

井震数据联合驱动下砂体叠置模式 构建技术及应用 ——以 WX 油田东北部姚家组葡萄花油层为例

徐世东^{1,2}, 陈书平^{*1,2}, 薛佳雯³, 孔令华⁴

(1. 中国石油大学(北京)油气资源与探测国家重点实验室, 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京)地球科学学院, 北京 102249;
3. 北京布瑞知识产权代理有限公司, 北京 102200; 4. 中国石油新疆油田分公司, 新疆克拉玛依 834000)

摘要:葡萄花油层是松辽盆地 WX 油田重要的含油层系之一, 该油层砂体层数多、厚度小(1~2 m); 局部井间距较大, 井间沉积相变快, 砂体展布特征复杂, 精细地刻画油层段各小层沉积微相特征难度大, 目前砂体叠置模式尚未建立。为此, 以测井、录井和三维地震数据为基础, 采用优化的随机森林算法和数据挖掘技术建立沉积微相概率预测模型; 再通过机器学习和模糊判别方法分别识别 WX 油田东北部姚家组葡萄花油层各小层的沉积微相类型; 最终建立四种砂体叠置模式, 即平面连接式、平面分隔式、垂向接触式和垂向分离式。通过钻井验证, 该技术具有较高的储层预测精度, 对于河道沉积微相, 样本井的准确率平均值可达 88.8%, 各小层(除 PI₁ 和 PI₃ 外)检验井预测准确率均可达 80.0% 以上。精细刻画的沉积微相和建立的砂体叠置模式可为后期储层综合评价、开发方案优化、调整和井位合理部署等提供依据。

关键词:葡萄花油层, 井震联合驱动, 机器学习, 概率预测模型, 沉积微相, 砂体叠置模式

中图分类号: P631 文献标识码: A doi: 10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2023.01.019

Construction technology of superimposition patterns of sandbodies driven by well-seismic data and its application:

Taking the Putaohua reservoir of Yaojia Formation in the northeastern WX Oilfield as an example

XU Shidong^{1,2}, CHEN Shuping^{*1,2}, XUE Jiawen³, KONG Linghua⁴

(1. State Key Laboratory of Petroleum Resources and Prospecting, China University of Petroleum(Beijing), Beijing 102249, China;
2. College of Geosciences, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 3. Beijing Bright IP Agency
Co., Ltd., Beijing 102200, China; 4. PetroChina Xinjiang Oilfield Company, Karamay, Xinjiang 834000, China)

Abstract: Putaohua reservoir is one of the important oil-bearing layers in the WX Oilfield of Songliao Basin. Sandbodies in the reservoir have a large number of layers and small thicknesses (1~2 m). In addition, fast change in the sedimentary facies between wells makes sandbody distribution characteristics complex, and well spacing is large in some areas. As a consequence, it is difficult to describe the sedimentary microfacies characteristics of each sublayer precisely by traditional technologies and methods. So far, the superimposition patterns of sandbodies have not been established, which brings difficulties to oilfield development. In response, utilizing well logging, mud logging, and 3D seismic data, this paper builds a probability prediction model of sedimentary microfacies with the optimized random forest algorithm and data mining technology driven by well-seismic data. Further, the sedimentary microfacies types of each sublayer of the Putaohua reservoir in the Yaojia Formation in the northeastern WX Oilfield are identified using machine learning and the fuzzy identification method. At last, the paper establishes four superimposition patterns of sandbodies in this area: plane connection, plane separation, vertical connection, and vertical separation. The technology has high reservoir prediction accuracy according to drilling verification in the study area. For sedimentary microfacies in channels, the average accuracy of sample wells can reach 88.8%, and the prediction accuracy of test wells in each sublayer(except the PI₁ layer and the PI₃ layer) is up to more than 80.0%.

* 北京市昌平区府学路 18 号中国石油大学(北京)地球科学学院, 102249. Email: csp21c@163.com

本文于 2021 年 12 月 29 日收到, 最终修改稿于 2022 年 11 月 22 日收到。

本研究受国家自然科学基金项目“济阳坳陷新生界走滑构造及与油气关系”(42172138)资助。

The finely described sedimentary microfacies and the established superimposition patterns of sandbodies can provide a basis for the comprehensive and effective evaluation of reservoirs, the optimization and adjustment of development programs, and the rational deployment of well locations.

Keywords: Putaohua reservoir, driven by well-seismic data, machine learning, probability prediction model, sedimentary microfacies, superimposition pattern of sandbodies

徐世东,陈书平,薛佳雯,等.井震数据联合驱动下砂体叠置模式构建技术及应用——以 WX 油田东北部姚家组葡萄花油层为例[J].石油地球物理勘探,2023,58(1):178-189.

XU Shidong, CHEN Shuping, XUE Jiawen, et al. Construction technology of superimposition patterns of sandbodies driven by well-seismic data and its application: Taking the Putaohua reservoir of Yaojia Formation in the northeastern WX Oilfield as an example[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2023, 58(1): 178-189.

0 引言

浅水三角洲主要发育于水体较浅、构造相对稳定的台地、陆表海或地形平缓、整体沉降缓慢的拗陷湖盆^[1-5]。其分流河道频繁侧向迁移和改道^[6],一方面导致分流河道砂体广泛发育,其他类型砂体被普遍侵蚀^[7];另一方面使分流河道砂体叠置关系复杂化^[8-9]。当砂体横向延伸复杂、断续分布时,将严重影响储层评价、剩余油挖潜和井位部署。葡萄花油层是松辽盆地 WX 油田重要的含油层系之一,该油层砂体属于浅水三角洲沉积,层数多、厚度小(1~2 m),河道沿南北向变化频繁;局部井间距较大^[10-14],井间沉积相变快,砂体展布规律复杂。以往的技术或方法^[15]难以精细刻画油层段各小层沉积微相特征,目前砂体叠置模式尚未建立,这给油田开发带来一定难度。

为此,本文将机器学习技术^[16-20]应用于砂体叠置关系的研究中,以测井、录井和三维地震资料为基础,采用井震联合驱动下优化的随机森林算法和数据挖掘技术建立沉积微相概率预测模型;再通过机器学习和模糊判别方法分别识别出 WX 油田东北部姚家组葡萄花油层段各小层的沉积微相类型;最终建立该区四种砂体叠置模式。该方法可提高沉积微相的垂向及平面形态表征能力,明显提高了薄砂储层的描述精度。

1 研究区概况

WX 油田位于松辽盆地大庆长垣东翼构造缓坡区。研究区位于 WX 油田的东北部,东西宽约 8.1 km,南北长约 7.9 km,葡萄花油层为主要开发层系之一。葡萄花油层属于上白垩统姚家组一段,

发育一套典型的河流—湖盆浅水三角洲沉积体系^[21-22]。WX 油田位于近湖端侧缘,受控于北部强物源供给,主体发育浅水三角洲前缘亚相等沉积相类型^[21]。葡萄花油层分为 PI1~PI9(PI1、PI2、PI4、PI5 均又进一步细分为 1 和 2 两个小层,分别用下标 1、2 表示)共 13 个小层,其中 PI1~PI4 小层为上砂组,PI5~PI9 为下砂组(图 1)。油层平均厚度为 60.0 m,单层砂岩平均厚度为 1.7 m,砂体厚度在平面上变化较大。

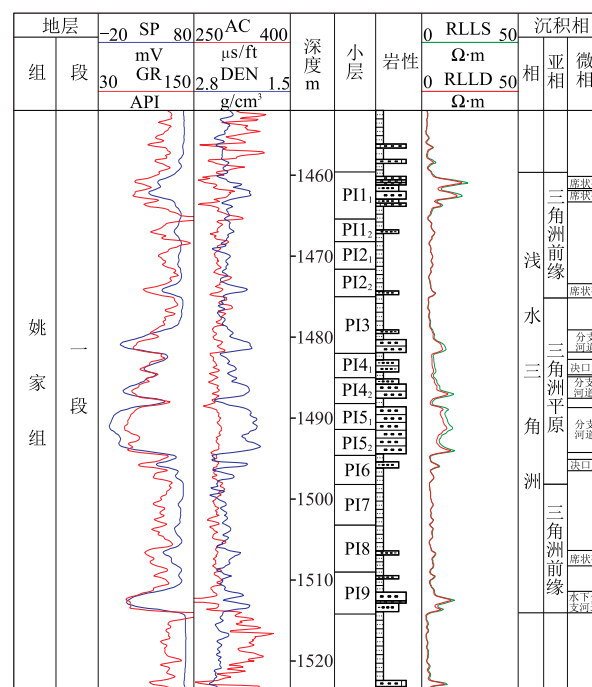


图 1 研究区葡萄花油层岩电关系

2 砂体叠置模式构建技术流程

从“机器学习”的角度,采用井震数据驱动和多学科知识联合约束的思想,构建砂体叠置模式。技术流程如图 2 所示,主要步骤如下:

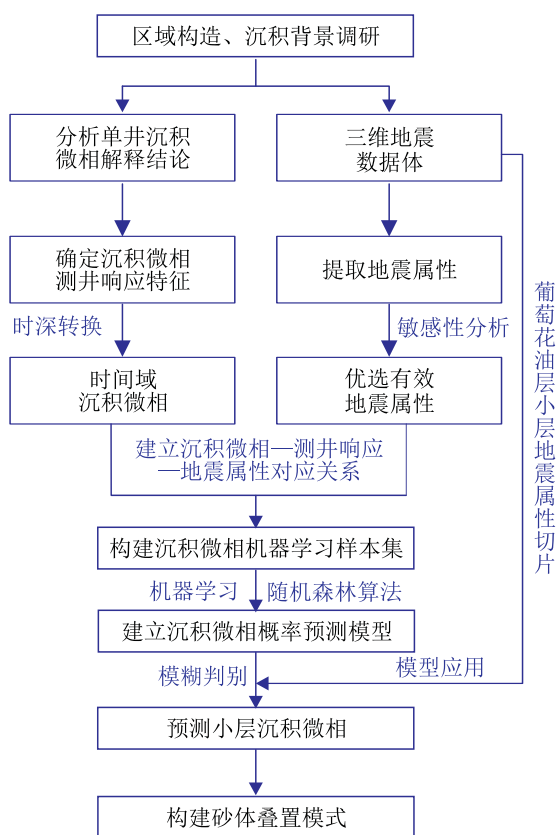


图2 砂体叠置模式构建技术路线

(1)在充分调研区域构造、沉积背景的基础上,根据研究区内 279 口井的测井沉积微相解释结论,确定单井各沉积微相的测井响应特征;

(2)利用三维地震数据体,共提取各小层 72 种地震属性,通过敏感性分析^[23],选取 21 种属性作为输入;

(3)通过时深转换,拾取有效样本点构建样本集,建立沉积微相—测井响应—地震属性的一一对应关系;

(4)对线性判别^[24-26]、决策树^[27]、单隐层神经网络^[28-30]、高斯径向基核 C-SVM(支持向量机)^[31-33]和随机森林^[34-38]等不同机器学习算法进行十折交叉验证^[39],测试各算法的准确性,最终选择随机森林算法对构建的样本集进行学习,建立井资料约束下地震属性驱动的沉积微相概率预测模型;

(5)将各小层地震属性切片作为预测模型的输入进行机器学习,计算各小层对应沉积微相概率,再进行模糊判别分析,预测各小层沉积微相;

(6)根据预测的各小层沉积微相,结合测井响应特征,构建葡萄花油层砂体叠置模式。

3 小层沉积微相预测

3.1 单井微相测井响应特征

通过分析测井微相解释结论(图 3),可知研究区内单井沉积微相总体特征为:PI1~PI2 为浅水三角洲前缘亚相,主要分为水下分流河道、三角洲前缘席状砂、水下分流间湾等沉积微相;PI3~PI6 为三角洲平原亚相,主要分为分流河道、决口扇、分流间湾等沉积微相;PI7~PI9 为三角洲前缘亚相,与 PI1~PI2 沉积特征相似。

水下分流河道微相(图 3a)岩性主要为泥质粉砂岩、粉砂岩,砂体普遍较厚,SP、GR 曲线多以中幅度箱形、钟形为主。

席状砂微相(图 3b)岩性主要为粉砂岩与泥岩互层,砂体厚度中等,SP、GR 曲线呈指状或锯齿状,一般是中等幅度差。

水下分流间湾微相(图 3c)岩性主要为泥岩,仅发育极薄的砂层,测井响应上为较高 GR 值,SP 曲线特征呈微锯齿状,基本没有幅度差。

分流河道微相(图 3d)岩性主要为粉砂岩,测井响应特征与水下分支河道相似,SP、GR 曲线为钟形或箱形,高幅度差。

决口扇微相(图 3e)岩性主要为泥质粉砂岩,SP、GR 曲线呈指形或塔松状,中等幅度差,顶部渐变,底部突变。

分流间湾微相(图 3f)岩性及测井响应特征与水下分流间湾微相相似。

3.2 地震属性提取与优选

由于葡萄花油层较薄,13 个小层在地震剖面上仅显示为两个相位(图 4),无法有效识别各沉积微相。为了更好地发挥三维地震资料表征储层沉积相的作用,增加机器学习的样本数量,本文对地震资料进行分频滤波处理(间隔为 10 Hz),得到了 0~10、10~20、20~30、30~40、40~50、50~60、60~70 和 70~80 Hz 共 8 个频段波形属性;然后分频段计算出瞬时振幅(InsAmp)、瞬时频率(InsFreq)、瞬时相位正弦(SinPhase)、瞬时相位余弦(CosPhase)和相对波阻抗(Rankimp)共 5 类地震属性。

首先初步筛选出 24 种常规地震属性(如 Seismic,即叠后地震属性体等)和 48 种分频地震属性(如 8 个频段的 InsAmp、InsFreq、SinPhase 等 5 类地

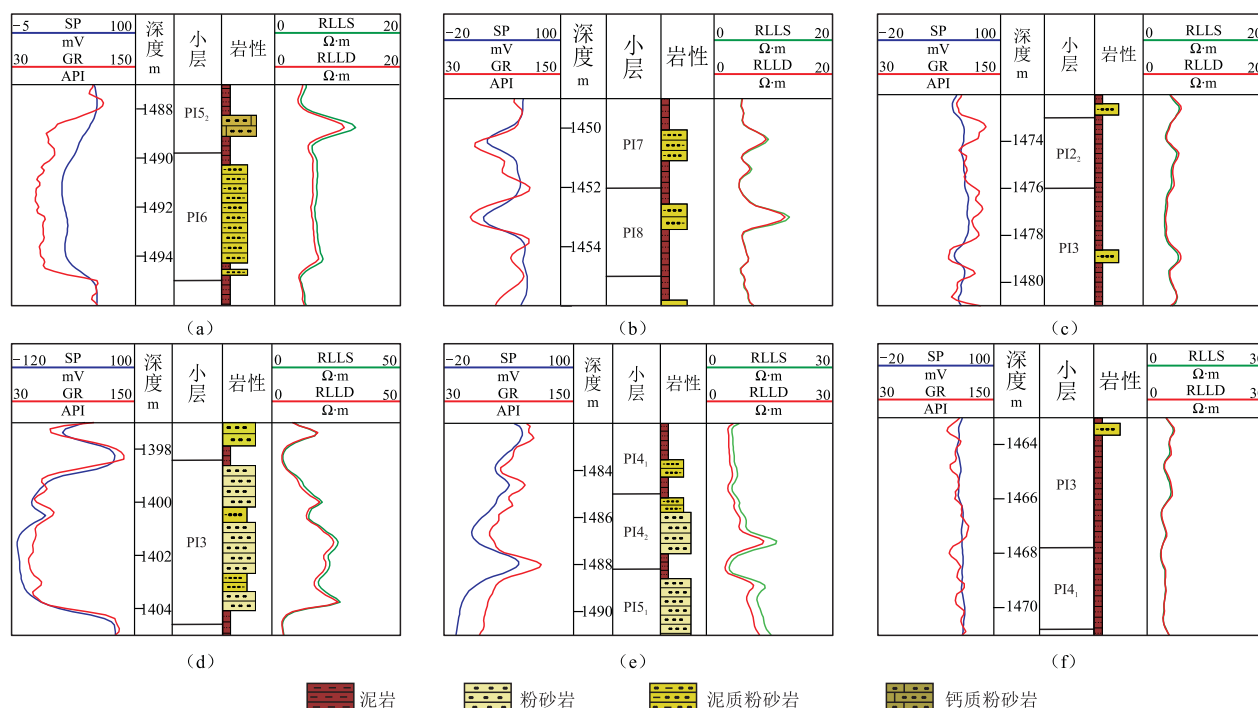


图 3 不同沉积微相的测井响应特征

(a)水下分流河道; (b)席状砂; (c)水下分流间湾; (d)分流河道; (e)决口扇; (f)分流间湾

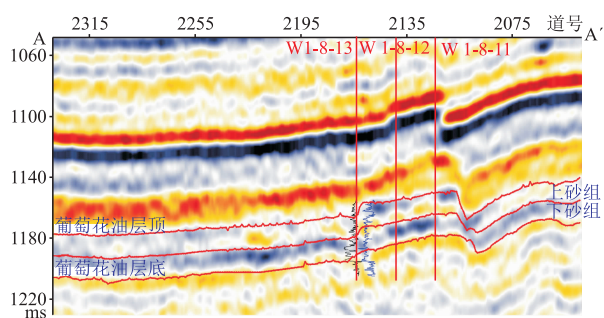


图 4 W1-8-13—W1-8-12—W1-8-11 连井地震剖面

测线位置见图 6b。

震属性和波形属性)。为提高机器学习预测的精度、减少预测结果的多解性和降低计算误差,利用随机森林平均不纯度减少 (Mean Decrease Impurity, MDI) 分析、评估上述 72 种地震属性的特征重要性,最终优选出 21 种敏感属性,如 Seismic、Hilbert (希尔伯特变换)、RankImp、InsAmp、InsFreq、CosPhase、SinPhase 等 (表 1),分别制作 13 个小层 (PI₁~PI₉) 的地层切片,以 21 种属性切片作为沉积微相概率预测模型的输入,有效拓展了地震资料表征沉积相的属性空间。

表 1 PI₁₂ 小层沉积微相地震属性特征

沉积微相	地震属性				
	Seismic	InsAmp	CosPhase	SinPhase	InsFreq
水下分流间湾					
席状砂					
水下分流河道					

注:横坐标为标准化后的地震属性值,无量纲;纵坐标为频数。

3.3 井震联合选取样本点,构建样本集

机器学习样本点的提取主要通过井震联合方法,以地震属性平面切片为主、剖面为辅的方式进行。在前述选取的 21 种地震属性的基础上,根据井网密度大的区域各井的测井响应特征和单井沉积微相解释结论(样本井),通过时深转换,按照小层将目标井段沉积微相分别转换到各地震属性时间切片上对应的井点位置,提取该井过沉积微相点的 21 种敏感地震属性,建立测井响应特征、沉积微相与地震属性的一一对应关系,标记为有效样本点(图 5)。由于断层附近的井震响应特征与其他地区明显不同,故断层附近标记为无效样本点。以 $PI2_1$ 为例,共选取 154 口样本井;以样本井为中心,以平面属性切片为约束,选取一个适当范围作为样本点窗口,该窗口内像素点(该小层平均为 46 个像素点)所代表的沉积微相类型与样本井所标定的沉积微相一致;然后在每个像素点提取 21 种地震属性。因此,可以得到

该小层机器学习样本总数,即 151998($154 \times 47 \times 21$)个样本点,其中河道砂样本有 71064 个,河道间样本有 39480 个,席状砂样本有 41454 个。最后通过研究区井震联合拾取的有效样本点构建出机器学习的样本集(表 2)。

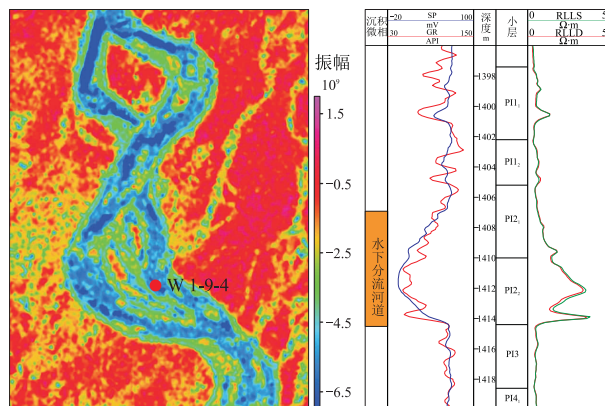


图 5 研究区葡萄花油层 $PI2_1$ 振幅属性切片(左)与 W1-9-4 井沉积微相样本点拾取(右)

表 2 机器学习样本集(部分)

时深关系		沉积微相	测井响应				地震属性		
时间 ms	深度 m		AC $us \cdot m^{-1}$	GR API	RLLS $\Omega \cdot m$	RLLD $\Omega \cdot m$	Seismic	Hilbert	RankImp
1145.1	1430.0	席状砂	281.2	109.3	6.5	6.6	11289.2	-5026.9	1042.6
1145.4	1430.4	席状砂	282.4	104.2	7.2	7.4	11297.4	-4519.9	3101.4
1145.6	1430.8	席状砂	290.9	110.5	5.8	5.9	11305.7	-4012.9	5160.1
1145.9	1431.2	水下分流间湾	291.0	113.4	4.9	4.9	11313.9	-3505.9	7218.9
1146.1	1431.6	水下分流间湾	292.1	108.4	5.3	5.3	11278.1	-3030.0	8213.1
1146.4	1432.1	水下分流间湾	302.1	108.7	5.2	5.2	11199.4	-2584.3	8169.8
1146.6	1432.5	水下分流间湾	318.4	115.3	4.2	4.1	11120.6	-2138.7	8126.6
1146.9	1432.9	水下分流间湾	323.7	119.4	3.7	3.5	11041.9	-1693.1	8083.3
1147.1	1433.3	水下分流间湾	307.1	116.0	5.1	5.1	10949.8	-1321.7	8056.0
1147.4	1433.7	水下分流间湾	279.9	108.1	7.8	8.1	10844.8	-1022.5	8044.3
1147.6	1434.1	席状砂	273.7	96.7	10.4	10.9	10739.8	-723.4	8032.5
1147.9	1434.6	席状砂	277.9	84.3	13.5	14.4	10634.8	-424.2	8020.8
1148.1	1435.0	席状砂	282.5	87.1	13.7	14.6	10545.1	-146.9	7995.6
1148.4	1435.4	席状砂	275.8	103.3	10.6	11.1	10470.4	109.3	7957.4
1148.6	1435.8	席状砂	267.6	103.0	10.8	11.3	10395.6	365.5	7919.1
1148.9	1436.2	席状砂	278.4	98.7	9.6	10.0	10320.9	621.7	7880.9
1149.1	1436.6	席状砂	289.4	106.6	5.7	5.8	10278.7	838.1	7854.0
1149.4	1437.1	水下分流河道	278.8	106.7	5.4	5.4	10268.2	1015.9	7838.3
1149.6	1437.5	水下分流河道	274.2	95.1	6.5	6.6	10257.7	1193.6	7822.5
1149.9	1438.0	水下分流河道	281.1	82.9	7.1	7.3	10247.2	1371.3	7806.8
1150.1	1438.4	水下分流河道	283.9	75.4	8.0	8.3	10276.2	1579.1	7839.3
1150.4	1438.8	水下分流河道	281.9	75.8	8.7	9.1	10343.7	1816.2	7918.8
1150.6	1439.3	水下分流河道	284.1	91.4	7.4	7.6	10411.2	2053.3	7998.3
1150.9	1439.7	水下分流河道	290.3	114.8	5.2	5.1	10478.7	2290.4	8077.8
1151.1	1440.2	水下分流河道	295.5	123.3	4.4	4.2	10575.8	2547.2	8099.1
1151.4	1440.6	水下分流河道	298.6	116.8	4.2	4.0	10701.8	2823.2	8063.9
1151.6	1441.1	水下分流河道	292.4	112.2	4.4	4.2	10827.8	3099.2	8028.6

3.4 沉积微相概率预测模型构建

利用随机森林算法对构建的样本集进行学习,建立各小层沉积微相概率预测模型。将各小层地震属性切片作为预测模型的输入,通过模糊判别分析,制作各小层沉积微相模糊概率预测图。以浅水三角洲前缘沉积 $PI2_1$ 为例,棕色代表属于水下分流间湾微相的概率,橙色代表属于水下分流河道微相的概率,黄色代表属于席状砂微相的概率,颜色越深代表属于该沉积微相的概率越大(图 6a)。模糊判别的标准是:①若某点属于某一沉积微相概率较大,而属于

其他沉积微相概率较小时,则该点判别为概率较大的沉积微相;②若某点两种沉积微相的概率大致相同,则说明该点在两种沉积微相的边界处,此时判别结果具有一定误差;③若某点三种沉积微相的概率大致相同,则说明该点可能并不属于样本集中的沉积微相类型。在此基础上,根据各小层沉积微相模糊概率预测图,可以制作各小层的沉积微相图(图 6b)。

3.5 小层沉积微相预测与分析

根据葡萄花油层 13 个小层沉积微相的沉积演化特征(图 7),可以认为研究区物源来自于北方,物

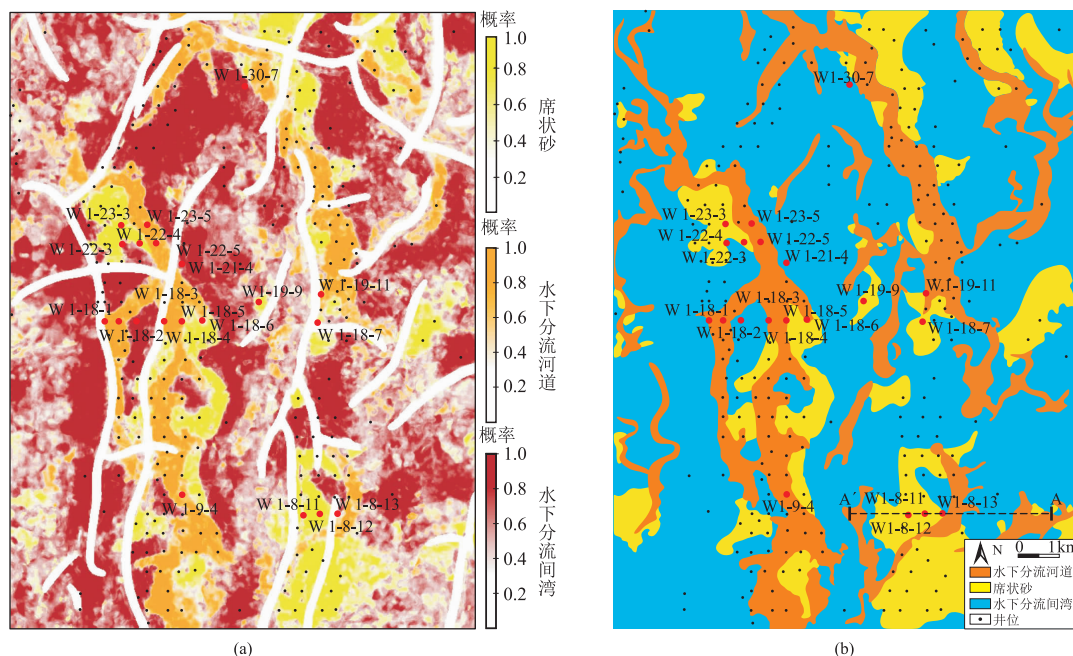


图 6 研究区 $PI2_1$ 沉积微相模糊概率预测结果(a)和沉积微相(b)

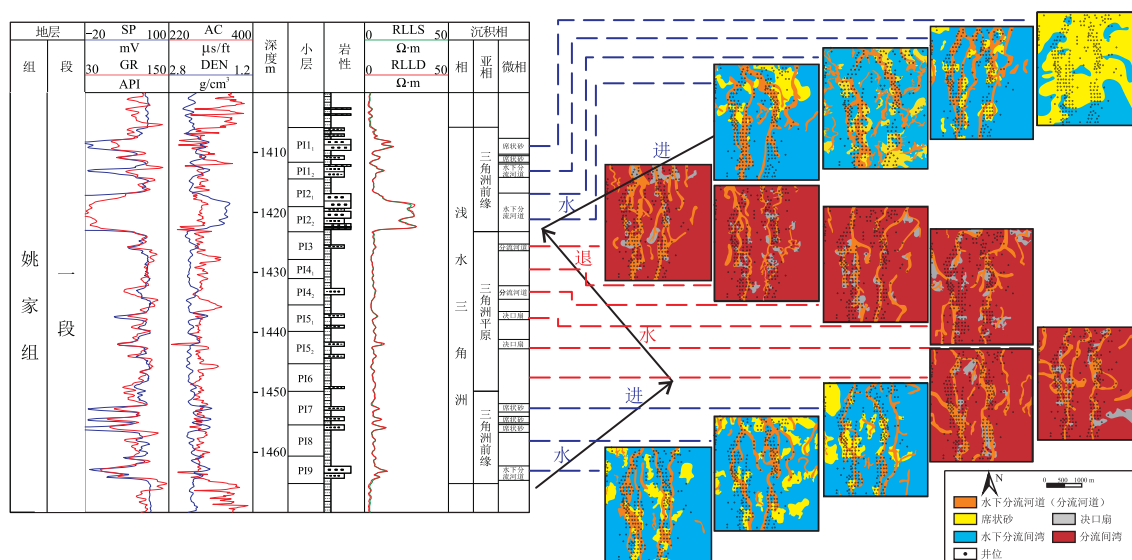


图 7 研究区葡萄花油层各小层沉积微相垂向演化特征示意图

源供给能力的变化导致河道纵向叠置,平面连片发育,分叉、改道明显。该区域主要发育由北向南流向的河道,河道平面展布主要为 NS、NNW 和 NW 向。由老到新的沉积演化特征如下。

(1)葡萄花油层下砂组形成于水进→水退的升降旋回序列,主要发育三角洲前缘和平原亚相。前缘亚相的沉积微相主要为水下分流河道、席状砂、水下分流间湾,偶见河口坝;平原亚相的沉积微相多为分流河道、分流间湾和决口扇等。该沉积期的河道以南北向延伸为主,东西向延伸较短,常见分叉、合并现象,整体呈树杈、条带状,末端多呈鸟足状。河道南北向延伸长度为 7.0~12.5 km,宽度为 0.2~0.7 km,东西向延伸长度为 0.2~1.2 km。

(2)葡萄花油层上砂组形成于水退→水进的升降旋回序列,仍以三角洲前缘和平原亚相为主,其沉积微相类型与下砂组一致。其中,PI1₁ 属于三角洲

外前缘沉积,仅发育席状砂。该沉积期的河道以南北向延伸为主,常见分叉、合并现象,整体呈树杈、条带状,延伸长度为 4.0~12.0 km,宽度为 0.12~0.53 km。

3.6 沉积微相预测结果检验

将 154 口样本井各小层沉积微相解释结论与机器学习预测的各小层沉积微相进行对比,分析预测效果;将剩下 125 口井作为检验井,检验应用效果。从表 3 可以看出,总体上机器学习方法的样本井准确率平均值可以达 0.803,检验井预测准确率平均值可以达 0.692。对于河道沉积微相,样本井的准确率平均值可以达 0.888;除 PI1₂、PI3、PI6 外,检验井预测准确率均可达到 0.800 以上。

以检验井 W1-30-7 井为例(图 8),从 PI1₁ 到 PI9,各小层沉积微相解释结论与机器学习预测的平面沉积微相均一致。这体现了该方法较高的预测精度。

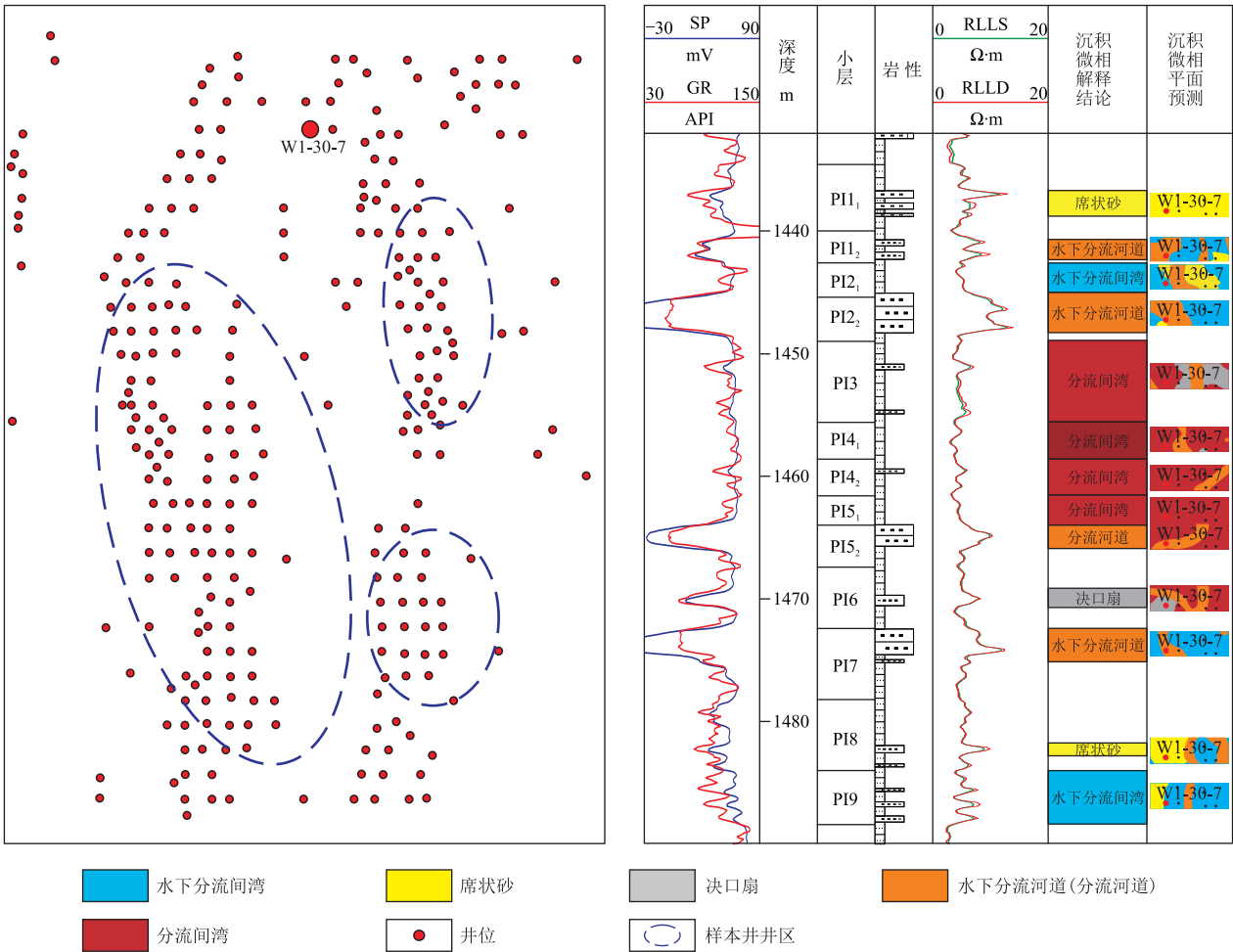


表 3 沉积微相预测准确率统计

小层	沉积微相		河道	
	样本井	检验井	样本井	检验井
PI1 ₁	0.758	0.695		
PI1 ₂	0.701	0.615	0.817	0.791
PI2 ₁	0.685	0.581	0.855	0.811
PI2 ₂	0.793	0.750	0.905	0.878
PI3	0.842	0.669	0.905	0.716
PI4 ₁	0.884	0.723	0.929	0.824
PI4 ₂	0.867	0.682	0.925	0.797
PI5 ₁	0.863	0.736	0.925	0.872
PI5 ₂	0.830	0.730	0.892	0.804
PI6	0.834	0.662	0.880	0.791
PI7	0.813	0.689	0.900	0.865
PI8	0.788	0.723	0.855	0.804
PI9	0.784	0.736	0.867	0.845
平均值	0.803	0.692	0.888	0.817

注:样本井共 154 口,检验井共 125 口。

4 砂体叠置模式构建

砂体叠置模式的构建,在垂向上主要依据井点处的录井岩性资料和单井砂体测井响应特征;在平面上井间或无井区主要基于前述机器学习方法识别出的 13 个小层平面沉积微相及垂向沉积演化特征。将平面预测结果与剖面刻画紧密结合(图 9),可进一步查明砂体展布和连通关系,并得出研究区内葡萄花油层砂体的四种叠置模式,即垂向分离式、平面

分隔式、平面连接式和垂向接触式(表 4)。

(1)垂向分离式。河道多发育于三角洲平原亚相,发育于不同沉积时期,单砂体厚度小,相变快,单河道堆积时间短或横向改道快,导致垂向上呈分离式沉积。该模式在研究区各小层中均发育,其中在 PI3~PI6 垂直物源剖面上较为常见。在地震波阻抗反演剖面上,河道砂体的波阻抗值高;垂向上,河道间反演波阻抗值低。

(2)平面分隔式。河道多发育于三角洲平原亚相或三角洲前缘亚相,是河流分叉、改道或是不同分支河流沉积的结果,导致单个砂体在平面分布上不连通,剖面上近平行排列。该模式在研究区各小层均有发育(除 PI1₁ 外),尤其在 PI3~PI8 发育明显。河道间反演波阻抗值低。

(3)平面连接式。河道多发育于三角洲前缘亚相,虽然同期形成的河道横向不直接连通,但期间因为河流作用形成的片状分布的席状砂将同期河道连接起来,因而形成河道—席状砂—河道的结构特征^[40]。该模式在研究区内主要发育于 PI1₂~PI2₂ 和 PI7~PI8,随着水动力由强到弱及由弱到强的转变,席状砂与河道的连通方式主要表现为席状砂单期、多期两种情况。且河道处反演波阻抗值高,席状砂及其与河道连接处反演波阻抗值略低于河道。

(4)垂向接触式。河道多发育于三角洲前缘和

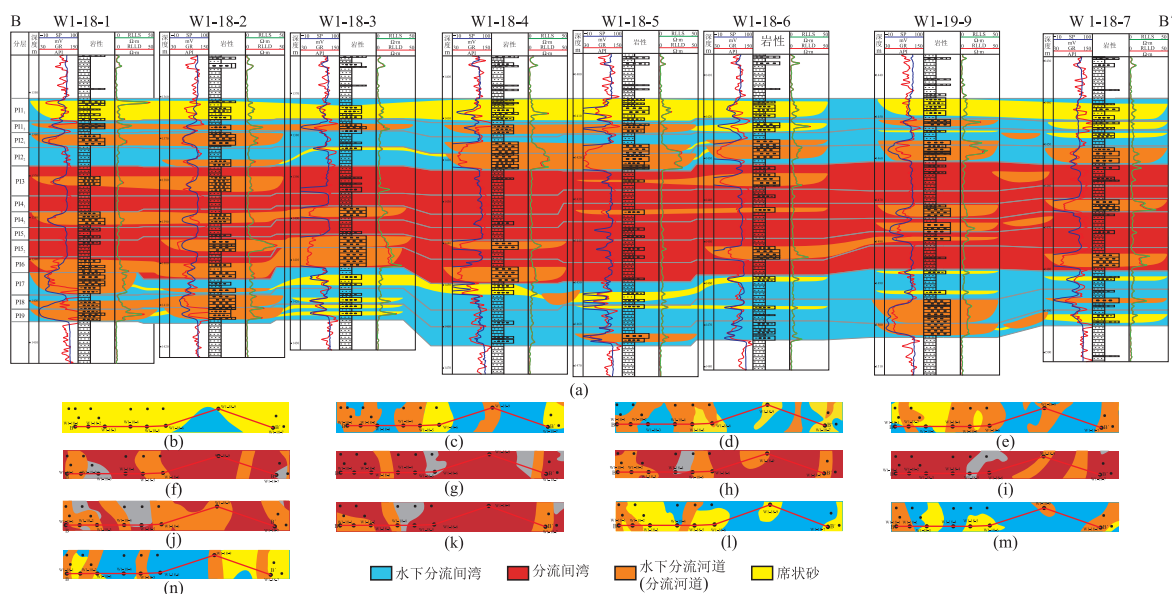

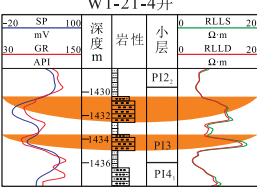
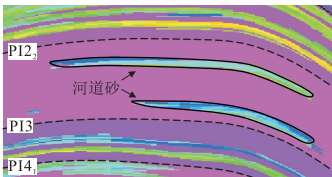

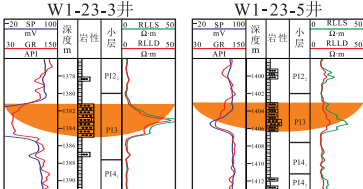
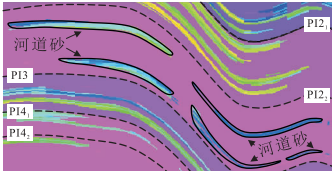
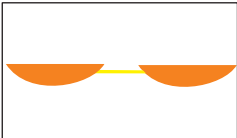
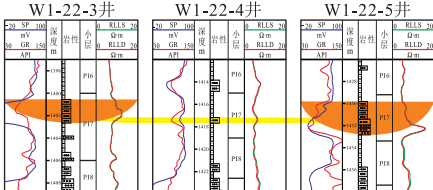
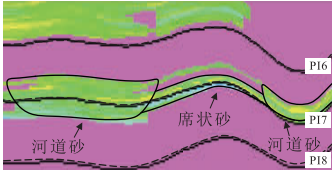

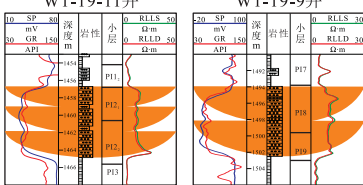
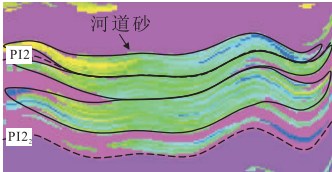


图 9 WX 油田东北部葡萄花油层沉积微相连井对比剖面及其相应的不同小层沉积微相局部(平面)预测结果

(a)连井对比剖面;预测的各小层沉积微相:(b)PI1₁;(c)PI1₂;(d)PI2₁;(e)PI2₂;(f)PI3;
(g)PI4₁;(h)PI4₂;(i)PI5₁;(j)PI5₂;(k)PI6;(l)PI7;(m)PI8;(n)PI9

表 4 WX 油田东北部姚家组葡萄花油层砂体叠置模式及地震波阻抗反演响应

砂体叠置模式	砂体配置	钻井实例	地震反演效果
垂向分离式			
平面分隔式			
平面连接式			
垂向接触式			

的细—粉砂岩沉积在前期的粉砂岩之上,形成相邻多期不同河道垂向上加积叠置^[41],砂体厚度大约为5~6 m。该模式在研究区内主要发育于PI1₂~PI9,纵向上扩大了砂体连通性。测井曲线表现为单层响应较不明显,但整体呈现明显的箱型,并且幅度较大,岩性呈现明显的由细变粗的韵律特征。在波阻抗反演剖面上河道砂体彼此之间相互接触、连通,使多期加积河道反演波阻抗值较高。

5 结论

(1)以井震数据联合驱动为基础,利用优化的随机森林算法和数据挖掘技术先建立沉积微相概率预测模型,然后通过机器学习和模糊判别方法较准确地预测出各小层单元的沉积微相类型,最后构建砂体叠置模式的方法、流程是一种比较实用且值得在相似沉积背景的油田进一步推广的技术。

(2)本文方法的应用深化了对研究区浅水三角洲沉积特征、物源方向、沉积微相与沉积演化的认识,明显提升了对垂向各小层单元沉积微相的甄别与划分、河道砂平面形态及分布延伸特点的空间雕刻能力;同时,该区葡萄花油层四种砂体叠置模式的构建,以及三角洲前缘、平原亚相与不同的砂体叠置结构类型、砂体横向连通性之间的匹配、组合关系可为后期储层综合评价、开发方案优化和井位合理部署等提供依据。

参考文献

[1] 朱筱敏,潘荣,赵东娜,等.湖盆浅水三角洲形成发育与实例分析[J].中国石油大学学报(自然科学版),2013,37(5):7-14.
ZHU Xiaomin, PAN Rong, ZHAO Dongna, et al. Formation and development of shallow-water deltas in lacustrine basin and typical case analyses[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2013, 37(5): 7-14.
[2] 陈诚,朱怡翔,石军辉,等.断陷湖盆浅水三角洲的形成过程与发育模式——以苏丹 Muglad 盆地 Fula 凹

- 陷 Jake 地区 AG 组为例[J]. 石油学报, 2016, 37(12): 1508-1517.
- CHEN Cheng, ZHU Yixiang, SHI Junhui, et al. The forming process and development pattern of shallow water delta in fault depression lacustrine basin: a case study of AG Formation in the Jake area in Fula sag, Muglad Basin, Sudan[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2016, 37(12): 1508-1517.
- [3] 徐波, 廖保方, 冯晗, 等. 南堡 1-1 区东一段浅水三角洲水下分流河道单砂体叠置关系[J]. 大庆石油地质与开发, 2019, 38(1): 51-59.
- XU Bo, LIAO Baofang, FENG Han, et al. Superimposition relationships of the individual sandbody in the shallow-water-delta underwater distributary channel of Member Ed1 in Block Nanpu1-1[J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2019, 38(1): 51-59.
- [4] 李渊, 丁熊, 王兴志, 等. 鄂尔多斯盆地延长组长 8 段浅水三角洲砂体结构特征[J]. 天然气地球科学, 2021, 32(1): 57-72.
- LI Yuan, DING Xiong, WANG Xingzhi, et al. Structural characteristics of sand bodies in shallow-water deltas in the Chang 8 Member of Yanchang Formation, Ordos Basin[J]. *Natural Gas Geoscience*, 2021, 32(1): 57-72.
- [5] 贺婷婷, 李胜利, 高兴军, 等. 浅水湖泊三角洲平原分流河道类型与叠置模式[J]. 古地理学报, 2014, 16(5): 597-604.
- HE Tingting, LI Shengli, GAO Xingjun, et al. Types and superposed patterns of distributary channels in a shallow lacustrine delta plain[J]. *Journal of Palaeogeography*, 2014, 16(5): 597-604.
- [6] 陈诚, 齐宇, 喻梓靓, 等. 浅水三角洲河道砂体叠置关系的地震识别——以鄂尔多斯盆地东缘临兴 S 区为例[J]. 天然气地球科学, 2021, 32(5): 772-779.
- CHEN Cheng, QI Yu, YU Ziliang, et al. Seismic identification of superposition relationship of the shallow water delta channel sandbodies: case study of Linxing S area in eastern Ordos Basin[J]. *Natural Gas Geoscience*, 2021, 32(5): 772-779.
- [7] 曾洪流, 赵贤正, 朱筱敏, 等. 隐性前积浅水曲流河三角洲地震沉积学特征——以渤海湾盆地冀中坳陷饶阳凹陷肃宁地区为例[J]. 石油勘探与开发, 2015, 42(5): 566-576.
- ZENG Hongliu, ZHAO Xianzheng, ZHU Xiaomin, et al. Seismic sedimentology characteristics of sub-clinoformal shallow-water meandering river delta: a case from the Suning area of Raoyang sag in Jizhong depression, Bohai Bay Basin, NE China[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2015, 42(5): 566-576.
- [8] 井涌泉, 蔡文涛, 王海峰, 等. 基于地震波形结构特征的浅水三角洲砂体构型预测[J]. 地球物理学进展, 2020, 35(6): 2359-2366.
- JING Yongquan, CAI Wentao, WANG Haifeng, et al. Prediction of shallow water delta sand body configuration based on architectural feature of seismic waveform[J]. *Progress in Geophysics*, 2020, 35(6): 2359-2366.
- [9] 鲍琪凤. 浅水三角洲平原分流河道砂体连通性表征[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2015.
- BAO Qifeng. The Connectivity Characterization of Distributary Channel Sand Bodies on the Shallow Delta Plain, Taking the Northern Part of Eastern Xingliu Block as an Example[D]. China University of Geosciences (Beijing), Beijing, 2015.
- [10] 薛佳雯. 卫星油田东北部葡萄花油层沉积微相及砂体结构研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2019.
- XUE Jiawen. Study on the Sedimentary Microfacies and Sand Body Structure of the Putaohua Reservoir in the Northeast of the Weixing Oil Field[D]. China University of Petroleum (Beijing), Beijing, 2019.
- [11] 那云石. 大庆长垣太东地区葡萄花油层储层评价研究[D]. 黑龙江大庆: 东北石油大学, 2015.
- NA Yunshi. Daqing Placantiline Taidong Area Putaohua Reservoir Evaluation Research[D]. Northeast Petroleum University, Daqing, Heilongjiang, 2015.
- [12] 刘宗堡, 董志文, 刘性全, 等. 三肇凹陷卫星油田葡萄花油层水下分流河道的精细刻画[J]. 黑龙江科技大学学报, 2021, 31(3): 272-278.
- LIU Zongbao, DONG Zhiwen, LIU Xingquan, et al. Precise description of underwater distributary channel of Putaohua reservoir in Weixing oil field, Sanzhao sag[J]. *Journal of Heilongjiang University of Science and Technology*, 2021, 31(3): 272-278.
- [13] 杨春生, 姜岩, 宋宝权, 等. 小河道薄砂层井震联合识别技术及应用——以大庆长垣西部 AGL 地区为例[J]. 石油地球物理勘探, 2022, 57(1): 159-167.
- YANG Chunsheng, JIANG Yan, SONG Baoquan, et al. Recognition technology integrating logging and seismic data for thin sand reservoir in narrow channel and its application: taking the AGL area in western Daqing placantiline as an example[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2022, 57(1): 159-167.
- [14] 陈泓竹, 王彦春, 高阳. C51 井区葡萄花储层薄砂体展布地震精细刻画[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(3): 600-607, 633.
- CHEN Hongzhu, WANG Yanchun, GAO Yang. Seismic fine depiction of the thin sand distribution of the Putaohua Reservoir in the Well C51 Area[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2019, 54(3): 600-607, 633.
- [15] 陈清华, 曾明, 章凤奇, 等. 河流相储层单一河道的识别及其对油田开发的意义[J]. 油气地质与采收率, 2004, 11(3): 13-15.
- CHEN Qinghua, ZENG Ming, ZHANG Fengqi, et al. Identification of single channel in fluvial reservoir and its significance to the oilfield development[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2004, 11(3): 13-15.
- [16] 窦宏恩, 张蕾, 米兰, 等. 人工智能在全球油气工业领域的应用现状与前景展望[J]. 石油钻采工艺, 2021, 43(4): 405-419, 441.
- DOU Hongen, ZHANG Lei, MI Lan, et al. The appli-

- cation status and prospect of artificial intelligence in the global oil and gas industry[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2021, 43(4): 405-419, 441.
- [17] 李昌, 沈安江, 常少英, 等. 机器学习法在碳酸盐岩岩相测井识别中应用及对比——以四川盆地 MX 地区龙王庙组地层为例[J]. 油气藏评价与开发, 2021, 11(4): 586-596.
- LI Chang, SHEN Anjiang, CHANG Shaoying, et al. Application and contrast of machine learning in carbonate lithofacies log identification: a case study of Longwangmiao Formation of MX area in Sichuan Basin[J]. Reservoir Evaluation and Development, 2021, 11(4): 586-596.
- [18] 匡立春, 刘合, 任义丽, 等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(1): 1-11.
- KUANG Lichun, LIU He, REN Yili, et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(1): 1-11.
- [19] 张艳, 张春雷, 成育红, 等. 基于机器学习的多地震属性沉积相分析[J]. 特种油气藏, 2018, 25(3): 13-17.
- ZHANG Yan, ZHANG Chunlei, CHENG Yuhong, et al. Multi-attribute seismic sedimentary facies analysis based on machine learning[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2018, 25(3): 13-17.
- [20] AO Y L, LI H Q, ZHU L P, et al. A hybrid approach to integrate multi-source geophysical data for interwell formation property estimations[C]. Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Compute and Data Analysis, 2019, 13-19.
- [21] 冯志强, 张顺, 付秀丽. 松辽盆地姚家组—嫩江组沉积演化与成藏响应[J]. 地学前缘, 2012, 19(1): 78-87.
- FENG Zhiqiang, ZHANG Shun, FU Xiuli. Depositional evolution and accumulation response of Yaojia-Nenjiang Formation in Songliao Basin[J]. Earth Science Frontiers, 2012, 19(1): 78-87.
- [22] 王建功, 王天琦, 卫平生, 等. 大型拗陷湖盆浅水三角洲沉积模式——以松辽盆地北部葡萄花油层为例[J]. 岩性油气藏, 2007, 19(2): 28-34.
- WANG Jiangong, WANG Tianqi, WEI Pingsheng, et al. Sedimentary mode of shallow lacustrine delta of large continental basin: An example from Putaohua Formation in northern Songliao Basin[J]. Lithologic Reservoirs, 2007, 19(2): 28-34.
- [23] 彭达, 尹成, 朱永才, 等. 扇三角洲前缘薄互层叠置砂体的敏感属性分析[J]. 石油地球物理勘探, 2015, 50(4): 714-722.
- PENG Da, YIN Cheng, ZHU Yongcai, et al. Sensitive seismic attribute analysis on thin interbed overlapped sandbodies in fan-delta front[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2015, 50(4): 714-722.
- [24] 姜岩, 杨春生, 李文艳, 等. 利用地震主分量分析和 Fisher 判别预测窄小河道砂体[J]. 石油地球物理勘探, 2018, 53(6): 1283-1290.
- JIANG Yan, YANG Chunsheng, LI Wenyan, et al. Narrow-channel sand prediction with seismic principal components and Fisher discriminant analysis[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2018, 53(6): 1283-1290.
- [25] 张鑫, 梁杏, 孙立群, 等. 基于 Fisher 判别准则的河湖相判别模型的构建: 以江汉盆地汉江上游段为例[J]. 地球科学, 2020, 45(11): 4254-4266.
- ZHANG Xin, LIANG Xing, SUN Liqun, et al. Discriminant model of river-lake facies in the upper reach of Hanjiang section of Jiangnan Basin based on Fisher principle[J]. Earth Science, 2020, 45(11): 4254-4266.
- [26] 王鹏, 胡向阳, 魏水建. 基于核 Fisher 判别的复杂储层岩性识别[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(31): 29-34.
- WANG Peng, HU Xiangyang, WEI Shuijian. Lithologic identification of complex reservoirs based on kernel Fisher discriminant analysis[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(31): 29-34.
- [27] 孙建鹏, 杜雪亮, 章宝月, 等. 基于镁铁—超镁铁岩中单斜辉石主量元素含量的决策树集成算法对比[J]. 地质通报, 2019, 38(12): 1981-1991.
- SUN Jiankun, DU Xueliang, ZHANG Baoyue, et al. A comparison of tree-based ensemble algorithms on the main element content of monoclinic pyroxene in mafic-ultramafic rocks[J]. Geological Bulletin of China, 2019, 38(12): 1981-1991.
- [28] 陈钢花, 梁莎莎, 王军, 等. 卷积神经网络在岩性识别中的应用[J]. 测井技术, 2019, 43(2): 129-134.
- CHEN Ganghua, LIANG Shasha, WANG Jun, et al. Application of convolutional neural network in lithology identification[J]. Well Logging Technology, 2019, 43(2): 129-134.
- [29] 陈蓉, 王峰. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络在储层物性预测中的应用[J]. 测井技术, 2009, 33(1): 75-78.
- CHEN Rong, WANG Feng. Application of MATLAB-based of BP neural network in reservoir parameters prediction[J]. Well Logging Technology, 2009, 33(1): 75-78.
- [30] 周于皓, 刘慧卿, 祁鹏, 等. 基于循环神经网络的缝洞型油藏油井产量预测[J]. 计算物理, 2018, 35(6): 668-674.
- ZHOU Yuhao, LIU Huiqing, QI Peng, et al. Forecast of oil production in fractured-vuggy reservoir by using recurrent neural networks[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2018, 35(6): 668-674.
- [31] 相鹏, 谭绍泉, 陈学国, 等. 利用高斯径向基函数的拟神经网络重力反演方法[J]. 石油地球物理勘探, 2021, 56(6): 1409-1418.
- XIANG Peng, TAN Shaoquan, CHEN Xueguo, et al. Gravity inversion method based on quasi-neural network featuring Gaussian radial basis function[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021, 56(6): 1409-1418.
- [32] 张长开, 姜秀娣, 朱振宇, 等. 基于支持向量机的属性优选和储层预测[J]. 石油地球物理勘探, 2012, 47(2): 282-285.
- ZHANG Changkai, JIANG Xiudi, ZHU Zhenyu, et al. Attributes selection and reservoir prediction based on support vector machine[J]. Oil Geophysical Prospec-

- ting, 2012, 47(2):282-285.
- [33] 汪益宁, 闫荣堃, 罗佳洁, 等. 基于支持向量机的致密储层岩相识别——以徐家围子断陷下白垩统沙河子组为例[J]. 长江大学学报(自科版), 2016, 13(29): 33-38.
WANG Yining, YAN Rongkun, LUO Jiajie, et al. Tight reservoir lithofacies identification based on support vector machine: by taking Shahezi Formation of Xujiaweizi Faulted Depression of Lower Cretaceous for example[J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2016, 13(29): 33-38.
- [34] 王光宇, 宋建国, 徐飞, 等. 不平衡样本集随机森林岩性预测方法[J]. 石油地球物理勘探, 2021, 56(4): 679-687.
WANG Guangyu, SONG Jianguo, XU Fei, et al. Random forests lithology prediction method for imbalanced data sets [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021, 56(4): 679-687.
- [35] 宋建国, 高强山, 李哲. 随机森林回归在地震储层预测中的应用[J]. 石油地球物理勘探, 2016, 51(6): 1202-1211.
SONG Jianguo, GAO Qiangshan, LI Zhe. Application of random forests for regression to seismic reservoir prediction [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2016, 51(6): 1202-1211.
- [36] 何健, 文晓涛, 聂文亮, 等. 利用随机森林算法预测裂缝发育带[J]. 石油地球物理勘探, 2020, 55(1): 161-166.
HE Jian, WEN Xiaotao, NIE Wenliang, et al. Fracture zone prediction based on random forest algorithm[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2020, 55(1): 161-166.
- [37] HIDAYAT F, ASTSAURI T M S. Applied random forest for parameter sensitivity of low salinity water Injection (LSWI) implementation on carbonate reservoir[J]. Alexandria Engineering Journal, 2022, 61(3): 2408-2417.
- [38] AO Y L, ZHU L P, GUO S, et al. Probabilistic logging lithology characterization with random forest probability estimation[J]. Computers & Geosciences, 2020, 144: 104556.
- [39] 张军华, 任雄风, 赵杰, 等. 基于交叉验证支持向量机储层预测方法及应用[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(13): 5052-5057.
ZHANG Junhua, REN Xiongfeng, ZHAO Jie, et al. Reservoir prediction method and its application of support vector machine based on cross validation[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(13): 5052-5057.
- [40] 刘君龙, 孙冬胜, 纪友亮, 等. 川西晚侏罗世前陆盆地浅水三角洲砂体分布特征与叠置模式[J]. 石油与天然气地质, 2018, 39(6): 1164-1178.
LIU Junlong, SUN Dongsheng, JI Youliang, et al. Distribution characteristics and superimposition pattern of the Late Jurassic shallow water deltaic sand body in the foreland basin of Western Sichuan Depression[J]. Oil & Gas Geology, 2018, 39(6): 1164-1178.
- [41] 李志鹏, 林承焰, 董波, 等. 河控三角洲水下分流河道砂体内部建筑结构模式[J]. 石油学报, 2012, 33(1): 101-105.
LI Zhipeng, LIN Chengyan, DONG Bo, et al. Internal structural model of the sand body of the underwater branch of the river control delta[J]. Acta Petrolei Sinica, 2012, 33(1): 101-105.

(本文编辑:谢结来)

作者简介



徐世东 博士研究生, 1993年生; 2016、2019年分别获中国石油大学(北京)地质工程专业学士学位、硕士学位, 现在中国石油大学(北京)地球科学学院攻读地质专业博士学位; 主要研究领域为区域构造及盆地分析。