

王亚,刘宗宾,马奎前,等. 基于 LDA 协同 SSOM 算法的低渗透砂岩孔隙结构评价. 吉林大学学报(地球科学版),2025,55(1):298-311. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230190.

Wang Ya, Liu Zongbin, Ma Kuiqian, et al. Pore Structure Evaluation of Low-Permeability Sandstones Based on LDA Assisted SSOM Algorithm. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2025, 55(1): 298 - 311. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230190.

# 基于 LDA 协同 SSOM 算法的 低渗透砂岩孔隙结构评价

王亚,刘宗宾,马奎前,路研,刘超

中海石油(中国)有限公司天津分公司,天津 300452

**摘要:**孔隙结构决定了储层的储集特征和渗流能力,控制了油田的初期产能乃至开发中后期的剩余油分布,然而目前孔隙结构的表征尺度多停留在岩心尺度。为了实现孔隙结构的升尺度表征,基于由高压压汞、核磁共振以及常规物性分析实验获取的孔隙和喉道大小、流体可动性和物性参数划分岩心孔隙结构类型,作为学习监督样本;利用线性判别分析(linear discriminants analysis, LDA)算法挖掘对孔隙结构特征敏感的测井曲线,与有监督自组织映射(supervised self-organizing map, SSOM)算法协同建立了孔隙结构非线性测井预测模型,对渤海湾盆地 J 油田沙四段低渗透砂岩的孔隙结构进行评价。结果表明,研究区发育 6 类孔隙结构类型:Ⅰ类孔隙结构中微裂缝发育,具有低孔相对高渗的特征;Ⅱ类孔隙结构主要发育在细砂岩中,由残余粒间孔隙和次生溶孔组成;Ⅲ类孔隙结构主要由次生溶孔和少量残余粒间孔隙组成,在粉砂岩中常见;Ⅳ类孔隙结构主要由次生溶孔组成,常见孔隙充填式碳酸盐胶结物;Ⅴ类孔隙结构以强碳酸盐胶结为特征,孔隙系统被微孔喉主导;Ⅵ类孔隙结构中泥质杂基体积分数高,常出现相对高孔低渗现象。LDA-SSOM 预测模型总体正确率达 86.20%,且盲测正确率(82.67%)相比 LDA-BP(back propagation)(77.00%)、LDA(65.67%)、SSOM(73.33%)预测模型更高,能够达到孔隙结构研究尺度升级的目标。

**关键词:**低渗透砂岩;孔隙结构评价;线性判别分析;有监督自组织映射

doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230190

中图分类号:TE122

文献标志码:A

## Pore Structure Evaluation of Low-Permeability Sandstones Based on LDA Assisted SSOM Algorithm

Wang Ya, Liu Zongbin, Ma Kuiqian, Lu Yan, Liu Chao

Tianjin Branch, CNOOC China Limited, Tianjin 300452, China

**Abstract:** The pore structure determines the storage and seepage capacity of the reservoir, and

收稿日期:2024-01-07

作者简介:王亚(1994—),男,高级工程师,博士,主要从事海上油气田开发与油藏描述工作,E-mail:wangya5@cnooc.com.cn

基金项目:国家科技重大专项(2016ZX05058001)

Supported by the National Science and Technology Major Project of China (2016ZX05058001)

controls the initial production capacity of the oilfield and even the distribution of the remaining oil in the middle and late stages of development. However, at present, the characterization of the pore structure mostly stays in the core scale. To up-scale characterization of pore structure, pore structure types of cores are divided based on pore and throat size, fluid mobility and physical property parameters obtained from high-pressure mercury intrusion, nuclear magnetic resonance, and conventional physical property analysis experiments, and are used as learning supervised samples. LDA (linear discriminant analysis) algorithm is used to excavate log curves sensitive to pore structure features, and a nonlinear log prediction model is established in collaboration with SSOM (supervised self-organizing map) algorithm to evaluate pore structure of low-permeability sandstones in the fourth member of J oilfield in Bohai Bay basin. The results show that there are six types of pore structures developed, among which, microfractures are developed in the type I pore structure, which is characterized by low porosity and relative high permeability. The type II pore structure is mainly developed in fine sandstone and consists of residual intergranular pores and secondary dissolved pores. The type III pore structure is mainly composed of secondary dissolution pores and a few residual intergranular pores, which are common in siltstone. The type IV pore structure is mainly composed of secondary dissolved pores, and pore-filled carbonate cements are commonly observed. The type V pore structure is characterized by extensive carbonate cementation, and the pore system is dominated by micropore throats. The volume fraction of argillaceous matrix in type VI pore structure is high, and the phenomenon of relatively high porosity and low permeability often occurs. The overall accuracy rate of the LDA-SSOM prediction model attains 86.20%. In terms of the accuracy rate in blind tests, which stands at 82.67%, it outperforms prediction models like LDA-BP (back propagation) (77.00%), LDA (65.67%), and SSOM (73.33%). Moreover, it is capable of fulfilling the objective of escalating the research scale regarding pore structure.

**Key words:** low-permeability sandstones; pore structure evaluation; linear discriminants analysis; supervised self-organizing map

## 0 引言

由于低渗透砂岩的形成和分布受到沉积条件、埋藏过程、成岩改造以及构造活动等多种地质因素的控制<sup>[1-3]</sup>,低渗透砂岩呈现出与常规砂岩不同的储集、孔隙结构以及物性等岩石物理特征,总体上具有孔喉尺度小(微米—纳米级)、孔隙类型多样、孔隙结构复杂、宏观和微观非均质性强等特点<sup>[4-6]</sup>。孔隙结构的非均质性显著控制了储渗关系及地下储层的实际渗流能力<sup>[7]</sup>,对原油动用乃至剩余油分布具有重要影响<sup>[8-10]</sup>。因此,精细刻画低渗透砂岩孔隙结构及其分布特征对油气田的高效开发具有重要意义。然而海上油气田取心成本高、技术难度大,开发阶段岩心分析化验资料往往有限,需要借助有限的岩心资料开展岩心孔隙结构特征及尺度升级研究。

核磁共振测井在孔隙结构评价及预测方面取得了较好的应用效果<sup>[11-12]</sup>,但利用常规测井资料进行

孔隙结构预测的相关研究较少,目前主要有储层流动带指数模型法、曲线重叠法以及交会图法等线性识别方法<sup>[13-15]</sup>。由于低渗透砂岩孔隙结构成因复杂,除了沉积组构的差异外,沉积后往往经受较强的压实、胶结和溶蚀等成岩改造作用,后期构造活动也会加剧孔隙结构的非均质性<sup>[16-18]</sup>,因此线性预测模型在低渗透砂岩孔隙结构预测中的适用性和可推广性存在限制。

为了借助常规测井资料进行孔隙结构尺度升级,本文利用线性判别分析(linear discriminants analysis, LDA)算法优选出能够最大程度描述和区分孔隙结构类型的测井曲线,并通过岩心孔隙结构类型的有监督自组织映射(supervised self-organizing map, SSOM)竞争学习确定不同类型孔隙结构的非线性测井响应组合特征,建立测井孔隙结构预测模型,进而实现孔隙结构特征的尺度升级,对单井进行精细储层评价。

# 1 岩心孔隙结构

## 1.1 低渗透储层特征

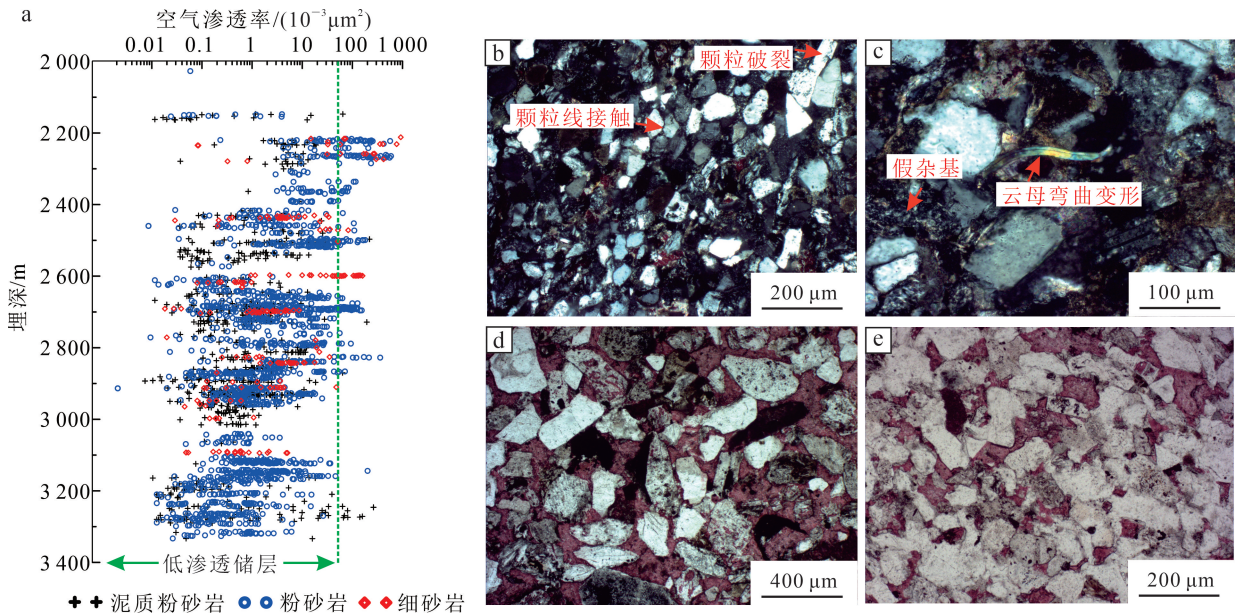
研究样品来自渤海湾盆地丁油田沙四段,为滨浅湖滩坝相沉积,砂岩总体粒度较细,分选较好,磨圆为次棱角状。根据粒度特征,主要划分为细砂岩(粒径为 100~234  $\mu\text{m}$ ,平均 172  $\mu\text{m}$ )、粉砂岩(粒径为 50~100  $\mu\text{m}$ ,平均 87  $\mu\text{m}$ )和泥质粉砂岩(粒径为 10~50  $\mu\text{m}$ ,平均 31  $\mu\text{m}$ )三种岩性。总体上岩石颗粒粒度中值与分选系数负相关,细砂岩和粉砂岩整体分选较好(岩石粒度分选系数小于 2.5),而泥质粉砂岩从分选好到分选差(岩石粒度分选系数大于 4)均有发育。根据砂岩骨架颗粒的组成特征,滩坝砂岩的岩石类型以岩屑长石砂岩为主,有少量长石砂岩和长石岩屑砂岩。石英颗粒在滩坝砂岩中体积分数最高,为 15.0%~62.0%;长石颗粒体积分数次之,为 26.0%~45.0%,包括钾长石和斜长石;岩屑颗粒体积分数为 7.5%~58.0%,主要为变质岩岩屑。总体上,成分成熟度较低。

砂岩埋深在 2 200~3 400 m 之间(图 1a),普遍遭受了中等一强的机械压实作用,铸体薄片下可以看到颗粒的定向排列、颗粒之间的线接触、塑性岩屑

的弯曲变形以及假杂基的形成(图 1b、c)。除了机械压实作用外,碳酸盐岩胶结作用也是导致储层品质退化的重要因素,砂岩中常见早期基底式和中期孔隙充填式碳酸盐胶结物(图 1d、e)。早期基底式碳酸盐胶结物形成时间早于大规模压实作用,可以构成岩石骨架,支撑颗粒,形成浮粒结构,进而减缓进一步的机械压实作用,但富集形成的致密层会在砂体内部形成垂向渗流屏障,加剧储层品质的恶化。中期孔隙充填式碳酸盐胶结物分布较为离散,沉淀所需的  $\text{Ca}^{2+}$  主要来源于不稳定组分(长石和部分岩屑)的溶蚀作用,因而通常发育在溶蚀作用发育的层段或其附近层段。综上所述,受埋藏压实作用和碳酸盐胶结作用的综合影响,储层整体呈低孔低渗的特点,但由于岩石成岩非均质性强,差异性碳酸盐胶结作用导致储层孔隙结构复杂,储层品质评价难度大。

## 1.2 低渗透砂岩孔隙结构类型及成因

对于具有复杂孔隙结构的低渗透砂岩,仅用孔隙度难以反映其真实的地下渗流能力,因此,采用由高压压汞实验获取的反映喉道大小的最大喉道半径和平均喉道半径、反映喉道几何非均质性的分形维数,由核磁共振实验获取的反映孔隙大小的孔隙半



a. 空气渗透率与埋深的变化关系; b. 颗粒定向排列、颗粒破裂以及线接触, J35 井, 2 524.3 m; c. 颗粒定向排列、云母弯曲变形以及假杂基, J37 井, 3 169.6 m; d. 早期基底式碳酸盐胶结作用和浮粒结构, J51 井, 2 728.5 m; e. 中期孔隙充填式方解石胶结物, J51-1 井, 2 687.0 m。

图 1 研究区低渗透储层成因分析

Fig.1 Genetic analysis of low-permeability reservoirs in the study area

径和反映流体可动性的可动流体饱和度,由常规岩心分析资料获取的反映宏观岩石物理性质的孔隙度、渗透率和储层品质指数等关键参数作为孔隙结构类型分类参数,对低渗透砂岩孔隙结构进行分类。其中,储层品质指数定义为渗透率与孔隙度之比的平方根,是将微观孔隙结构与宏观储层质量联系起来的重要参数<sup>[19]</sup>。为了使孔隙结构类型划分结果能够更好地应用到油气田开发实践中,重点考虑宏观的渗透率、储层品质指数和流体可动性参数,将研究区孔隙结构类型划分为6类(表1,图2)。

I类孔隙结构与微裂缝的发育有关,典型喉道大小分布曲线呈现出双重孔隙网络(基质孔隙+裂缝)的特征(图2a),具有最高的储层品质指数,常表现出低孔相对高渗的现象。滩坝砂岩中不同尺度裂缝的存在可以使渗透率提升数个数量级,显著改善储层品质,但由于裂缝的时空分布天然具有强烈的非均质性和复杂性,且研究区缺乏成像测井资料,因此考虑到裂缝对储层渗透率具有显著的改造作用,而对储层孔隙度影响较小,基于岩心常规分析资料和岩心观察确定I类孔隙结构的发育位置。该类孔隙结构的渗透率通常大于 $30.0 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ ,孔隙度浮动较大,5%~30%均有分布,可动流体饱和度通常>65%,开发过程中原油动用程度高(表1)。

II类孔隙结构主要发育于相对粗粒的厚层砂体中,普遍发育长石的溶蚀作用,产生大量的溶蚀孔隙(图2b)。相对粗粒的颗粒结构使得II类孔隙结构砂岩相抗压能力较强,埋藏过程中原生粒间孔隙得到有效保存,与次生溶孔组成了扩大孔,进一步增大了孔隙和喉道大小,平均喉道半径为 $2.000 \sim 8.000 \mu\text{m}$ ,显著改善了滩坝砂岩的孔隙网络连通性

(图3a)。在这些相对粗粒的砂岩中,喉道半径较大的残余原生孔隙和次生溶孔构成了主要的孔隙系统。II类孔隙结构与III类孔隙结构或者IV类孔隙结构相比,孔隙度并不存在明显差异,但II类孔隙结构具有更高的渗透率和更好的储层品质,这主要是由于II类孔隙结构的孔喉系统被大孔喉网络(主要由残余粒间孔隙和扩大孔组成)主导,能够对渗透率做出有效贡献的连通孔隙占比较高,在砂岩中形成了多而宽的连通路,从而产生了优越储层品质(图3a)。II类孔隙结构渗透率通常 $>20.0 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ ,孔隙度介于10%~30%之间,可动流体饱和度介于45%~70%之间(表1)。

III类孔隙结构主要发育在相对厚层砂体(2~6 m)的正旋回顶部或者反旋回底部,砂岩中黏土杂基和碳酸盐胶结物的体积分数均较低,常见于粉砂岩中(图2c)。不稳定组分的不完全溶蚀作用在该类孔隙结构中普遍发育,形成了次生溶孔主导的孔隙系统,且由于没有大规模碳酸盐胶结物的充填作用,少量的原生粒间孔隙也得以保存下来,构成了主要的连通孔隙路径(图3b)。钾长石的普遍溶蚀作用提供了丰富的 $\text{K}^+$ 和 $\text{Si}^{4+}$ 物质来源,使得砂岩中石英次生加大现象和孔隙充填的高岭石集合体也较为常见,但总体上体积分数较低。III类孔隙结构中的次生溶孔和少量原生粒间孔隙的喉道半径主要为 $1 \sim 5 \mu\text{m}$ ,平均为 $0.100 \sim 3.000 \mu\text{m}$ ,故储层物性总体较好,孔隙度介于10%~25%之间,渗透率介于 $(5.0 \sim 20.0) \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ 之间,可动流体饱和度介于35%~45%之间(表1)。

IV类孔隙结构主要发育在粉砂岩中,砂岩中的碳酸盐胶结物主要呈孔隙充填式,体积分数一般小

表1 研究区低渗透砂岩孔隙结构类型划分

Table 1 Classification of various pore structures in low-permeability sandstones of the study area

孔隙结构 类型	物性			孔隙-喉道大小			非均质性	流体可动性
	孔隙度/%	渗透率/ ( $10^{-3} \mu\text{m}^2$ )	储层品质 指数	最大喉道 半径/ $\mu\text{m}$	平均喉道 半径/ $\mu\text{m}$	平均孔隙 半径/ $\mu\text{m}$	分形维数	可动流体 饱和度/%
I	5~30	>30.0	1.50~6.00				2.0~2.1	>65
II	10~30	>20.0	0.90~3.00	7.00~20.00	2.000~8.000	>20.00	2.0~2.3	45~70
III	10~25	5.0~20.0	0.50~1.10	0.50~15.00	0.100~3.000	4.00~20.00	2.1~2.3	35~45
IV	5~20	0.1~5.0	0.20~0.60	0.20~15.00	0.040~2.000	0.50~10.00	2.1~2.5	10~35
V	2~15	<0.1	0.03~0.30	0.02~5.00	0.008~0.300	0.01~0.50	2.2~2.5	<10
VI	3~25	<0.1	0.04~0.20	0.02~1.00	0.008~0.100	0.01~0.50	2.2~2.8	<10

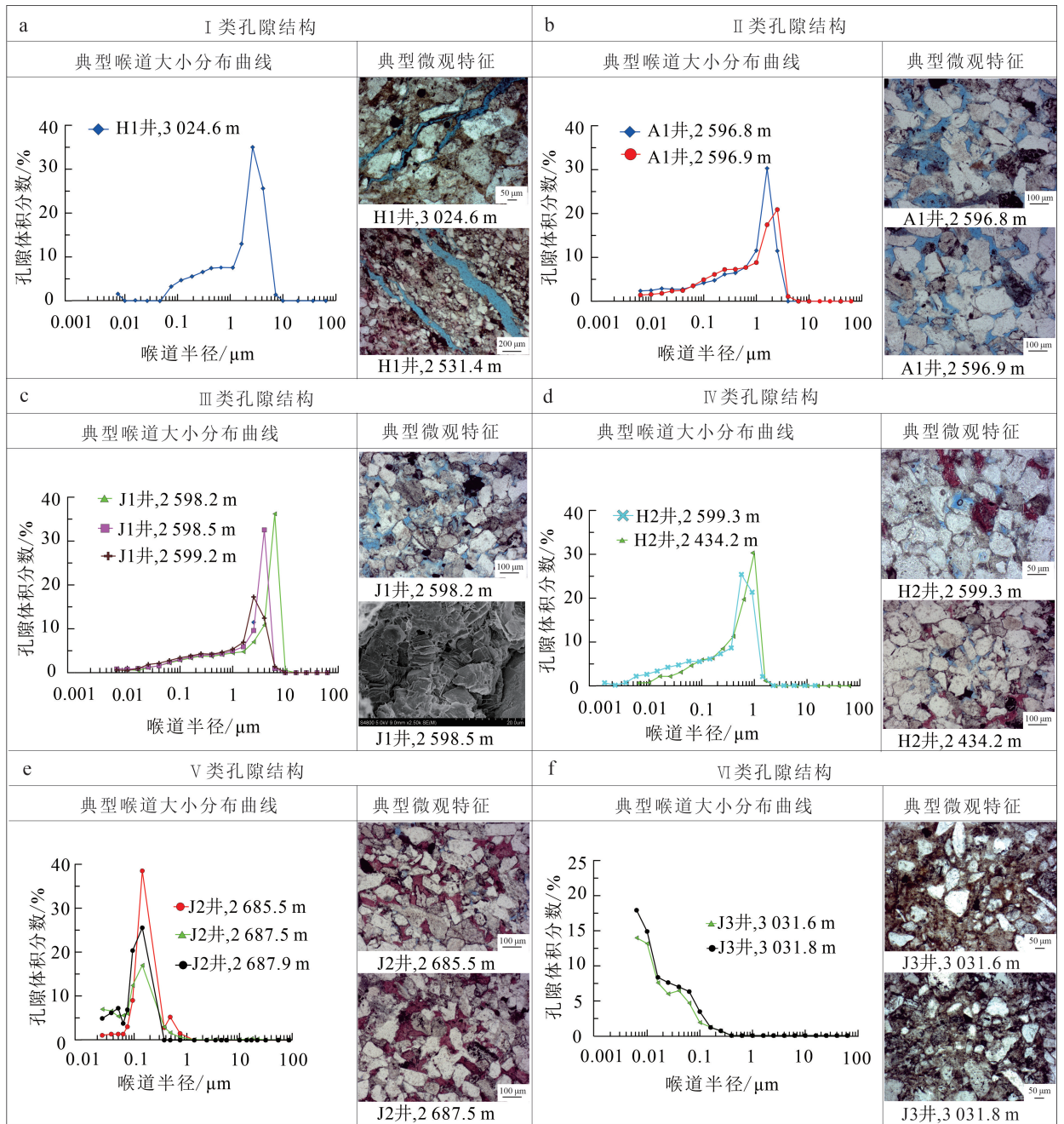


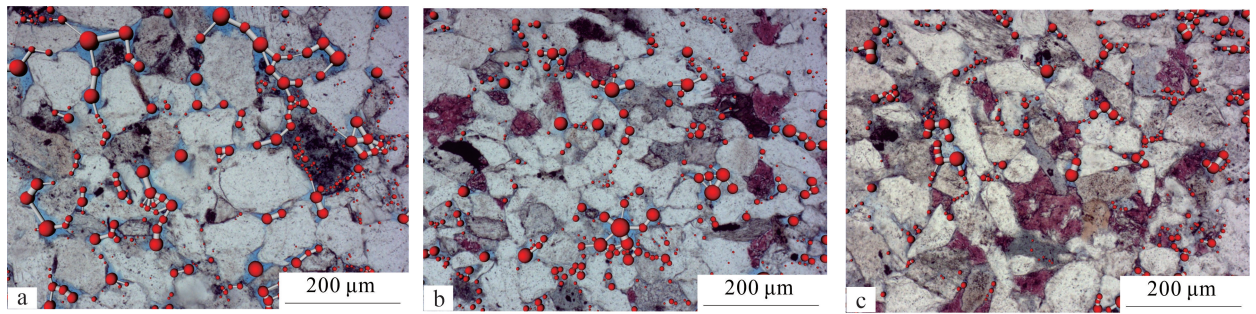
图 2 研究区不同类型孔隙结构典型喉道大小分布曲线及微观特征

Fig.2 Typical pore-throat size distribution curves and microscopic characteristics of different types of pore structures in the study area

于 15%，铸体薄片下可见次生溶蚀孔隙，但面孔率小于 2%，残余粒间孔隙较少(图 2d)。孔隙系统主要由不稳定组分部分溶蚀形成的次生溶孔和微孔喉组成。由于中等程度的压实作用和碳酸盐胶结作用，这些粒内次生溶孔总体体积分数不高，且与次生溶孔相连的喉道较为狭小，在空间拓扑结构上难以在砂岩中形成良好的渗流通道(图 3c)，导致砂岩整

体渗透率较低，分布于  $(0.1 \sim 5.0) \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$  之间，可动流体饱和度介于 10%~35% 之间(表 1)。

V 类孔隙结构通常发育在碳酸盐胶结物体积分数高、泥质杂基体积分数低的粉砂岩或者细砂岩中(图 2e)。在与泥岩互层的细粒砂岩中，由于泥岩中溶解碳酸盐的扩散作用能够产生充足的钙质来源，因而更容易在与相邻的泥岩接触处发生强烈的碳酸



a. II类孔隙结构,G890井,2 598.5 m;b. III类孔隙结构,G890井,2 596.8 m;c. IV类孔隙结构,F151-1井,2 700.1 m。

图3 研究区不同类型孔隙结构的孔隙网络连通性差异

Fig.3 Differences in pore network connectivity of various pore structures in the study area

盐胶结作用<sup>[20]</sup>。V类孔隙结构砂岩中的大量碳酸盐胶结物会充填孔隙、堵塞喉道,导致储层孔隙度和渗透率的严重衰减。该类孔隙结构的孔隙系统由微孔喉主导,平均喉道半径小于 $1\ \mu\text{m}$ ,难以形成连通的渗流路径,使得储层的渗透率很低,基本小于 $0.1 \times 10^{-3}\ \mu\text{m}^2$ ,孔隙内基本为束缚流体(表1)。

VI类孔隙结构的发育与沉积环境和砂岩的组构具有明显的关系,通常发育在抗压实能力差的富含泥质杂基、分选差、粒度较细的砂岩中(图2f)。该类孔隙结构砂岩抗压实能力弱,埋藏过程中岩石中的粒间体积大量损失,岩石密度迅速增加,从而形成压实程度高、物性致密的孔隙结构类型。该类孔隙结构中粒间孔隙和次生溶孔在铸体薄片中基本不可见。此外,砂岩中缺乏可供硅质沉淀的干净颗粒表面(颗粒表面多被黏土矿物包围),硅质胶结作用也基本不发育。由于泥质杂基较丰富,VI类孔隙结构的孔隙系统通常由大量赋存在黏土矿物中的微孔喉组成,最大喉道半径通常小于 $1\ \mu\text{m}$ 。孤立的微孔喉主导的孔隙系统造成砂岩的物性很差,孔隙系统基本不连通,导致渗透率常小于 $0.1 \times 10^{-3}\ \mu\text{m}^2$ 。然而由于大量赋存于黏土矿物中微孔隙的存在,岩石孔隙度变化较大,分布在 $3\% \sim 25\%$ 之间,常出现相对高孔低渗现象。孔隙内主要为黏土束缚水(表1)。

## 2 测井孔隙结构预测方法

不同类型的孔隙结构是差异性沉积条件、成岩改造以及构造作用综合作用的结果,故呈现出差异的岩石组构、成岩矿物组成、宏观储集物性以及岩石物理性质,而这些参数都在测井曲线上有所响应<sup>[21]</sup>。因此,可以通过挖掘测井曲线中能够反映孔隙结构特征的信息建立测井预测模型,进而将岩心

尺度的孔隙结构特征升级到测井尺度。

### 2.1 基于LDA的数据降维分析

研究中所使用的测井数据均利用分位数标准化方法进行了标准化处理,以补偿不同测量条件下产生的测量值差异。由于研究区测井数据系列众多,且不同系列的测井曲线反映了不同的岩石信息,如果全部作为输入数据进行识别,非但不能有效预测孔隙结构类型,反而会因为输入样本的空间维数过高而导致噪声过多,影响预测效果。LDA是目前广泛应用的一种模式识别和降维统计学方法,与主成分分析自动选择具有最大方差投影方向的无监督降维思路不同,LDA是一种基于先验知识的有监督降维方法<sup>[22]</sup>。核心思想是通过寻找能够最大程度描述并区分先验分组的投影向量,使得带有类别标签的高维样本在该向量上的投影值能够满足先验分组之间的类间方差最大而类内方差最小,从而将高维样本的降维问题转化为寻找最优投影向量的问题<sup>[23]</sup>。

通过对由输入数据生成的方差-协方差矩阵进行奇异值分解,能够得到代表五个投影方向的五个特征向量(投影向量)(表2)。每个特征向量都代表一个投影方向,根据判别函数系数和常数可以建立特征向量的表达式。特征值和信息表示在每个特征向量上采集到的能够区别不同孔隙结构分类信息的数量和百分比。从特征向量1到特征向量5,特征值变小,说明所携带的信息在减少。特征向量1、2代表了各组之间的方差最大,包含了最多的孔隙结构分组信息,即最擅长描述和区分先验组。通过将不同类型孔隙结构的输入特征投影在特征向量1、2上,可以最大程度地区分不同类型的孔隙结构(图4)。为了实现线性降维,LDA的关键原则是选择与特征向量1、2相关性最大的测井曲线。

表 2 五个特征向量的标准判别函数系数

Table 2 Canonical discriminant function coefficients of five eigenvectors

特征向量	AC	CN	DEN	$R_4$	$R_{25}$	$R_{ILD}$	$R_{ILM}$	SP	GR	常数	特征值	信息/%
1	0.058	0.106	-0.752	-0.078	0.180	0.906	-0.629	0.009	0.040	-10.216	1.626	56.5
2	-0.043	0.086	8.091	-0.048	-0.007	1.466	-1.091	0.018	0.024	-22.423	0.876	30.4
3	0.062	0.009	4.948	-0.063	-0.078	-0.691	0.682	-0.007	-0.010	-15.430	0.289	10.0
4	0.021	0.036	4.162	-0.360	0.568	-1.218	0.775	0.010	-0.027	-11.666	0.081	2.8
5	0.031	0.005	2.217	0.401	-0.381	-1.584	1.150	0.009	-0.034	-4.961	0.010	0.3

注:AC. 声波时差;CN. 中子;DEN. 密度; $R_4$ . 4 m 底部梯度电阻率; $R_{25}$ . 2.5 m 底部梯度电阻率; $R_{ILD}$ . 深探测感应电阻率; $R_{ILM}$ . 中探测感应电阻率;SP. 自然电位;GR. 自然伽马。

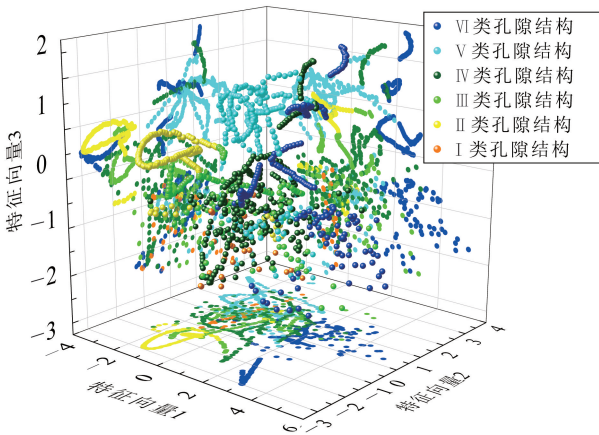


图 4 不同类型孔隙结构在特征向量 1、2、3 上的投影

Fig.4 Projection of various pore structures on eigenvector 1, 2 and 3

表 3 给出了测井曲线与各特征向量之间的相关系数。图 5 绘制出了表示测井曲线对特征向量 1、2 相对重要性的最大相关圆。越靠近最大相关圆的测井曲线对特征向量 1、2 的影响越大,反之,越靠近圆心的测井曲线对特征向量 1、2 的贡献越小。此外,

测井曲线之间距离近表明它们提供了相似的信息,可以从输入样本中选择性删除冗余的测井曲线,从而进一步降低样本维度。总体来看:CNL、AC、GR 和 DEN 曲线靠近最大相关圆,因而对判别函数的影响较大,能够很好地表征和区分孔隙结构信息; $R_{ILD}$  和  $R_{ILM}$  曲线对判别函数的影响中等;而 SP、 $R_{25}$  和  $R_4$  曲线对判别函数的贡献较小,可以去除。此外,由于 AC 和 CNL(相关系数为 0.83)、 $R_{ILD}$  和  $R_{ILM}$ (相关系数为 0.97)之间的相关性过高,因此删去 AC 和  $R_{ILM}$  曲线。最终,优选出 CNL、GR、DEN 和  $R_{ILD}$  四条测井曲线用于孔隙结构类型的识别和预测。

2.2 SSOM 预测模型

自组织映射(self-organizing map, SOM)是由 Kohonen<sup>[24]</sup>(1982)提出的一种具有自组织功能的无监督机器学习神经网络聚类分析方法。该方法是模拟人体大脑中神经元之间信息处理系统功能的人工神经网络,网络结构由输入层和竞争层构成<sup>[25]</sup>。SOM 方法能够根据输入变量的最显著特征进行聚类,具有极大的便捷性,因而广泛应用于岩相、地震相、流体分类等无监督聚类的应用中<sup>[25-26]</sup>。然而,当 SOM 用于流动单元、沉积微相或者成岩相等具

表 3 表示测井曲线对特征向量相对贡献的结构矩阵

Table 3 Structure matrix representing the correlation coefficients between well logs and eigenvectors

测井曲线	特征向量 1	特征向量 2	特征向量 3	特征向量 4	特征向量 5
CNL	-0.828	0.251	-0.538	0.057	-0.229
AC	-0.788	0.235	-0.350	0.003	-0.133
GR	-0.697	-0.333	-0.260	0.280	0.096
$R_{ILD}$	0.516	-0.274	0.269	-0.015	0.332
$R_{ILM}$	0.506	-0.220	0.245	-0.090	0.266
SP	-0.061	-0.214	0.707	0.037	-0.322
DEN	0.475	-0.613	-0.654	-0.269	-0.017
$R_{25}$	0.030	0.078	0.258	-0.65	0.016
$R_4$	0.026	0.020	0.238	-0.374	-0.343

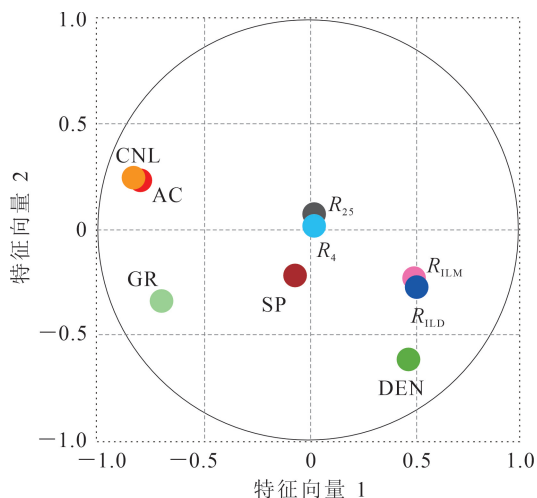


图 5 测井曲线在特征向量轴上的投影

Fig.5 Projection of variables on eigenvector axis

有复杂信息的相预测或地质解释时呈现出识别性能差、预测精度低的缺陷<sup>[27]</sup>。因此,在 SOM 网络结构的基础上,增加了一个由先验知识组成的输出层,可以通过考虑预测组与先验分组之间的一致性达到最优分类和预测的目的,发展成为有监督的自组织神经网络方法——SSOM。

用于预测孔隙结构类型的 SSOM 模型中,竞争层由一个  $10 \times 10$  (100 个神经元) 的拓扑网络组成,每一个网络单元都是由标准化后的测井数据变量构成的玫瑰花图,玫瑰花图中每部分的大小与测井响

应的强度大小相关(图 6)。每个神经元都会对一种特定的测井响应组合特征产生兴奋,也就意味着竞争层神经元拓扑图中会自动产生 100 种测井响应的组合特征。输出层由 6 个神经元节点组成,代表 6 种岩心孔隙结构类型。初始学习率设置为 0.5,阈值学习率设为 0.001,即随着竞争学习的进行,学习率逐渐下降,当小于 0.001 时,学习过程结束,否则继续重复进行学习过程直到学习率小于阈值。最大迭代次数设置为 12 000。

SSOM 方法可以基于岩心孔隙结构类型确定什么样的测井响应组合特征能够更好地描述孔隙结构,以及采用怎样的分类准则可以将先验分组区分开来。每种孔隙结构测井响应组合特征的统计信息如图 7 所示。可以看出, I 类孔隙结构中的高  $R_{ILD}$  值可能与它们主要发育于具有高电阻率的钙质粉砂岩或钙质泥岩有关。II 类孔隙结构显示出与 III 类孔隙结构类似的测井响应特征,但 II 类孔隙结构的 GR 值非常低,表明 II 类孔隙结构中泥质杂基体积分数很低,抗压能力强,原生孔隙的保存较好。III 类和 V 类孔隙结构具有非常相似的测井响应特征,主要区别在于 DEN 值不同, V 类孔隙结构具有显著更大的岩石密度,也更加致密。这也表明强碳酸盐胶结作用将大大增加岩石的密度,并导致储层品质退化。尽管 VI 和 V 类孔隙结构表现出相似的孔隙系统和储层品质特征,但它们具有明显不同的测

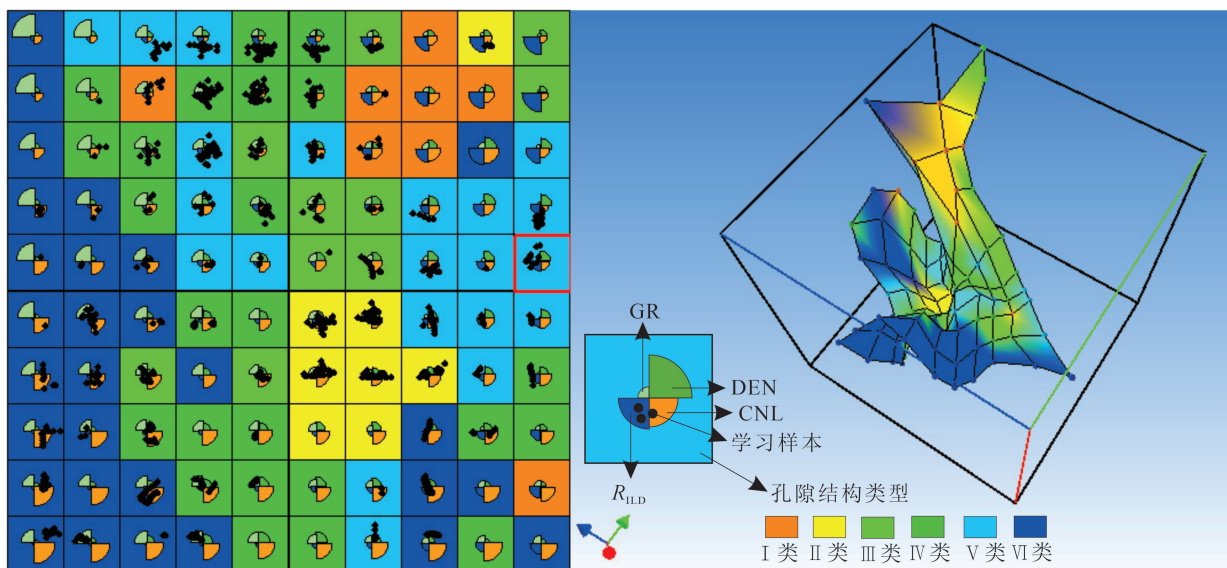


图 6 SSOM 拓扑图(左)及相应的三维 Sammon 投影(右)

Fig.6 Topological graph of SSOM (left) and the corresponding 3D Sammon projection (right)

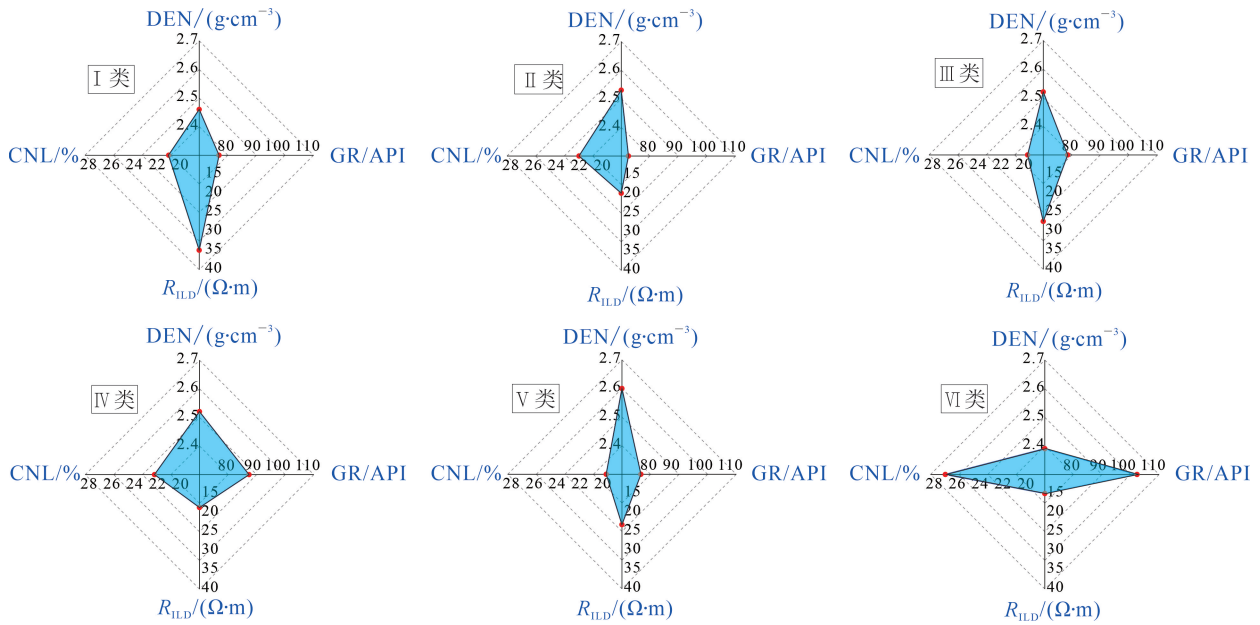


图 7 不同类型孔隙结构测井响应特征雷达图(数值显示平均值)

Fig.7 Rider chart showing well log response features of various pore structures (the average value of each well log is displayed)

井响应特征;这主要是由于它们实际上具有截然不同的成因机制,产生了差异的岩石组构、矿物组成以及孔隙结构特征。Ⅵ类孔隙结构通常具有高 GR 值、低 DEN 值和高 CNL 值的测井响应特征,而Ⅴ类孔隙结构则主要以低 GR 值、高 DEN 值和低 CNL 值为特征(图 7)。作为过渡型类型,Ⅳ类孔隙结构的测井响应特征介于Ⅵ类和Ⅴ类孔隙结构之间。

### 3 测井孔隙结构预测结果

从孔隙结构类型识别结果(图 8、图 9)来看,Ⅰ类孔隙结构多出现在脆性岩石中,如钙质粉砂岩、灰质泥岩或白云质粉砂岩,导致异常高的渗透率;Ⅱ类孔隙结构多分布在厚层细砂岩中;Ⅳ类孔隙结构在砂岩中分布广泛,附近常发育Ⅲ类孔隙结构;Ⅴ类孔隙结构多出现在泥质粉砂岩中。

总的来看,利用 LDA 协同 SSOM 模型的孔隙结构类型测井预测方法可行,总体预测正确率为 86.20%,Ⅰ类孔隙结构预测正确率较低(74.29%),Ⅱ—Ⅵ类孔隙结构预测正确率较高(表 4)。这可能与两方面因素有关:一是研究区缺乏成像测井资料,导致Ⅰ类孔隙结构学习样本总体较少;二则与裂缝天然具有强烈的非均质性有关,客观上难以进行预测。而由于Ⅱ—Ⅵ类孔隙结构具有差异的沉积组构,并经历了差异的成岩演化路径,产生了不同的测

井响应特征,能够借助 LDA 协同 SSOM 模型进行有效识别。

对学习样本组成的测井数据集分别进行了 LDA、SSOM 和 LDA - BP(back propagation)等算法的孔隙结构类型识别预测,以验证 LDA - SSOM 模型的优越性。从训练和盲测结果可以看出,非线性模型(LDA - SSOM 和 LDA - BP)比线性模型(LDA)具有更高的准确性(表 5);这主要是因为不同类型孔隙结构的测井响应特征是非线性的并且非常复杂。此外,借助 LDA 降低测井数据集的空间维数可以将 SSOM 的测试样本预测准确率提高

表 4 LDA 协同 SSOM 模型预测正确率统计

Table 4 Statistical information about prediction accuracy of LDA-assisted SSOM model

孔隙结构类型	训练样本数	正确预测样本数	预测正确率/%
Ⅰ类	70	52	74.29
Ⅱ类	148	129	87.16
Ⅲ类	135	114	84.44
Ⅳ类	168	150	89.29
Ⅴ类	154	132	85.71
Ⅵ类	173	154	89.02
总和	848	731	86.20

8.72%(表 5)。LDA-SSOM 在训练和测试中均表现出比 LDA-BP 更好的分类性能,这主要归因于 SSOM 比 BP 神经网络具有更高的收敛性和更好的网络稳定性。

将 LDA-SSOM、SSOM、LDA 和 LDA-BP 预测模型应用于取心井 A1(图 8)、A2(图 9)的非取心段。A1 井中取心段岩心孔隙结构类型的分类结果参与了四种模型的训练过程,而 A2 井中缺少微观成岩作用的相关分析,因此没有参与预测模型的训练学习,用来检验预测模型在研究区的普适性。结果表明:存在岩心孔隙结构类型划分结果作为监督

数据用于非取心段孔隙结构类型预测时,LDA-SSOM 和 LDA-BP 的预测结果与岩心孔隙结构分类结果均较为吻合,而 LDA 算法则表现最差(图 8);但在没有取心段孔隙结构划分结果作为监督数据的情况下,LDA-SSOM 预测结果与取心段物性(孔隙度和渗透性)表现出良好的一致性,在预测具有高储层品质指数的优质储层发育层段时具有优越性(图 9)。因此,LDA-SSOM 可以利用岩心孔隙结构类型作为学习样本,借助测井数据识别非取心段的孔隙结构类型,进而实现孔隙结构特征的尺度升级,对单井上进行精细储层评价。

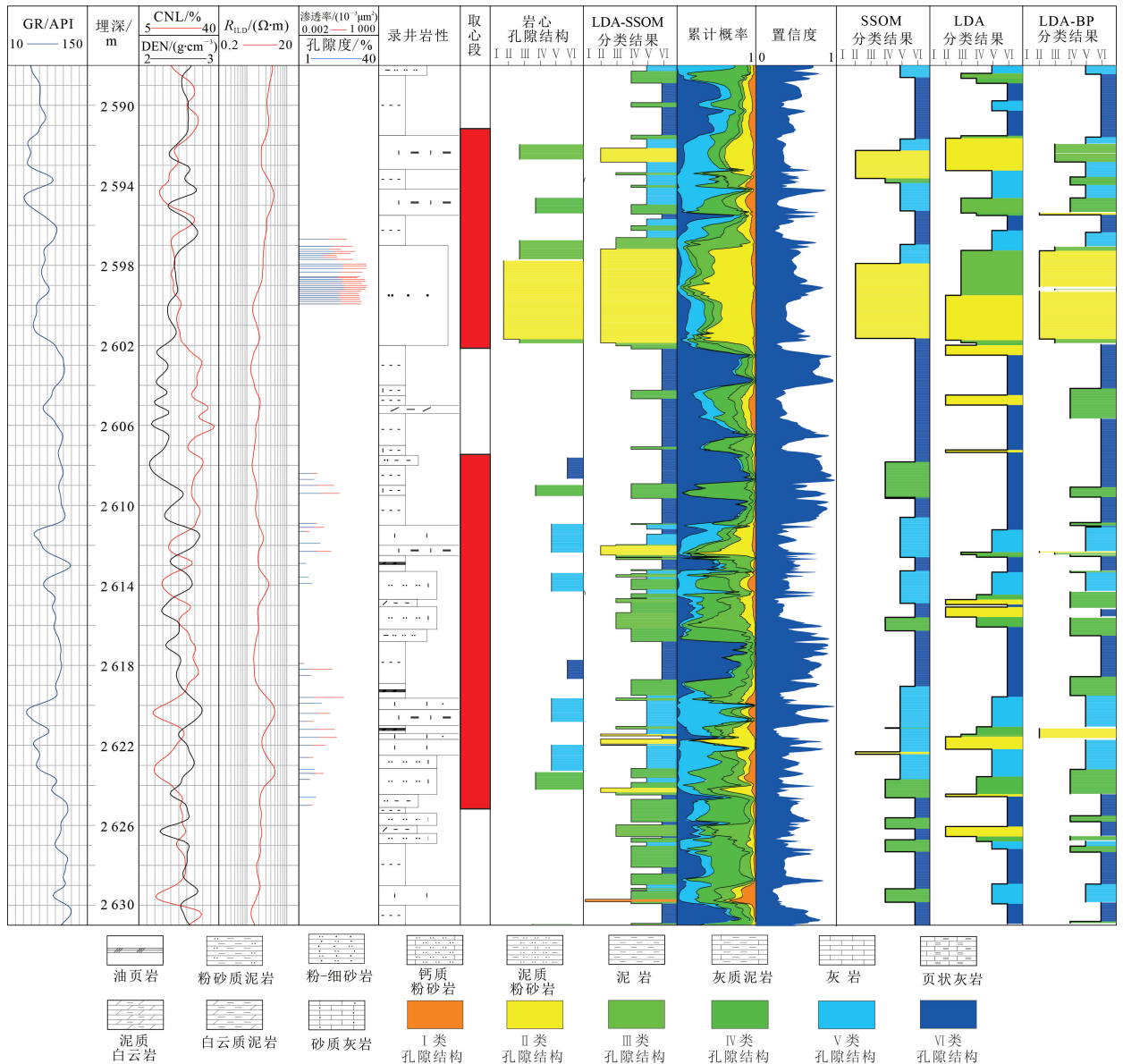


图 8 基于不同预测模型的 A1 井孔隙结构评价结果

Fig.8 Pore structures evaluation results of Well A1 using different predicative models

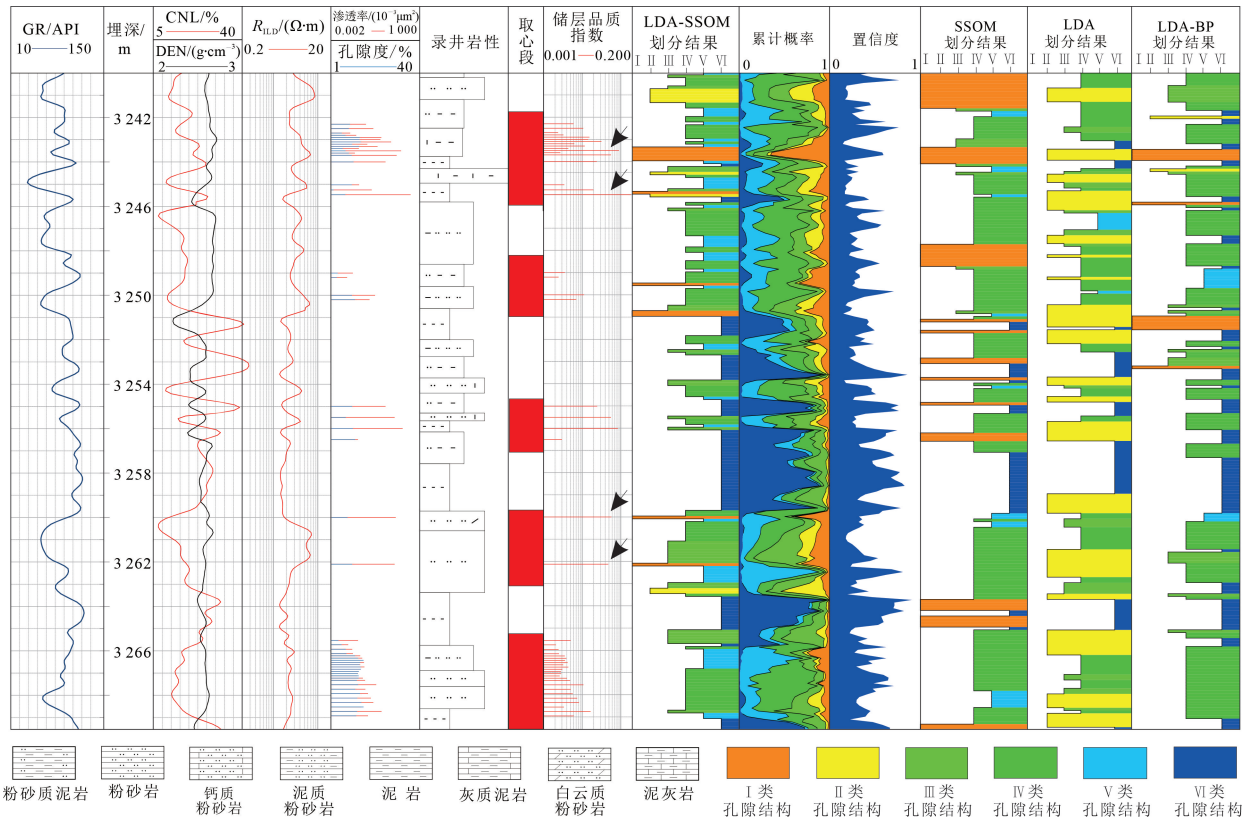


图 9 基于不同预测模型的 A2 井孔隙结构评价结果

Fig.9 Pore structures evaluation results of Well A2 using different predicative model

表 5 不同预测模型的预测表现(盲测样本未参与模型训练)

Table 5 Comparison of prediction performance of different models. (The samples in blind testing are not used to establish the model)

预测模型	方程	测试样本(848)		盲测样本(300)	
		准确预测样本数	预测准确率/%	准确预测样本数	预测准确率/%
LDA-SSOM	非线性	731	86.20	248	82.67
LDA-BP	非线性	692	81.60	231	77.00
LDA	线性	583	68.75	197	65.67
SSOM	非线性	657	77.48	220	73.33

### 4 结论

1) 根据影响低渗透砂岩储层品质及流体可动性的关键孔隙结构参数可将岩心孔隙结构类型划分成 6 类: I 类孔隙结构与微裂缝的发育密切相关, 具有低孔相对高渗的特征; II 类孔隙结构主要发育在细砂岩中, 由残余粒间孔隙和次生溶孔组成, 岩石抗压能力强, 长石溶蚀作用普遍发育; III 类孔隙结构主要由次生溶孔和少量残余粒间孔隙组成, 在粉砂岩中常见, 长石溶蚀作用普遍发育; IV 类孔隙结构主要

由次生溶孔组成, 常见孔隙充填式的碳酸盐胶结物; V 类孔隙结构以强碳酸盐胶结为特征, 孔隙系统被微孔喉主导, 可见少量次生溶孔; VI 类孔隙结构主要由微孔喉组成, 泥质杂基体积分数高, 常出现相对高孔低渗现象。

2) 利用线性判别分析数据降维方法通过求取能够最大程度区分和表征孔隙结构特征的投影向量, 并在定量计算不同测井曲线对投影向量的贡献基础上, 优选出 CNL、GR、DEN 和  $R_{LD}$  四条测井曲线用于孔隙结构类型的识别和预测, 达到数据降维和减

少噪声的目的。

3)借助自组织神经网络算法,在岩心孔隙结构类型的监督下,通过神经元竞争学习、一致性检验的方式将测井响应特征与岩心孔隙结构类型联系起来,建立起孔隙结构类型的非线性测井预测模型,总体预测准确率为86.20%,从而进行由岩心到测井的孔隙结构特征标定,实现孔隙结构研究的尺度升级。

#### 参考文献(References):

[1] 王亚,杨少春,路研,等.渤海湾盆地东营凹陷高青地区中生界低渗透碎屑岩有效储层特征及发育控制因素[J].石油与天然气地质,2019,40(2):271-283.  
Wang Ya, Yang Shaochun, Lu Yan, et al. Characteristics and Controlling Factors of Effective Reservoirs of Mesozoic Low-Permeability Clastic Rocks in Gaoqing Region, Dongying Depression, Bohai Bay Basin, China[J]. Oil & Gas Geology, 2019, 40(2): 271-283.

[2] 操应长,杨田,宋明水,等.陆相断陷湖盆低渗透碎屑岩储层特征及相对优质储层成因:以济阳拗陷东营凹陷古近系为例[J].石油学报,2018,39(7):727-743.  
Cao Yingchang, Yang Tian, Song Mingshui, et al. Characteristics of Low-Permeability Clastic Reservoirs and Genesis of Relatively High-Quality Reservoirs in the Continental Rift Lake Basin: A Case Study of Paleogene in the Dongying Sag, Jiyang Depression[J]. Acta Petrolei Sinica, 2018, 39(7): 727-743.

[3] 李彦泽,商琳,王群会,等.断陷盆地强非均质低渗-致密砂岩储层综合分类:以渤海湾盆地南堡凹陷为例[J].吉林大学学报(地球科学版),2022,52(6):1830-1843.  
Li Yanze, Shang Lin, Wang Qunhui, et al. Comprehensive Classification of Highly Heterogeneous Low Permeability-Tight Sandstone Reservoir in Faulted Basin: Taking Nanpu Sag of Bohai Bay Basin as an Example[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(6): 1830-1843.

[4] Wang Y, Yang S, Zhang Y, et al. Investigation of Pore Structure and Reservoir Quality of Eocene Beach-Bar Sandstones in Dongying Depression, Bohai Bay Basin, East China[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 189: 106854.

[5] 汪成,陈冬霞,李洪博,等.珠江口盆地陆丰凹陷深部储层原生孔隙特征及发育机制[J].吉林大学学报(地球科学版),2023,53(1):44-59.  
Wang Cheng, Chen Dongxia, Li Hongbo, et al.

Characteristics and Development Mechanism of Primary Pores in Deep Burial Reservoirs in Lufeng Sag, Pearl River Month Basin[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2023, 53(1): 44-59.

[6] Jin L, Wang G, Wang Z, et al. A Review on Pore Structure Characterization in Tight Sandstones [J]. Earth-Science Reviews, 2017, 177: 436-457.

[7] 熊安亮,程国峰,李东涛,等.超低渗储层微观孔隙结构及剩余油分布特征:以白豹地区长4+5为例[J].吉林大学学报(地球科学版),2023,53(5):1338-1351.  
Xiong Anliang, Cheng Guofeng, Li Dongtao, et al. Study on Micropore Structure and Micro Residual Oil Distribution of Ultra-Low Permeable Reservoir: A Case Study of Chang4+5 of Baibao Area [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2023, 53(5): 1338-1351.

[8] 张亚蒲,杨正明,黄延章,等.低渗孔隙型碳酸盐岩油藏储层特征及剩余油分布规律[J].吉林大学学报(地球科学版),2021,51(3):659-668.  
Zhang Yapu, Yang Zhengming, Huang Yanzhang, et al. Study on Reservoir Characteristics and Remaining Oil Distribution of Low Permeability Pore Type Carbonate Rock [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(3): 659-668.

[9] 孙廷彬,林承焰,王玲.塔里木盆地石炭系海相碎屑岩油藏微观剩余油形成机理与分布特征[J].石油与天然气地质,2021,42(6):1334-1343.  
Sun Tingbin, Lin Chengyan, Wang Ling. Microscopic Formation Mechanisms and Distribution Patterns of Remaining Oil in the Marine Clastic Reservoirs of the Carboniferous, Tarim Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2021, 42(6): 1334-1343.

[10] 吴蒙,秦勇,王晓青,等.中国致密砂岩储层流体可动性及其影响因素[J].吉林大学学报(地球科学版),2021,51(1):35-51.  
Wu Meng, Qin Yong, Wang Xiaoqing, et al. Fluid Mobility and Its Influencing Factors of Tight Sandstone Reservoirs in China[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(1): 35-51.

[11] 金国文,王堂宇,刘忠华,等.基于核磁共振测井的砂砾岩储层分类与产能预测方法[J].石油学报,2022,43(5):648-657.  
Jin Guowen, Wang Tangyu, Liu Zhonghua, et al. Classification and Productivity Prediction of Glutenite Reservoirs Based on NMR Logging [J]. Acta Petrolei

- Sinica, 2022, 43(5): 648 - 657.
- [12] 王跃祥, 谢冰, 赖强, 等. 基于核磁共振测井的致密气储层孔隙结构评价与分类[J]. 地球物理学进展, 2023, 38(2): 759 - 767.
- Wang Yuexiang, Xie Bing, Lai Qiang, et al. Evaluation of Pore Structure and Classification in Tight Gas Reservoir Based on NMR Logging[J]. Progress in Geophysics, 2023, 38(2): 759 - 767.
- [13] 吴松涛, 朱如凯, 李勋, 等. 致密储层孔隙结构表征技术有效性评价与应用[J]. 地学前缘, 2018, 25(2): 191 - 203.
- Wu Songtao, Zhu Rukai, Li Xun, et al. Evaluation and Application of Porous Structure Characterization Technologies in Unconventional Tight Reservoirs[J]. Earth Science Frontiers, 2018, 25(2): 191 - 203.
- [14] 吴蒙, 秦勇, 申建, 等. 致密砂岩储层束缚水饱和度影响因素: 以鄂尔多斯盆地临兴地区为例[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(1): 68 - 79.
- Wu Meng, Qin Yong, Shen Jian, et al. Influencing Factors of Irreducible Water Saturation in Tight Sandstone Reservoirs: A Case Study of Linxing Area in Ordos Basin[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(1): 68 - 79.
- [15] 何胜林, 张海荣, 马文宏, 等. 常规测井评价复杂砂岩储层孔隙结构的方法与应用: 以莺歌海盆地黄流组储层为例[J]. 地球物理学进展, 2017, 32(6): 2642 - 2649.
- He Shenglin, Zhang Hairong, Ma Wenhong, et al. Pore Structures Evaluation of Low Permeability Clastic Reservoirs Based on Petrophysical Facies: A Case Study on Chang 8 Reservoir in the Jiyuan Region, Ordos Basin[J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(6): 2642 - 2649.
- [16] Hui X, Nan X, Yuanyuan L, et al. Experimental Investigation of Pore Structure and Its Influencing Factors of Marine-Continental Transitional Shales in Southern Yan'an Area, Ordos Basin, China[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 1 - 14.
- [17] 吴海光, 康逊, 秦明阳, 等. 准噶尔盆地玛湖凹陷百口泉组砂砾岩非均质储层孔隙结构特征与成因[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(9): 3337 - 3353.
- Wu Haiguang, Kang Xun, Qin Mingyang, et al. Pore Structure Characteristics and Genesis of Heterogeneous Conglomerate Reservoir of Baikouquan Formation in Mahu Sag, Junggar Basin[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(9): 3337 - 3353.
- [18] 文志刚, 罗雨舒, 刘江艳, 等. 陇东地区三叠系长 7 段页岩油储层孔隙结构特征及成因机制[J]. 岩性油气藏, 2022, 34(6): 47 - 59.
- Wen Zhigang, Luo Yushu, Liu Jiangyan, et al. Pore Structure Characteristics and Genetic Mechanism of Triassic Chang 7 Shale Oil Reservoir in Longdong Area[J]. Lithologic Reservoirs, 2022, 34(6): 47 - 59.
- [19] Kassab M A, Hassanain I M, Salem A M. Petrography, Diagenesis and Reservoir Characteristics of the Pre-Cenomanian Sandstone, Sheikh Attia, Egypt[J]. Journal of African Earth Sciences, 2014, 96: 122 - 138.
- [20] Wang J, Cao Y, Liu K, et al. Identification of Sedimentary-Petrophysical Facies and Reservoir Porosity and Permeability Prediction: An Example from the Eocene Beach-Bar Sandstone in the Dongying Depression, China [J]. Marine and Petroleum Geology, 2017, 82: 69 - 84.
- [21] 赖锦, 王贵文, 陈敏, 等. 基于岩石物理相的储集层孔隙结构分类评价: 以鄂尔多斯盆地姬堰地区长 8 油层组为例[J]. 石油勘探与开发, 2013, 40(5): 566 - 573.
- Lai Jin, Wang Guiwen, Chen Min, et al. Pore Structures Evaluation of Low Permeability Clastic Reservoirs Based on Petrophysical Facies: A Case Study on Chang 8 Reservoir in the Jiyuan Region, Ordos Basin [J]. Petroleum Exploration and Development, 2013, 40(5): 566 - 573.
- [22] 郭喜浩, 徐昉昊, 黄晓波, 等. 基于多元统计分析的油-源对比: 以渤海湾盆地渤东凹陷为例[J]. 石油与天然气地质, 2022, 43(5): 1259 - 1270.
- Guo Xihao, Xu Fanghao, Huang Xiaobo, et al. Oil-Source Correlation Based on Multivariate Statistical Analysis: A Case Study of the Bodong Sag, Bohai Bay Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2022, 43(5): 1259 - 1270.
- [23] Friedel M J, Wilson S R, Close M E, et al. Comparison of Four Learning-Based Methods for Predicting Groundwater Redox Status[J]. Journal of Hydrology, 2020, 580: 124200.
- [24] Kohonen T. Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps. Biol [J]. Cybernetics, 1982, 43(1): 59 - 69.
- [25] 张艳, 张春雷, 高世臣. 基于 SOM 和 HSV 染色技术的致密砂岩储层地震相分析[J]. 天然气地球科学,

2018, 29(2): 259 - 267.

Zhang Yan, Zhang Chunlei, Gao Shichen, et al. Seismic Facies Analysis of Tight Sandstone Reservoir Based on SOM and HSV Color Technique[J]. Natural Gas Geoscience, 2018, 29(2): 259 - 267.

[26] 王天云,韩小锋,许海红,等. 无监督神经网络地震属性聚类方法在沉积相研究中的应用[J]. 石油地球物理勘探,2021, 56(2): 372 - 379.

Wang Tianyun, Han Xiaofeng, Xu Haihong, et al.

Study on Sedimentary Facies Based on Unsupervised Neural Network Seismic Attribute Clustering[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021, 56(2): 372 - 379.

[27] Lu Y, Liu K, Xu S, et al. Identifying Flow Units by FA-Assisted SSOM: An Example from the Eocene Basin-Floor-Fan Turbidite Reservoirs in the Daluhu Oilfield, Dongying Depression, Bohai Bay Basin, China [ J ]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 186: 106695.



### 吉林大学学报（地球科学版）

## 2024年度中国高校科技期刊建设示范案例库 百佳科技期刊



中国高校科技期刊研究会  
2024 年 11 月 30 日