

邵冠铭, 乔占峰, 尹楠鑫, 等. 基于机器学习的孔隙型碳酸盐岩油藏相控建模研究——以中东 H 油田白垩系 Mishrif 组油藏为例[J]. 海洋地质前沿, 2023, 39(11): 76-85.

SHAO Guanming, QIAO Zhanfeng, YIN Nanxin, et al. The phase control modeling of porous carbonate reservoir by machine learning for the Cretaceous Mishrif Formation reservoir of H Oilfield in the Middle East[J]. Marine Geology Frontiers, 2023, 39(11): 76-85.

基于机器学习的孔隙型碳酸盐岩油藏相控建模研究

——以中东 H 油田白垩系 Mishrif 组油藏为例

邵冠铭^{1,2}, 乔占峰^{1,2}, 尹楠鑫³, 曹鹏^{1,2}, 孙晓伟^{1,2}, 张宇^{1,2}

(1 中国石油杭州地质研究院, 杭州 310023; 2 中国石油集团碳酸盐岩储层重点实验室, 杭州 310023;

3 重庆科技学院石油与天然气工程学院, 重庆 401331)

摘要:孔隙型碳酸盐岩储层的化学及机械沉积作用使得各沉积微相空间上不具备碎屑岩储层沉积微相明确的几何形态和外部结构,且不同成因储层的物性差异明显。依据常规的沉积微相建模方法难以如实地再现不同微相复杂的空间展布规律,进而也降低了相控属性建模的精度。本文以中东 H 油田白垩系 Mishrif 组生物碎屑灰岩为研究对象,通过开展波阻抗、孔隙度和渗透率的反演,利用机器学习的方法建立研究区的三维沉积微相模型。在此基础上,通过不同微相的变差函数分析,开展相控属性建模。结果表明,利用机器学习方法建立的沉积微相模型符合海相碳酸盐岩台地相序变化规律,充分体现了微相的空间形态和各微相间的接触关系,以沉积微相为约束条件建立的储层属性模型不仅满足了模拟结果与已知数据的概率一致性问题,又能分相带反映储层的空间变化特征。

关键词:Mishrif 组; 碳酸盐岩油藏; 沉积微相; 机器学习; 相控建模

中图分类号:P736; P744

文献标识码:A

DOI:10.16028/j.1009-2722.2022.221

0 引言

三维地质建模是精细油藏描述的核心,也是油藏数值模拟的基础,模型精度的高低直接影响到后期数值模拟的可靠性以及研究人员对油藏实际地质情况的认知程度,进而也影响后期开发方案的制订和措施的实施^[1]。对中东 H 油田 Mishrif 组孔隙型碳酸盐岩油藏而言,其储层虽受裂缝和溶洞影响小,但由于沉积微相不具备碎屑岩储层沉积微相明确的外部形态和几何特征,微相的空间展布难以精细刻画,不同微相储层物性差异明显,这些因素加

大了孔隙型碳酸盐岩储层建模难度。常规的相建模方法难以把握沉积相模型的精度,如利用多点地质统计学开展沉积微相建模存在训练图像难以求准的问题,而基于目标的沉积微相建模结果又无法完全忠实于井点信息。本文以波阻抗反演、孔隙度反演和渗透率反演为基础,以测井解释沉积微相为标签,引入机器学习的方法,开展中东 H 油田 Mishrif 组孔隙型碳酸盐岩油藏的三维沉积微相建模,并利用沉积微相为约束条件建立储层属性模型,模拟结果显示各沉积微相的空间展布不仅符合相序变化,其空间形态的接触关系也符合地质认识,相控约束下的属性模型充分体现了不同沉积微相内储层物性差异,模型精度得到了极大的提高。

1 研究区概况

H 油田位于中东地区伊拉克东南部米桑省内。1976 年,勘探发现该油田纵向上发育 9 套含油层系,其中碳酸盐岩共有 7 套,碳酸盐岩油藏储量占该油

收稿日期: 2022-08-12

资助项目: 中国石油天然气股份有限公司科学研究与技术开发项目“AL-BION 碳酸盐岩储层联合研究”(2021DQ0407); 中国石油天然气股份有限公司科学研究与技术开发项目“巨厚碳酸盐岩油藏注水开发关键技术研究与应用”(2023ZZ19-01)

作者简介: 邵冠铭(1998—),男,硕士,高级工程师,主要从事油田沉积储层及开发地质方面的研究工作。E-mail: shaogm_hz@petrochina.com.cn

田储量的 80% 以上, 而本次研究的 Mishrif 组碳酸盐岩油藏储量约占总储量的 51.5%。Mishrif 组油藏为高能粗粒灰岩孔隙性油藏, 储层纵、横向沉积特征差异明显。油藏储层受裂缝及溶洞的影响小, 平均孔隙度介于 10.7%~24.6%, 平均渗透率为 $(12.2 \sim 62.6) \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ ^[2-4]。研究区面积约 288 km², 整体为 NW-SE 走向的宽缓长轴背斜, 长轴约 38 km, 短轴约 12 km, 高点位于 HM316 井与 HN059 井之间 (图 1a)。Mishrif 组目前被划分为 MA、MB 和 MC 3 个大层, 可进一步细分为 18 个小层。主力产层 MB 细分为 MB1 和 MB2, 其中 MB1 又被划分为 MB1-1 和 MB1-2, MB1-2 总厚度接近 100 m, 可进一步细分为 3 个小层; MB2 也进一步划分为 3 个小层。Mishrif 组中上部的 MB1-2A、MB1-2B、MB1-2C、MB2-1、MB2-2 及 MB2-3 共 6 个小层是本次三维地质建模的目的层位, 目的层段小层划分结果见图 1b。油藏采用衰竭式开采方式, 目前处于上产阶段, 开发过程中纵横向注采不均衡, 受效较慢, 水

窜现象普遍, 总体的地质研究滞后于生产需要, 制约了油田的开发效果。H 油田 Mishrif 组油藏目前有各类井 260 余口, 其中取芯井 6 口, 有三维全覆盖地震资料 386 km²。油田目前处于含水逐步上升阶段。本次研究以油田中部背斜区域的一个区块为解剖对象, 解剖区面积为 26.5 km², 各类生产井 51 口, 其中注水井 13 口, 取芯井 1 口, 采油井 38 口, 目前开井 31 口, 其中油井开井 18 口, 注水井开井 13 口 (图 1c)。

2 沉积微相类型及基本特征

H 油田 Mishrif 组沉积期处于弱镶边缓坡碳酸盐岩台地沉积环境, 发育(半)局限台地、台地边缘和开阔台地 3 种沉积相, 包括 7 种亚相和 7 类微相。微相类型包括潮下带、滩、滩翼、沼泽、下切谷、潮道和潟湖 (图 1b), 其中潮下带、沼泽及下切谷发育程度弱, 各微相特征如图 2 所示。

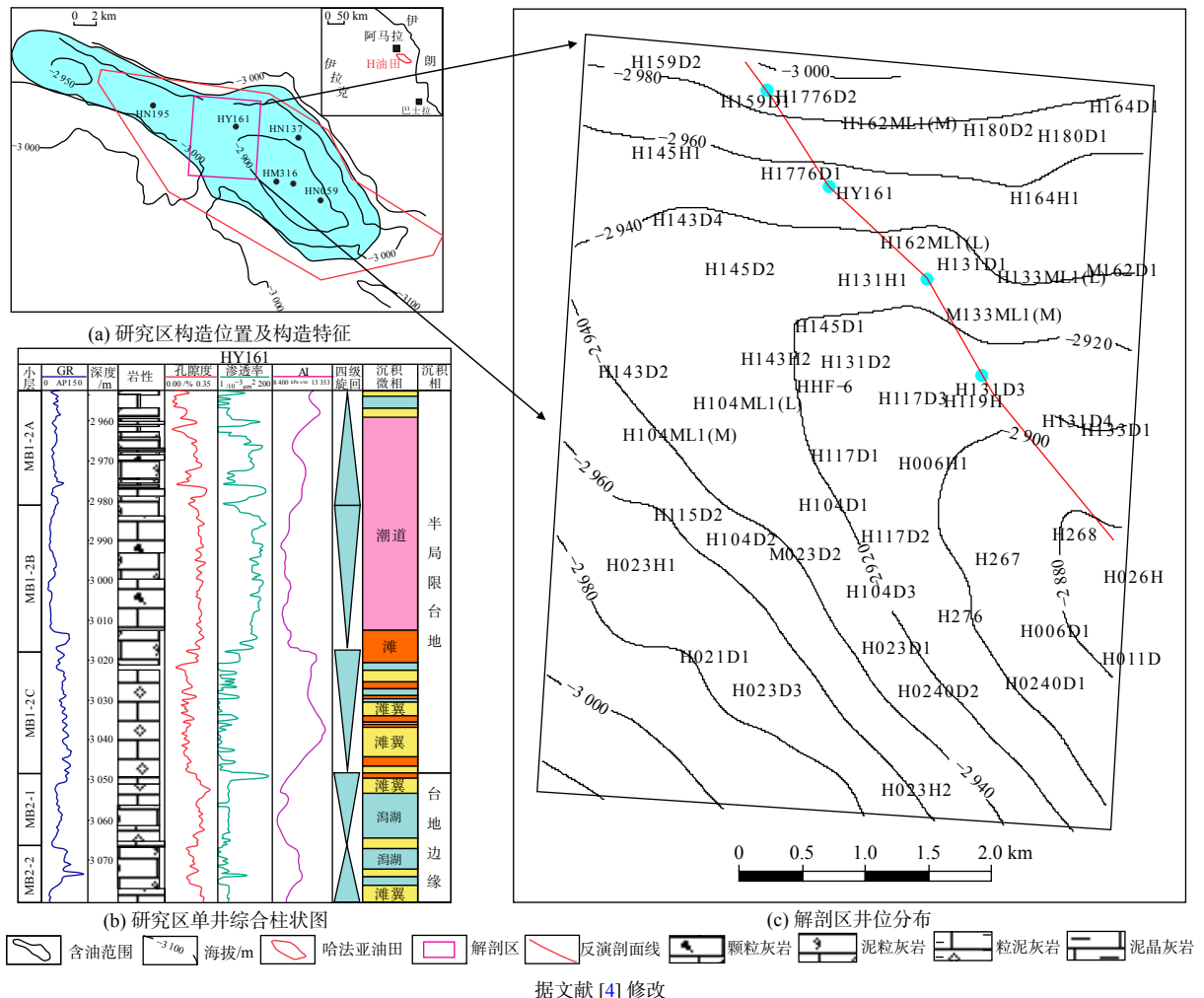


图 1 研究区构造位置、单井柱状图和井位分布

Fig.1 Structural location, single-well histogram, and well location distribution of the research area

沉积微相	岩芯资料	岩石类型	叠置结构	测井特征	
				数值	形态
潮下带		泥晶灰岩、 粒泥灰岩	互层、向上变粗	GR>25; DEN>2.45; RT>50	高位锯齿状
滩翼		泥粒-粒泥 灰岩	互层、粒泥 灰岩为主	GR:20~30; DEN:2.35~2.45; RT:20~50	高GR, 低RT, 低DEN
沼泽		煤线、泥粒- 粒泥灰岩	互层、 向上变细	GR>50; DEN>2.45; RT>20	异常高GR
下切谷		泥晶灰岩、 粒泥灰岩	变细再变 粗旋回	GR:10~25; DEN:2.1~2.7	GR变低再变高, DEN变高再变低
潮道		生屑灰岩、粒 泥-泥粒灰岩	向上变细	GR<20; DEN<2.35; RT>20	钟形
潟湖		泥粒-粒泥 灰岩	互层	GR>25~30 ; DEN>2.45; RT:20~50	GR高位锯齿状, 低RT, 低DEN

GR-自然伽马; RT-电阻率; DEN-密度

图2 沉积微相类型及特征

Fig.2 Types and characteristics of sedimentary microfacies

潮道是连接障壁岛后潟湖和外海的通道,底部有较为明显的侵蚀底面,主要以粒度较粗的棘皮类和双壳类等生物碎屑沉积组成,储层物性最好。

滩一般发育在台地边缘古地貌高部位,水动力条件强,岩石类型主要为颗粒灰岩和砾屑灰岩,分选中等—较好,储层物性条件优越。当储层整体沉积环境从碳酸盐岩缓坡逐渐演化为弱镶边台地时,缓坡滩也逐渐向滩翼转化,滩翼岩性多以泥粒-粒泥灰岩为主,其物性比生屑滩差。

沼泽沉积可细分为滩顶沼泽和滩间沼泽2种微相,煤线是识别沼泽的典型标志,自然伽马值异常高,其下多为厚壳蛤滩和含厚壳蛤生屑滩。

下切谷内部充填的沉积物物性较差,生物碎屑含量低,岩芯上可见下切充填沉积的“三段式”沉积序列,其中,泥晶灰岩段厚度占比最大。

潟湖相岩性以粒泥-泥粒灰岩为主,垂向上被致密胶结的硬底频繁分隔,是一种主要的隔层。

碳酸盐岩台上的沉积微相在沉积成岩过程中约束了储层空间展布范围。例如,GRÉLAUD等^[5]在研究中东阿曼的Natih组碳酸盐岩台地非均质性时认为,当下切谷和水道被页岩或泥晶灰岩这样的非储层相充填,可在地层层段中产生高度的水平非均质性,可能导致储层分隔;而当其被颗粒灰岩等储层相充填,并出现在潟湖沉积等非储层地层层段

内,可形成孤立的储层单元。赵丽敏等^[6]研究中东 Mishrif 组储层含油性主控因素时,认为滩体微相的分布位置(比如构造高部位)和早期成岩期岩溶作用,决定了储层非均质性和原始孔喉结构。

因此,在沉积物沉积、成岩过程中,由于构造活动、海(湖)平面变化、充填岩性和背景岩性相互转换、古地貌地形起伏、埋藏后成岩作用等因素的共同控制,会导致不同微相的地震响应存在极大的不确定性,进而为微相的空间展布刻画带来极大的困难,加之碳酸盐岩台地各微相分布本身具有较大的随机性,各微相没有明确的平面及剖面形态,对于这类油藏的而言,常规沉积微相建模难以取得理想的效果。

3 高分辨率地震储层反演

井间沉积微相的边界刻画是沉积微相建模的关键。波阻抗虽然能够在一定程度上区分不同岩性和其内部物质组成,能够在一定程度上反映微相

的分布,但对于碳酸盐岩储层来说,波阻抗值的大小与沉积微相没有直接的映射关系。不过,碳酸盐岩储层不同微相的储层物性差异特征明显,不同微相内部储层孔隙度和渗透率的期望值与方差具有各自的特定分布区间,其空间相关性也不同。为提高碳酸盐岩储层沉积微相建模的精度,通过地震反演得到波阻抗、孔隙度和渗透率三维数据体,并利用这 3 种属性来开展沉积微相的空间分布预测。

波阻抗是密度与速度的乘积,是地层的岩性信息反映,与岩性、孔隙度和孔隙充填物关系密切^[7-8]。本文采用多井约束稀疏脉反演方法得到三维波阻抗数据,然后让其与子波褶积产生地震道,进而通过生成的地震道与原始地震道的残差来修改反射系数个数,再生成新的合成地震记录道,如此反复使得残差最小的情况下停止迭代得到最终的反演结果(图 3a)。从图中可以看出,解剖区北部波阻抗普遍偏低,说明储层岩性密度相对较低,孔隙较发育,一般以潮道和滩这 2 种微相为主。

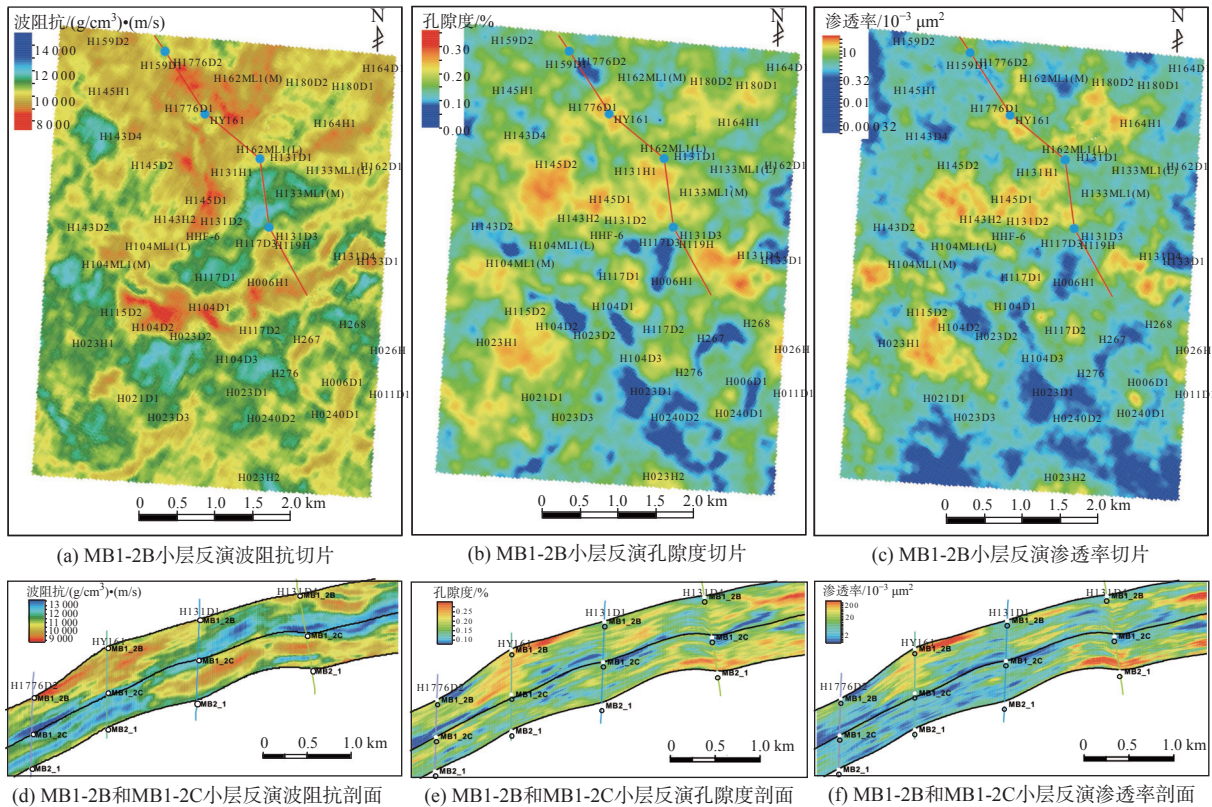


图 3 波阻抗、孔隙度和渗透率的反演效果

Fig.3 Inversion effect of wave impedance, porosity, and permeability

在波阻抗反演的基础上,通过波阻抗与孔隙度和渗透率的相关性分析,依据测井资料二次数值处理的孔隙度和渗透率曲线,应用地质统计反演方法

得到孔隙度和渗透率的三维数据。首先,给出满足孔隙度、渗透率概率分布的初始序列,借用概率密度函数确定孔隙度和渗透率与波阻抗之间的关系,

进而确定用波阻抗计算的合成地震记录与实际地震道的相关系数。随后,利用孔隙度和渗透率序列中的任意2点互换位置来对波阻抗采样并制作合成记录,并计算其与实际波阻抗反演值的关系,当关系达到最好条件时停止序列位置互换(图3b、c)。基于地质统计反演的孔隙度和渗透率显示了比波阻抗更高的分辨率,可以更好地反映不同沉积微相的边界及其空间结构。

4 基于机器学习的相控地质建模

4.1 基于机器学习的三维沉积微相建模

相分布控制了储层的空间分布,同一相带内部,沉积物的沉积、成岩以及生物化学过程都具有极大的相似性,因此,沉积微相在很大程度上控制着储集层属性参数场的展布方向和分布规律^[9-10]。针对孔隙型碳酸盐岩油藏,由于储层受裂缝和溶洞的影响较小,储层的储集性特征类似于常规碎屑岩沉积,但因其化学和生物沉积的特点,小尺度的地层格架内相变快,井间微相几何形态难以刻画,预测难度大。本次研究采用基于机器学习的三维地质建模方法,机器学习的实质就是一个模拟人脑进行数据分析、筛选、学习、预测的神经网络,目前已被广泛运用到各行业领域^[11]。基于机器学习三维地质建模的前提就是算法训练,训练的输入数据如表1所

示,通过给定三维空间 x 、 y 、 z 坐标以及该坐标内样本点沉积微相的属性值(如波阻抗、孔隙度和渗透率反演成果),利用混淆矩阵分析优选及其学习方法对各沉积微相进行训练,如随机森林(Random Forest)、LightGBM 分类方法、XGBoost 方法以及逻辑回归分析(Logistic Regression)。这4种机器学习的沉积微相建模流程如图4所示,主要是将各微相的反演波阻抗、反演孔隙及反演渗透等属性值作为输入数据,利用上述4种方法建立基于机器学习的沉积微相模型。模拟结果显示,逻辑回归预测算法精度最低,只有0.8;其次为XGBoost方法,预测精度为0.89;LightGBM分类方法预测精度为0.91;精度最高的为随机森林法,精度可达0.94。基于随机森林方法预测沉积微相各参数权重(图5),结果显示孔隙度对沉积微相的识别权重最高达到了52.27%,渗透率的识别权重27.27%,而波阻抗的识别沉积微相的权重为23%,说明沉积微相对于孔隙度的控制程度较高。不同微相内部的储层孔隙度差异较大,其次是渗透率,这是由于碳酸盐岩储层在成岩后期因为溶蚀作用导致了不同沉积微相相似的渗透能力。对于波阻抗而言,由于不同沉积微相的物质组成、孔隙结构及孔隙内部流体的差异性有可能导致沉积微相所反映的储层波阻抗值相差不大,进而导致相同波阻抗值对应不同沉积微相,因此,在采用机器学习沉积微相建模过程中,波阻抗的权重系数要低于孔隙度和渗透率。

表1 基于机器学习沉积微相建模训练数据

Table 1 Training data of sedimentary microfacies modeling based on machine learning

I 方向	J 方向	K 方向	沉积微相类型	孔隙度/%	渗透率/ $10^{-3} \mu\text{m}^2$	波阻抗/(g/cm^3)·(m/s)	井网格
191	89	330	潮道	0.312 4	110.265	8 764.254	13
171	93	330	滩翼	0.182 6	12.456	1 1234.265	9
94	95	330	滩	0.281 4	46.325	9 165.4990	18
114	98	330	潮道	0.294 7	98.567	9 123.3808	2
134	101	330	潮道	0.334 5	89.365	7 057.1318	43
158	107	330	滩翼	0.212 4	8.362	10 476.5800	46
216	107	330	潟湖	0.144 2	5.324	10 084.6972	44
53	126	330	滩翼	0.128 2	10.362	9 208.2089	23
161	127	330	潟湖	0.180 7	7.486	9 904.0917	19
215	131	330	滩	0.286 1	45.368	8 664.0966	7
241	132	330	滩	0.262 5	14.256	8 959.1630	49
188	136	330	滩翼	0.171 9	25.321	9 057.4794	26
128	137	330	滩翼	0.226 4	13.425	9 213.25	8
207	155	330	滩	0.275 4	35.467	9 417.1972	27
137	161	330	潟湖	0.175 0	8.456	9 435.1845	20
116	166	330	潟湖	0.118 6	5.346	8 504.6259	10
68	170	330	潟湖	0.147 1	10.12	9 982.4414	34
100	170	330	滩翼	0.242 8	12.365	8 389.2607	25
44	173	330	潟湖	0.134 0	3.251	9 711.0238	33
35	137	330	潮道	0.323 9	230.536	7 435.6258	25

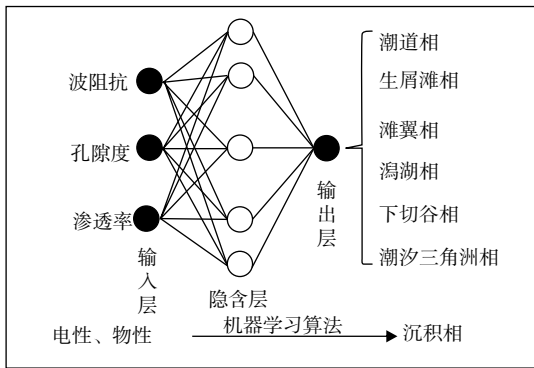


图 4 沉积相建模机器学习算法示意图

Fig.4 Schematic diagram of machine learning algorithm for sedimentary facies modeling

以单井不同类型的沉积微相为控制点, 通过不同微相的波阻抗、孔隙度和渗透率对各微相进行分类标记机器学习模型算法, 模拟建立工区的三维沉积微相模型(图 6)。模拟结果显示, 所建立的沉积

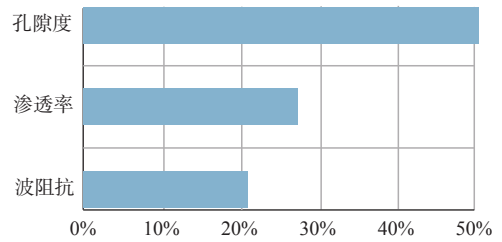
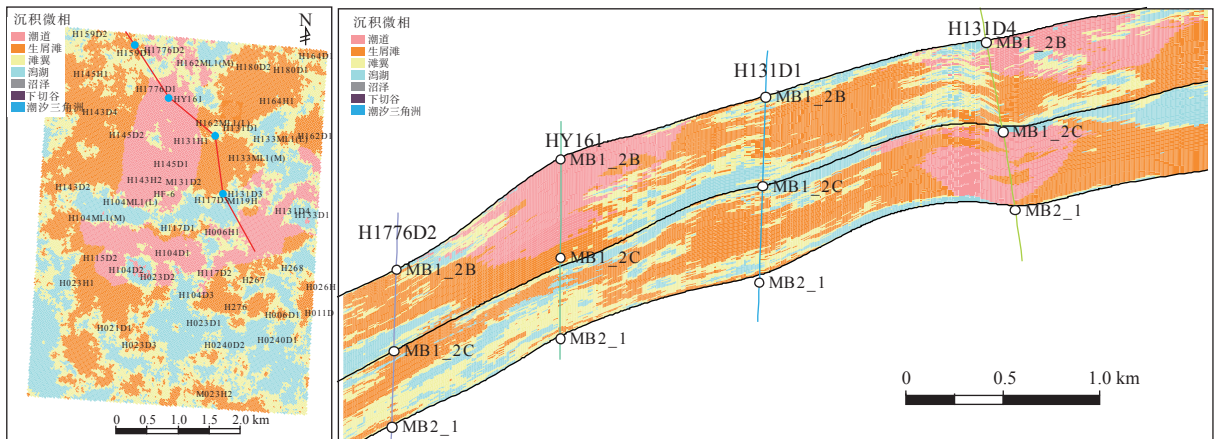


图 5 沉积微相各属性权重

Fig.5 Attribute weight of sedimentary microfacies

微相模型完全忠实于井上沉积微相解释结果, 平面上各沉积微相展布符合碳酸盐岩台地相序变化特征, 剖面上能反映各沉积微相的形态特征, 如潮道剖面形态为“顶平底凸”型等。三维沉积微相模型充分体现了微相的空间形态和各微相间的接触关系, 并且还能刻画多期隔夹层分布。以此方法建立的三维沉积微相模型精细刻画沉积微相的空间展布, 为后期的高精度属性建模奠定了基础。



(a) MB1-2B 小层沉积微相切片

(b) MB1-2B 和 MB1-2C 小层沉积微相模型剖面

图 6 基于机器学习的沉积微相建模

Fig.6 Sedimentary microfacies modeling based on machine learning

4.2 相控储层属性参数建模

前文中用于三维沉积微相建模的地震反演孔隙度和渗透率精度难以满足油田开发的需求。相控储层物性参数建模指的是在沉积微相模型的控制下, 应用条件模拟的方法建立储层属性参数(孔隙度、渗透率)模型, 其实质是分层分微相统计各种物性参数分布特征, 然后分别模拟。同一微相或岩相具有相近的岩石物理性质, 在相同的微相内用序贯高斯算法建立的岩石物性参数分布模型会大大提高预测精度^[12-14]。

相分布控制了储层的空间分布, 同一相带内部, 沉积物的沉积、成岩以及生物化学过程都具有极大

的相似性, 因此, 沉积微相在很大程度上控制着储集层属性参数场的展布方向和分布规律^[9-10]。通过统计储层物性与沉积微相交图分析发现(表 1), 不同沉积微相储层的物性差异较大。潮道物性最好, 孔隙度主要分布区间为 12%~28%, 其次为滩孔隙度介于 14%~22%, 二者渗透率介于 $(1\sim 100)\times 10^{-3} \mu\text{m}^2$, 滩翼和潟湖孔渗条件最差, 说明研究区沉积相对储层物性控制作用非常明显。

统计各沉积微相中岩石物性的分布特征, 用区域化变量-变差函数描述储集层孔隙度、渗透率参数的空间分布^[15]。为此, 需要取各参数的实验变差函数, 选择合适的理论变差模型, 拟合理论变差模型的各项参数, 从而实现相控属性模拟。由

于属性参数在各个方向上各向异性的强弱程度不同,为了较全面地反映储层参数在平面上的分布规律,本研究主要考虑利用不同微相的孔隙度、渗透率的反演数据体来求实验变差函数平面图,横坐标代表 EW 方向,纵坐标代表 SN 方向,依据

实验变差函数平面图中的变程椭圆来确定各参数的主变程和次变程以及方向。而垂直变程由于垂向样本数据多且稳健,通过拟合变差函数来进行拟合、确定最佳变程值。按照上述方法拟合了小层内的孔隙度和渗透率各方向的变程值(图 7),该

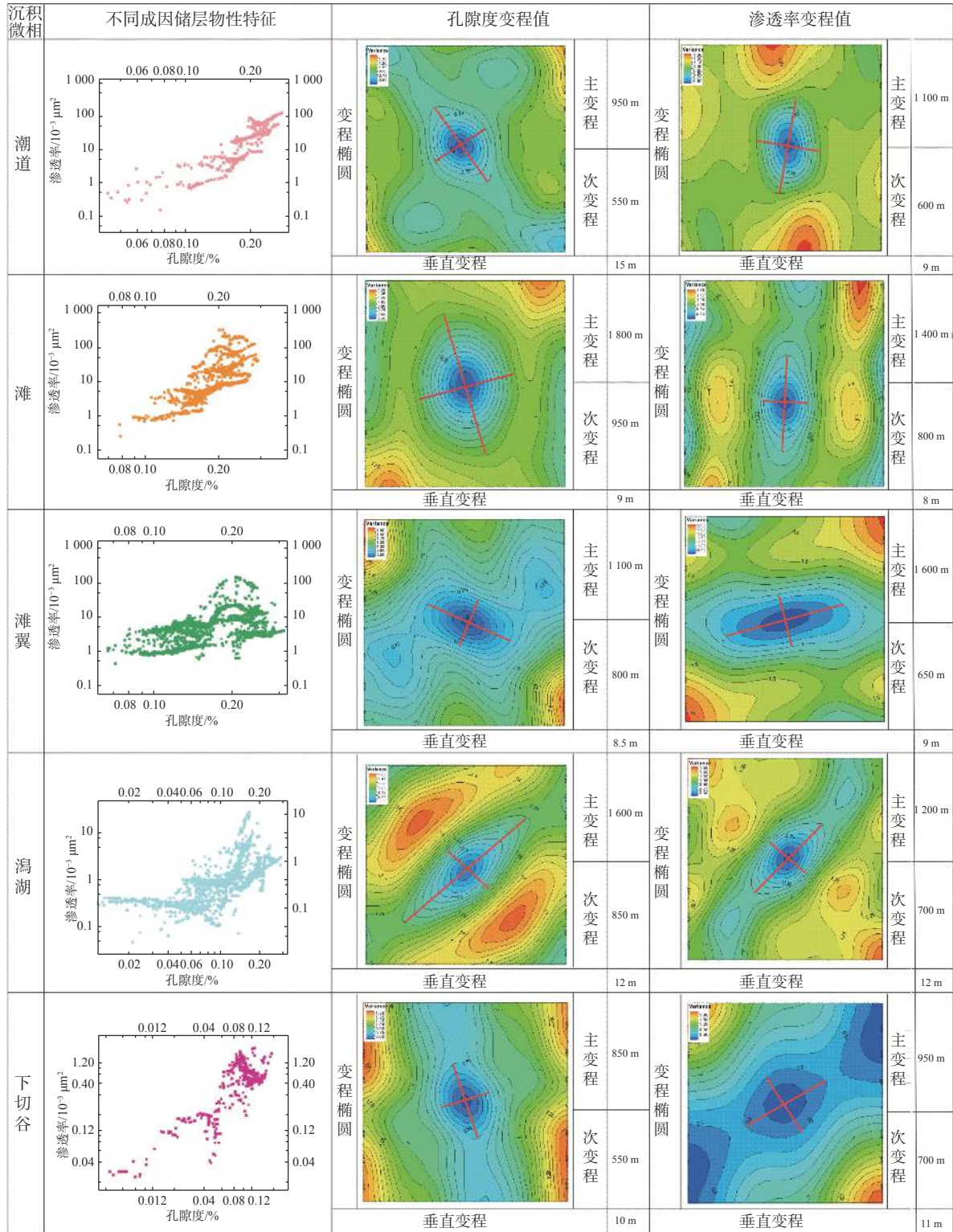


图 7 数据综合分析参数

Fig.7 Parameters of comprehensive data analysis

变差函数分析结果为后期不同微相内部的属性插值提供了依据。

以沉积微相模型和上述不同微相中得到的孔隙度、渗透率的分布特征为基础, 包括纵向分布比例、总体分布范围特征、变量在空间上的相

关分析等, 采用序贯高斯条件模拟技术, 应用沉积微相作为协变量, 对建模过程加以趋势约束, 最终得到反映储层空间分布特征的孔隙度与渗透率模型。图 8 为相控约束下的孔隙度和渗透率平面及剖面图。

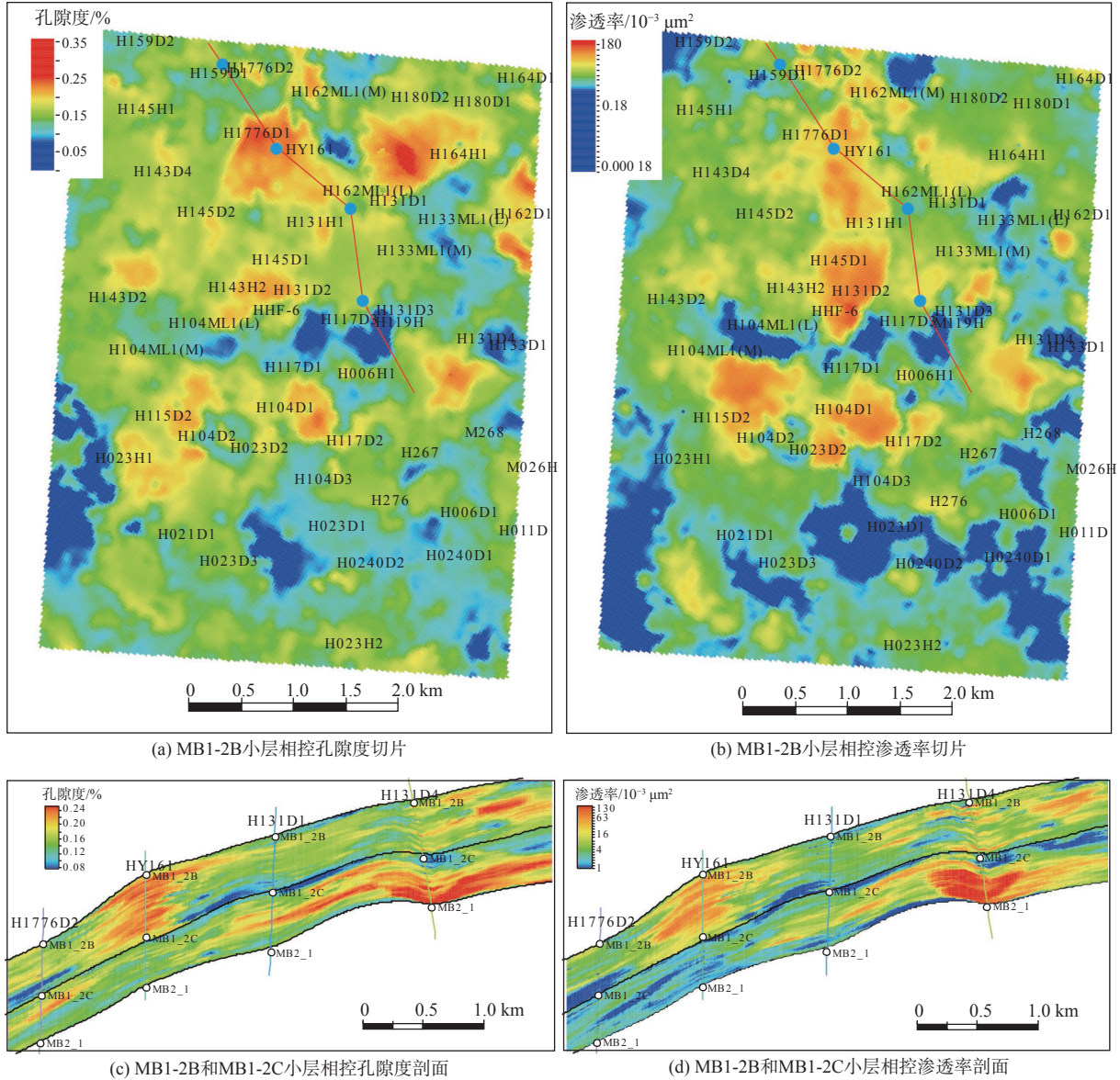


图 8 沉积微相约束下的属性模型平面和剖面图

Fig.8 Plane and section maps of attribute model constrained by sedimentary microfacies

对比图 3a 与图 8a、b 发现, 高孔高渗位置主要分布在潮道微相内, 其次为滩和滩翼, 下切谷物性最差, 而潟湖微相因为局部溶蚀作用, 在部分区域发育一定的孔隙度和渗透率。图 3b 与图 8c、d 剖面的对比进一步证实了相控条件下, 潮道和滩的物性条件优于滩翼和潟湖。通过该方法建立的属性模型充分体现了不同成因储层内部物性的差异, 较

好地展现了储层物性非均质性。

5 结论

(1) 孔隙型碳酸盐岩油藏由于沉积微相分布随机性强, 且没有碎屑岩储层沉积微相的固有形态和外部结构, 沉积微相建模难度大。加之特殊的成岩作用以及孔隙特征, 不同微相的波阻抗没有明显区

别,单纯依靠地震资料利用传统的沉积微相建模方法难以准确刻画沉积微相的空间展布。

(2)以单井沉积微相解释为硬数据,利用不同沉积微相的反演波阻抗、反演孔隙度以及反演渗透率开展混淆矩阵分析优选,并利用机器学习的方法对各沉积微相进行训练,由此建立起研究区高精度三维沉积微相模型,更加真实地再现了各沉积微相的空间展布。

(3)在变差函数拟合优选分析基础之上,以机器学习建立的沉积微相模型为约束条件,利用相控建模方法建立的属性模型充分体现了不同沉积微相内孔隙度及渗透率等物性参数的差异。研究区潮道微相储层物性条件最好,其次是滩、滩翼,而潟湖、下切谷物性较差。该方法为同类油藏的三维地质建模提供了新思路,同时也为油田的数值模型提供了高精度的模型基础。

参考文献:

- [1] 尹楠鑫, 国殿斌, 李中超, 等. 沉积微相-岩石相随机模拟及其控制下的属性建模: 以苏里格气田苏49-01加密试验区为例[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2015, 45(3): 92-98.
- [2] 王大鹏. 全球古生界海相碳酸盐岩油气富集规律研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2016.
- [3] 高建文. 深埋藏阶段碳酸盐岩溶蚀过程及其储层意义[D]. 西安: 西安石油大学, 2016.
- [4] 孙文举, 乔占峰, 邵冠铭, 等. 中东H油田中白垩统Mishrif组MB1-2亚段沉积与储集层构型[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(4): 713-722.
- [5] GRÉLAUD C, RAZIN P, HOMEWOOD P. Channelized systems in an inner carbonate platform setting: differentiation between incisions and tidal channels (Natih Formation, Late Cretaceous, Oman) [J]. *Geological Society London Special Publications*, 2010, 329(1): 163-186.
- [6] 赵丽敏, 周文, 钟原, 等. 伊拉克H油田Mishrif组储集层含油性差异主控因素分析[J]. 石油勘探与开发, 2019, 46(2): 302-311.
- [7] 云美厚, 李晓斌, 冯磊. 地震波速度影响因素剖析[J]. 石油地球物理勘探, 2021, 56(6): 1448-1458, 1204.
- [8] 杨彬. 地震波阻抗反演合成记录测试分析及处理应用[D]. 西安: 长安大学, 2014.
- [9] 张海翔, 李占东, 李阳, 等. “双控”地质建模技术的实践与认识: 以渤海湾盆地SZ36-1油田为例[J]. 石油地球物理勘探, 2021, 56(3): 603-611, 415-416.
- [10] 赵鹏飞, 倪军娥, 李敬功, 等. 渤海MN油田南区相控地质建模[J]. 海洋地质前沿, 2019, 35(12): 33-40.
- [11] 罗建民, 张旗. 大数据开创地学研究新途径: 查明相关关系, 增强研究可行性[J]. 地学前缘, 2019, 26(4): 6-12.
- [12] 王有涛. 特低渗砾岩储层油水层判别方法研究[D]. 青岛: 中国石油大学, 2010.
- [13] 李玉君, 邓宏文, 田文, 等. 波阻抗约束下的测井信息在储集层岩相随机建模中的应用[J]. 石油勘探与开发, 2006, 33(5): 569-571.
- [14] 吴键, 曹代勇, 邓爱居, 等. 三维地质建模技术在油田基础地质研究中的应用[J]. 地球科学与环境学报, 2005, 27(2): 52-55.
- [15] 张淑娟. 复杂断块油藏相控储层建模研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2009.

The phase control modeling of porous carbonate reservoir by machine learning for the Cretaceous Mishrif Formation reservoir of H Oilfield in the Middle East

SHAO Guanming^{1,2}, QIAO Zhanfeng^{1,2}, YIN Nanxin³, CAO Peng^{1,2}, SUN Xiaowei^{1,2}, ZHANG Yu^{1,2}

(1 Hangzhou Research Institute of Geology, PetroChina, Hangzhou 310023, China;

2 Key Laboratory of Carbonate Reservoirs, CNPC, Hangzhou 310023, China;

3 School of Petroleum and Natural Gas Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing 401331, China)

Abstract: The chemical and mechanical sedimentation of porous carbonate reservoir blurs geometric shape and external structure of clastic reservoir sedimentary microfacies in space, and complicated the physical properties of reservoirs of different origins. Conventional sedimentary microfacies modeling methods are difficult to reproduce objectively the complex spatial distribution of different microfacies, thereby the accuracy of facies control attribute modeling could be reduced. Therefore, taking the Cretaceous Mishrif Formation bioclastic limestone in the Middle East H Oilfield as the research object, we established a three-dimensional sedimentary microfacies model in the study area by carrying out wave impedance inversion, porosity inversion, and permeability inversion, using machine learning methods. The phase-controlled attribute modeling was performed through the variogram analysis of different microfacies. The sedimentary microfacies model established using machine learning methods conforms to the changes in facies sequence of marine carbonate platforms, fully reflecting the spatial morphology of microfacies and the contact relationship among microfacies. The reservoir attribute model that established with the sedimentary microfacies as a constraint not only meets the requirement of probability consistency between simulation results and known data, but also reflects the spatial variation characteristics of the reservoir by phase zones.

Key words: Mishrif Formation; carbonate reservoir; sedimentary microfacies; machine learning; facies-controlled modeling