

文章编号: 1000-0747(2024)01-0161-12 DOI: 10.11698/PED.20230427

基于模式约束的油层单元智能自动对比方法 ——以渤海湾盆地史南油田史深 100 区块加积式地层对比为例

邬德刚^{1,2}, 吴胜和², 刘磊¹, 孙以德³

(1. 中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京)地球科学学院, 北京 102249;
3. 中国石化胜利油田油气开发管理中心, 山东东营 257000)

基金项目: 国家自然科学基金“湖盆扇三角洲前缘河口坝构型及形成机理研究”(42272110); 中国石油天然气集团有限公司-中国石油大学(北京)战略合作科技专题(ZLZX2020-02)

摘要: 针对基于数据驱动的地层自动对比方法难以适应侧向沉积相变快及地层厚度差异大的油层单元自动对比这一问题, 建立基于模式约束的油层单元智能自动对比方法。该方法提出在油层单元自动对比中引入知识驱动, 采用地层发育模式约束油层单元自动对比过程, 并将地层模式约束思想引入构建的相似性度量机及改进的条件约束动态时间规整算法, 实现了对标志层及各油层单元界面的自动对比。渤海湾盆地史南油田史深 100 区块的应用表明: 与人工对比结果相比, 该方法标志层识别吻合率高于 95.00%, 油层单元识别平均吻合率达 90.02%; 与已有自动对比方法相比, 油层单元识别平均吻合率提升约 17 个百分点, 有效提高了油层单元自动对比精度。

关键词: 油层单元; 自动对比; 对比学习; 地层发育模式; 标志层; 相似性度量机; 条件约束动态时间规整算法

中图分类号: TE122 文献标识码: A

An intelligent automatic correlation method of oil-bearing strata based on pattern constraints: An example of accretionary stratigraphy of Shishen 100 block in Shinan Oilfield of Bohai Bay Basin, East China

WU Degang^{1,2}, WU Shenghe², LIU Lei¹, SUN Yide³

(1. College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 2. College of Geosciences, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 3. Oil and Gas Development Management Center of Shengli Oilfield, Dongying 257000, China)

Abstract: Aiming at the problem that the data-driven automatic correlation methods which are difficult to adapt to the automatic correlation of oil-bearing strata with large changes in lateral sedimentary facies and strata thickness, an intelligent automatic correlation method of oil-bearing strata based on pattern constraints is formed. We propose to introduce knowledge-driven in automatic correlation of oil-bearing strata, constraining the correlation process by stratigraphic development patterns and improving the similarity measuring machine and conditional constraint dynamic time warping algorithm to automate the correlation of marker layers and the interfaces of each strata. The application in Shishen 100 block in the Shinan Oilfield of the Bohai Bay Basin shows that the coincidence rate of the marker layers identified by this method is over 95.00%, and the average coincidence rate of identified oil-bearing strata reaches 90.02% compared to artificial correlation results, which is about 17 percentage points higher than that of the existing automatic correlation methods. The accuracy of the automatic correlation of oil-bearing strata has been effectively improved.

Key words: oil-bearing strata; automatic correlation; contrastive learning; stratigraphic development pattern; marker layer; similarity measuring machine; conditional constraint dynamic time warping algorithm

引用: 邬德刚, 吴胜和, 刘磊, 等. 基于模式约束的油层单元智能自动对比方法: 以渤海湾盆地史南油田史深 100 区块加积式地层对比为例[J]. 石油勘探与开发, 2024, 51(1): 161-172.

WU Degang, WU Shenghe, LIU Lei, et al. An intelligent automatic correlation method of oil-bearing strata based on pattern constraints: An example of accretionary stratigraphy of Shishen 100 block in Shinan Oilfield of Bohai Bay Basin, East China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2024, 51(1): 161-172.

0 引言

油层单元对比, 是指在一个油田范围含油层段内

部确定不同区块或不同井之间油层单元(如油层组、砂层组、小层)的等时对应关系, 属于精细地层对比的范畴^[1]。开展精细准确的油层单元划分对比, 建立高

精度等时地层格架,是实现油藏表征的基础和关键,对于砂体空间展布、储集层非均质性及有利含油区块预测具有重要意义。

然而,在油气田开发阶段,油藏范围内开发井数多(可达数百口甚至数千口井)、油层单元层数多(可达数十个层),这一对比工作需要大量时间,同时对地质专业知识与经验有较高的要求,严重制约了油层单元对比效率。因此,油层单元自动对比方法的研究对于提高对比效率、降低人工成本等具有重要意义。

关于精细地层自动对比方法的研究最早可追溯至20世纪70年代。Rudman等^[2]通过重采样技术对齐不同长度测井曲线,以计算曲线相似度的方式完成两口井的地层自动对比,证明了计算机自动化程序在地层对比中的实用性。近50年以来,国内外学者开展了大量地层自动划分与对比方法研究。地层划分与对比包括两个主要环节:首先,根据单井测井曲线资料开展并简地层单元划分,确定垂向旋回性特征及演化序列;然后追踪并间地层记录依据,开展多井地层对比。其中,单井分析方法主要有:①信号分解技术,拾取测井曲线不同尺度下的频率、振幅等特征,以识别奇异点、沉积旋回界面等标志点方式完成地层单元的划分,如小波变换^[3]、沃尔什变换^[4]、频谱分析^[5]等;②数理统计方法,基于地层地质特征的层间差异性、界面突变性等认识,通过方差、极值等统计分析量表征单井电性特征的垂向差异变化,依据变化趋势划分单井地层,如活度函数法^[6]、层内差异法^[7]、有序聚类分析^[8]、极值方差聚类^[9]、模糊模式识别^[10]等方法。并间追踪方法主要有:①数理统计方法,通过尺度变换、垂向位移等策略对齐多井测井曲线的公共子序列,以最大化序列特征关联度等方式完成多井对比,如相关分析^[11]、动态优化^[12]等方法;②机器学习方法,基于大量训练数据,提取各地层测井曲线的数值统计特征,学习单井地层单元的聚类或划分规则,并将规则应用于多井地层划分对比,如聚类分析^[13]、自组织神经网络^[14]、BP(Back Propagation)神经网络^[15]、深度神经网络^[16-17]等方法。

已有地层自动对比方法在判别沉积旋回性、识别地层界面等方面取得了良好应用效果,极大提高了并间地层划分对比效率。然而,这些方法主要为基于数据驱动的岩性或旋回对比,即从大量数据样本中挖掘隐藏的有限地层规律特征(知识),以特征相似性为对比依据,适用于对比各并测井曲线特征相似的地层。在侧向沉积相变快、地层厚度差异大等复杂情况下,

同一地层的测井曲线特征具有较大差异,已有方法难以依据岩性等特征实现等时对比。

因此,本文提出了一种基于模式约束的油层单元智能自动对比方法(PIC),在数据驱动的算法中引入地层发育模式作为知识驱动,提高地层对比精度,并以渤海湾盆地史南油田史深100区块为例,通过多井油层单元对比实验评价该方法的实用性。

1 方法原理

在侧向沉积相变快,特别是地层厚度同时具有较大差异的情况下,油层单元自动对比过程应当考虑以下两个方面的问题:①针对岩性无显著变化的标志层,可以依据测井曲线特征相似性自动对比。然而,单井垂向上可能存在多个层段与标志层具有较高的特征相似性,难以准确对比出标志层。②针对由于侧向沉积相变导致岩性具有显著变化的油层单元,自动对比过程中难以搜索到可对比信息,容易导致穿时对比。

针对这两个方面的问题,地质人员通常是在可靠的地层发育模式约束下,首先对比受相变影响较小的标志层等等时地层记录依据,然后在邻近的两个等时界面间对比受相变影响较大的并间油层单元。

要按照以上思路实现油层单元对比的自动化,需解决两个关键问题:①在标志层发育的情况下,如何引入模式约束提高标志层对比精度;②在两个等时界面间不存在标志层等对比依据情况下,如何引入模式约束对比相变程度大的油层,以提高并间油层单元自动对比精度。为解决以上两个关键问题,本文提出的PIC方法使用地质模式约束油层单元界面分布范围,在分布范围内采用相似性度量机识别对比标志层、基于改进的动态归整算法对比相邻等时界面间的油层单元。

1.1 地质模式约束

油层单元自动对比方法在侧向沉积相变快、地层厚度差异大等复杂情况下的对比结果往往存在较大误差,甚至难以符合地质认识,已有的“地层界面不能交叉”等约束方法难以提升地层对比精度。考虑到地层发育模式反映了不同油层单元的侧向变化趋势,在侧向沉积相变快的情况下能够指导并间地层对比,因此本文引入这一地质模式约束油层单元自动对比过程。

模式约束的本质是在两个已知等时界面内部,依据地层发育模式所反映的地层厚度侧向变化规律确定各油层单元界面的可能取值范围,以避免不符合地质规律的界面深度误判,从而提高油层单元对比精度。依据模式,界面的取值应当满足两个基本条件,即 C_1 :

地层界面侧向变化趋势符合地质模式； C_2 ：地层厚度侧向变化趋势符合地质模式。不同地质背景下形成的地层，具有不同的发育模式，如加积式、进积式、退积式等，本文以加积式地层为例分析满足这两个条件的界面深度取值范围求解方法。

加积式地层具有比例式沉积特征，即地层与其上覆、下伏地层呈近于平行的整合接触，且横向上各层垂厚度比例相似。因此，以标准井（标准油层单元划分井）的油层单元垂厚度为参考，依据比例线性插值得到待对比井（待划分油层单元井）各油层单元的预估界面深度及预估垂厚度。如图 1a 所示，依据标准井分层点与垂厚度，确定油层单元 o_z 的预估垂厚度 \hat{d}_z 及 o_{z-1} 与 o_z 之间的预估分界面 \hat{b}_z 。

考虑到油层单元界面 b_z 满足条件 C_1 的取值范围必定是 \hat{b}_z 的某一邻近区间 $[\hat{b}_z - \delta_{l,z}, \hat{b}_z + \delta_{r,z}]$ （见图 1b），假定区间大小与地层厚度正相关，即区间半径 $\delta_{l,z}$ 、 $\delta_{r,z}$ 分别是与 b_z 上覆、下伏地层累计厚度相关的变量，则可通过引入界面波动因子 θ 定义取值区间半径：

$$\delta_{l,z} = \theta \sum_{f=1}^z \hat{d}_f \quad (1)$$

$$\delta_{r,z} = \theta \sum_{f=z}^{Z+1} \hat{d}_f \quad (2)$$

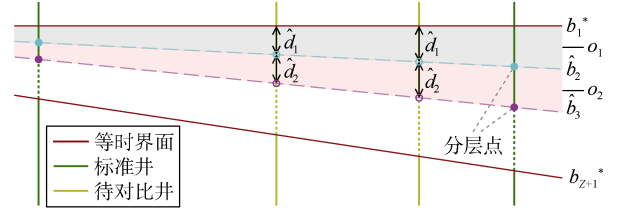
从而得到油层单元界面 b_z 满足条件 C_1 的取值范围

$$\left[\hat{b}_z - \theta \sum_{f=1}^z \hat{d}_f, \hat{b}_z + \theta \sum_{f=z}^{Z+1} \hat{d}_f \right]。其中 Z 是油层单元总数，界面波动因子 $\theta \in [0, 1]$ ，是基于标准井分层数据确定的超参数，确定 θ 的原则是：最小化 θ 取值的同时最大化$$

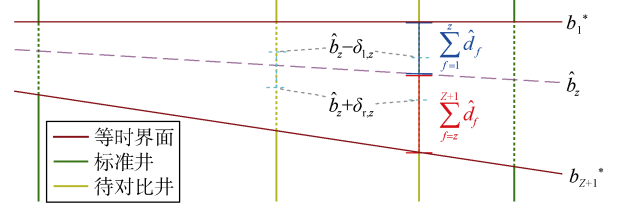
$P\{b_z^* \in [\hat{b}_z - \delta_{l,z}, \hat{b}_z + \delta_{r,z}]\}$ 。

考虑到条件 C_2 的约束作用，相邻油层单元界面的可能取值范围往往不是相互独立的。在某些情况下，如对于 $b_z \in [\hat{b}_z - \delta_{l,z}, \hat{b}_z + \delta_{r,z}]$ 、 $b_{z+1} \in [\hat{b}_{z+1} - \delta_{l,z+1}, \hat{b}_{z+1} + \delta_{r,z+1}]$ 中的一对取值 $b_z = \hat{b}_z + \delta_{r,z}$ 、 $b_{z+1} = \hat{b}_{z+1} - \delta_{l,z+1}$ ，油层单元 o_z 的垂厚度 $d_z = b_{z+1} - b_z = \hat{b}_{z+1} - \hat{b}_z - \delta_{l,z+1} - \delta_{r,z}$ 可能特别小，甚至为负，这样的一对取值并不符合地质认识。因此，通过引入厚度波动因子 ε 定义油层单元 o_z 垂厚度 d_z 的可能分布范围 $[(1-\varepsilon)\hat{d}_z, (1+\varepsilon)\hat{d}_z]$ ，对相邻油层单元界面的联合取值范围作约束，使满足条件 C_1 的取值区间 $[\hat{b}_z - \delta_{l,z}, \hat{b}_z + \delta_{r,z}]$ 同时满足条件 C_2 。其中，厚度波动因子 $\varepsilon \in [0, 1]$ 为超参数，通过标准井油层单元厚度数据确定，确定 ε 的原则是：最小化 ε 取值的同时最

(a) 预估界面及垂厚度求取方法



(b) 条件 C_1 约束的界面取值方法



(c) 条件 C_2 约束的界面取值方法

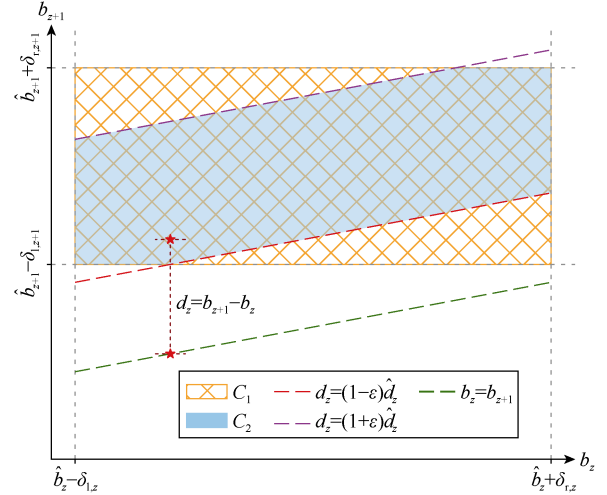


图 1 油层单元界面的模式约束方法

大化 $P\{d_z^* \in [(1-\varepsilon)\hat{d}_z, (1+\varepsilon)\hat{d}_z]\}$ 。分别以满足条件 C_1 的 b_z 、 b_{z+1} 取值范围为横、纵坐标，两界面的联合取值分布如图 1c 橙色网格标记区域所示，使用条件 C_2 将其联合分布约束为蓝色区域。

1.2 基于相似性度量机的标志层识别与对比

油层单元对比的标志层是指地层剖面上特征明显、分布广泛、具有等时性的岩层或岩性界面，在一定范围内具有稳定性和等时性。标志层识别、对比的关键是分析电性特征的相似性。已有特征相似性判别方法有余弦相似度、相关系数、马氏距离等，通过比较两个信号点到点的误差或整体分布差异性评价信号相似程度。然而，这些方法对信号噪音、局部异常较为敏感，且不同方法对同一组信号的相似性评价结果可能存在较大差异，难以优选出对比标志层的评价指标。近年来，对比学习 (Contrastive Learning) 等深度学习方法在表征数据间的非线性相似特征、提高针对噪音的鲁棒性等方面取得了显著成果^[18]。

对比学习属于自监督学习范畴,在特征空间中通过最大化同类样本的相似性、异类样本的差异性完成样本对比、判别任务^[19]。对比学习的典型范式通常由代理任务和目标函数组成,通过代理任务定义正样本和负样本,构造对比损失或对比函数优化样本在特征空间的潜在表示,使样本的特征与正样本尽可能相近,与负样本尽可能不同。对比学习技术能够基于无标注数据实现数据的相似性评价,在计算机视觉、自然语言处理等领域获得了广泛应用,典型的算法有 MoCo^[20] (Momentum Contrast)、BYOL^[21] (Bootstrap Your Own Latent) 等。

本文基于对比学习思想设计了一种特征相似性度量机模型(SMM),通过构建样本间纵向对比学习任务实现模型的自监督学习过程,训练模型提取测井相似特征的能力,从而依据电性特征相似性自动识别对比标志层。

1.2.1 构建自监督数据集

截取 L 口井测井曲线子信号并重采样至同等长度,针对采样后数据运用以下策略构建成对数据集。

①随机选取 n 口井子信号 $s = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 将第 i ($1 \leq i \leq n$) 口井作为样本井,对第 i 口井的子信号 x_i 执行以下操作。

②选取 s 中某一口井的子信号 x_j ($j = 1, 2, \dots, n$ 且 $j \neq i$) 并计算 x_i 和 x_j 的均方根误差 m_{ij} 、相关系数 r_{ij} 及余弦相似度 c_{ij} 。当存在 k 满足条件 $m_{ik} = \min_{j=1, j \neq i} \{m_{ij}\}$ 、

$r_{ik} = \max_{j=1, j \neq i} \{r_{ij}\}$ 、 $c_{ik} = \max_{j=1, j \neq i} \{c_{ij}\}$, 即第 k 口井子信号 x_k 和第 i 口井(样本井)子信号 x_i 的误差最小、相关系数最大、余弦相似度最高,则初步判定 x_k 和 x_i 的相似度最大,人工核对后构建一组训练数据集 $\{(x_i, x_j) | j = 1, 2, \dots, n\}$, 并为其设置自监督标签(伪标签) $t_i = k$ 。

③重复过程①和②,直到获得足够的数据集。

1.2.2 SMM 结构

本文设计的 SMM 结构由残差块、降采样层及全连接层^[22]组成,如图 2 所示。两条用于相似度对比的信号(列矩阵) x_i 、 x_j 拼接为 $[x_i, x_j]$, 经残差块、降采样层、全连接层运算输出为一个区间 $[0, 1]$ 范围内的相似性度量值。对每一对输入样本 x_i 、 x_j , 记模型输出为 y_{ij} 。当 $j = 1, 2, \dots, n$ 且 $j \neq i$ 时,由自监督标签 t_i 知样本 x_i 和 x_{t_i} 的相似度为组内最大,即有自监督条件 $Cond_i$

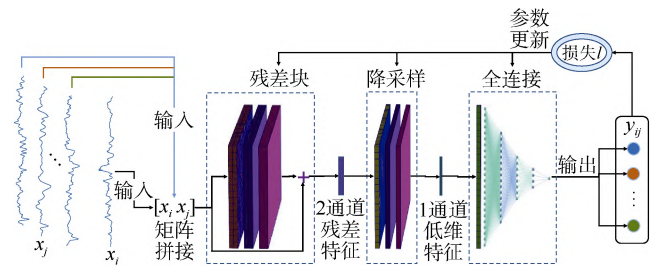


图2 相似性度量机(SMM)架构

成立,当且仅当 $j = t_i$ 时等号成立(见(3)式);当 $j = i$ 时,样本 x_i 和 x_j 的相似度应当为 1,即有 $y_{ij} = y_{ii} = 1$ 成立。

$$y_{ii} \geq y_{ij} \quad (j = 1, 2, \dots, n \text{ 且 } j \neq i) \quad (3)$$

下面通过构建对比损失函数训练 SMM 模型,使其输出满足以上两个条件,即对应 B 批次,每批次 M 口样本井的训练数据集,定义模型的训练损失为:

$$l = l_1 + l_2 \quad (4)$$

其中, l_1 为对比损失:

$$l_1 = \frac{1}{BM(n-1)} \sum_{b=1}^B \sum_{i=1}^M \sum_{j=1, j \neq i}^n \left[\max(0, y_{ij} - y_{ii}) \right]^2 \quad (5)$$

l_2 为自比损失:

$$l_2 = \frac{1}{BM} \sum_{b=1}^B \sum_{i=1}^M (y_{ii} - 1)^2 \quad (6)$$

1.2.3 标志层识别对比

当单井上存在多个与标准井标志层特征相似的测井响应层段时,仅仅依据特征相似性难以准确识别出标志层,此时需要引入模式约束。依据地层发育模式确定各待对比井标志层界面的可能取值范围(搜索域),在范围内依次拾取待对比井不同测井响应子信号,与标准井标志层测井响应段一同输入 SMM 模型,完成特征相似性评估。以同一深度段不同测井曲线的特征相似性评估结果均值为依据,筛选出最佳匹配结果作为待对比井的标志层段。以某 3 口井为例,其标志层识别过程如图 3 所示。

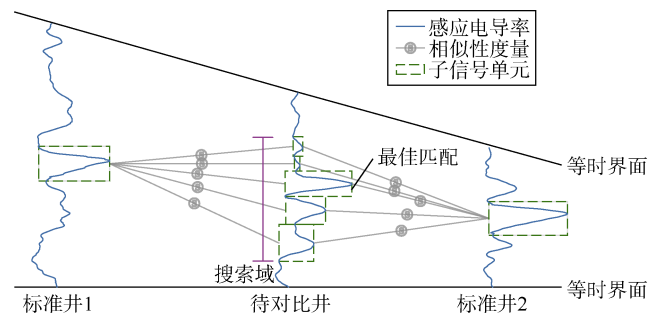


图3 标志层自动识别对比原理示意图

1.3 基于动态归整算法的油层单元对比

模式约束等时界面间的油层单元自动对比过程涉

及两个关键难题：①如何使用油层单元界面分布范围约束对比过程；②如何以能反映沉积旋回与韵律变化特征的信号段为对比单元，弱化侧向相变影响，避免基于数据点的岩性对比。不少研究表明条件化的动态时间规整（DTW）算法能够实现以上两个关键要求。动态时间规整是日本学者 Itakura^[23]于 20 世纪 60 年代提出的一种柔性模式匹配算法，能够对扩展、压缩或变形的模式进行匹配，解决不同长度时间序列的相似度和分类问题。

油层单元对比过程通常需要综合分析不少于两口标准井的多条测井曲线，虽然 DTW 及其改进算法在地层对比任务中取得了良好效果^[24]，但该方法常适用于两口井的自动对比，即一口标准井对比各待对比井，不适用于多井对比，使得油层单元对比结果具有较高的片面性。

因此，本文优化出了一种 N 维多元动态时间规整（NM-DTW）算法及其条件化形式（CNM-DTW），该算法接受地质条件约束并允许多个标准井多条测井曲线参与地层对比过程，能够有效解决 $N-1$ （ $N \geq 3$ ）口标准井和 1 口待对比井的多条测井曲线动态对比问题。

1.3.1 NM-DTW 算法

考虑 n 口井、 m 条测井曲线的动态时间归整问题。记相邻等时界面间第 i 口井在数据预处理阶段获取的测井曲线子信号单元集合为 $x_i = \{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,Q_i}\}$ ，其中 x_{i,q_i} 为第 q_i （ $q_i = 1, 2, \dots, Q_i$ ）个子信号单元，由 m 条测井曲线组成， Q_i 为子信号单元总数。通过笛卡尔积构建集合 $G = \{x_{1,q_1-1}, x_{1,q_1}\} \times \{x_{2,q_2-1}, x_{2,q_2}\} \times \dots \times \{x_{n,q_n-1}, x_{n,q_n}\}$ ，则第 q_i 个子信号单元构成的多元组 $g = (x_{1,q_1}, x_{2,q_2}, \dots, x_{n,q_n})$ 对应的累计归整损失可表示为：

$$D(g) = d(g) + \min \{D(g') | g' \in G, g' \neq g\} \quad (7)$$

式中 $d(g) = d(x_{1,q_1}, x_{2,q_2}, \dots, x_{n,q_n})$ 为 n 口井的子信号特征相似度距离，定义为：

$$d(x_{1,q_1}, x_{2,q_2}, \dots, x_{n,q_n}) = \sum [1 - S(\alpha, \beta)] \quad (8)$$

其中 $\alpha, \beta \in \{x_{1,q_1}, x_{2,q_2}, \dots, x_{n,q_n}\}, \alpha \neq \beta$ 。S 为曲线特征相似度评价函数，由上文 SMM 模型计算。

将已知的两个等时界面分别作为动态规整算法的起止点，即有各井测井曲线的第一个子信号单元是对齐的，亦即 $D(x_{1,1}, x_{2,1}, \dots, x_{n,1}) = 0$ ，最后一个子信号单元是对齐的，则 NM-DTW 算法的对比损失可表示为 $D(x_{1,Q_1}, x_{2,Q_2}, \dots, x_{n,Q_n})$ 。

1.3.2 条件化搜索路径

NM-DTW 算法所定义的搜索路径是 $\{1, 2, \dots, Q_1\} \times \{1, 2, \dots, Q_2\} \times \dots \times \{1, 2, \dots, Q_n\}$ 笛卡尔坐标空间，具有 $O\left(m \prod_{i=1}^n Q_i\right)$ 的算法复杂度。因此，将地层发育模式作为油层单元对比的约束条件引入到 NM-DTW 算法中，降低算法复杂度的同时提升地层对比精度。

假设标准井划分出 Z 个油层单元界面，第 i 口井的第 z 个油层单元界面所在信号单元区间为 $[u_{i,z}, v_{i,z}]$ 。对于标准井， $u_{i,z} = v_{i,z}$ 且已知，对于待对比井， $u_{i,z}, v_{i,z}$ 可基于上文界面分布区间估计方法获得。则条件化搜索路径可表示为： $p = p_1 \cup p_2$ ，其中 p_1 指条件直接约束的路径， p_2 指条件间接约束的路径。

$$p_1 = \bigcup_{z=1}^{Z-1} \{[v_{1,z}, u_{1,z+1}] \times [v_{2,z}, u_{2,z+1}] \times \dots \times [v_{n,z}, u_{n,z+1}]\} \quad (9)$$

$$p_2 = \bigcup_{z=1}^Z \{[u_{1,z}, v_{1,z}] \times [u_{2,z}, v_{2,z}] \times \dots \times [u_{n,z}, v_{n,z}]\} \quad (10)$$

以 $n=3$ 为例，条件化后的搜索路径如图 4 所示。其中， p_2 类搜索路径是由同一油层单元界面的区间估计 $[u_{i,z}, v_{i,z}]$ 约束， p_1 类搜索路径是由相邻油层单元界面的区间估计 $[v_{i,z}, u_{i,z+1}]$ 约束。

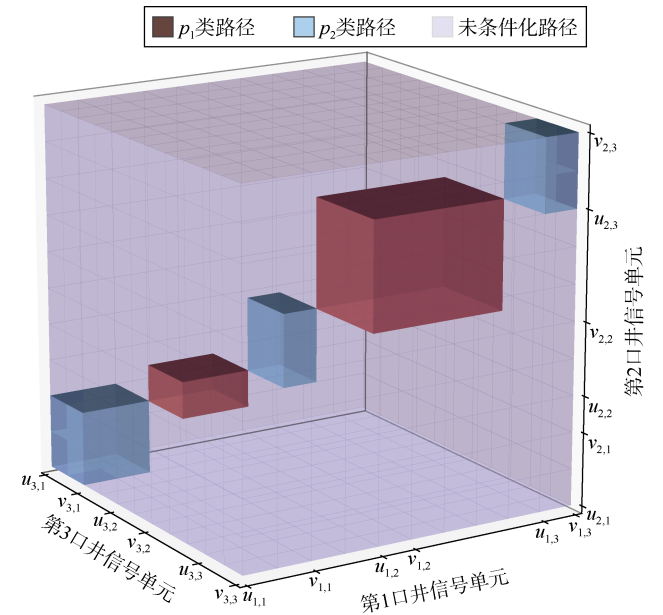


图 4 CNM-DTW 算法的搜索路径

1.3.3 油层单元对比

依次选取一个待对比井和所有标准井构建 N 维多元动态时间归整过程，以相邻已知等时界面为先验约束条件定义归整损失的起止点，基于地层发育模式确定的油层单元界面分布范围条件化搜索路径，计算待

对比井和标准井子信号单元之间的特征相似度距离 d ，并完成累计归整损失 D 的动态迭代过程，寻找出归整损失最小的对比路径，将路径中信号单元半幅点作为地层分界点。以某 3 口井为例，其动态对比及最优路径求取如图 5 所示。

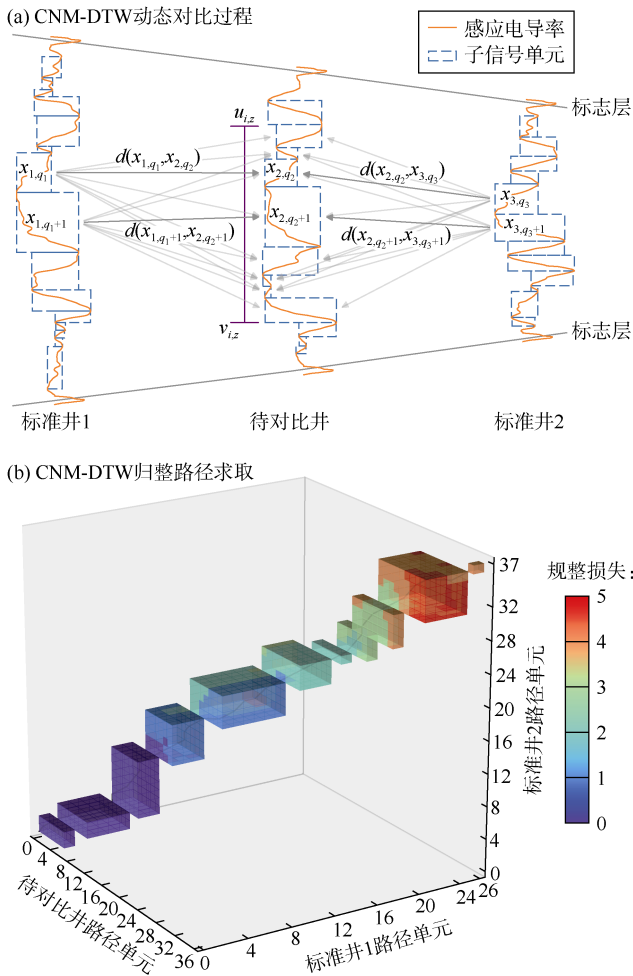


图 5 等时界面间油层单元对比过程示意图

1.4 PIC 方法步骤

地质模式约束、相似性度量机及动态时间归整共同构成了 PIC 方法，其主要包括以下步骤。

①测井曲线优选与数据预处理。测井曲线优选的原则主要有：能够反映标志层、岩性组合、沉积旋回特征，所有井或大部分井都有这些测井资料，能够广泛应用等。针对优选的测井数据进行降噪、特征变换、形态学滤波、信号分割等数据预处理。

②依据地层发育模式计算 \hat{b}_z 、 \hat{d}_z ，基于标准井数据确定超参数 θ 、 ε 。

③识别标志层。构建自监督训练数据集，使用 SMM 算法搭建并训练机器学习模型；在地层发育模式约束的油层单元界面分布范围内，使用训练好的机器

学习模型进行标志层识别。

④对比已知等时界面间的油层单元。使用油层界面分布范围条件化 NM-DTW 算法的搜索路径，完成 CNM-DTW 算法的构建；以反映旋回、韵律变化特征的信号为对比单元，进行多井多测井曲线的 $d(x_{1,q1}, x_{2,q2}, \dots, x_{n,qn})$ 计算及损失 D 的动态迭代求取；依据动态迭代结果寻找最小归整损失对应的迭代路径，从路径中获取地层对比结果。

2 实例分析

以渤海湾盆地史深 100 区块为例，进一步说明 PIC 方法的油层单元自动对比步骤，分析方法的实用性。

2.1 研究区概况

研究区史深 100 区块位于山东省史南油田北部，构造上位于渤海湾盆地济阳拗陷东营凹陷中央隆起带西段，整体为一个“北东高、南西低”的大型鼻状构造，面积约为 46 km^2 [25]。东营凹陷新生界地层发育完整，自上而下钻遇第四系至古近系，其中古近系包含东营组、沙河街组和孔店组。沙河街组是凹陷内最为发育的地层之一，自上而下可划分为沙四段、沙三段、沙二段和沙一段。研究区主要含油层系为沙河街组沙三段中亚段（油层组），可进一步细分为中 1 (Z_1)、中 2 (Z_2)、中 3 (Z_3) 3 个砂层组，其中 Z_1 、 Z_2 为主要含油砂层组，也是本文研究目的层段。 Z_1 砂层组自上而下划分为 Z_1^{1s} 、 Z_1^{1x} 、 Z_1^{2s} 、 Z_1^{3s} 、 Z_1^{4s} 、 Z_1^{4x} 和 Z_1^{5s} 共 7 个小层； Z_2 砂层组自上而下划分为 Z_2^{1s} 、 Z_2^{1x} 、 Z_2^{2s} 共 4 个小层。

研究区发育三角洲—湖泊沉积体系，沉积环境复杂多样，岩心及岩电标定识别出湖底扇水道、朵叶、滑塌体等多种沉积微相。 Z_1^{1s} 、 Z_1^{4s} 小层顶界和 Z_2 砂层组顶、底界发育广泛分布的湖泛泥岩，具有高自然伽马、高自然电位、高感应电导率、低电阻率等明显的电性特征。

2.2 油层单元发育模式

研究区目的层段发育在湖退体系域内，由于沉降幅度的差异，目的层段及内部小层的厚度在平面上存在变化，但表现出一定的规律性。在顺物源方向的剖面上，地层厚度沿物源供给方向自南东向北西出现不同程度的减薄（见图 6a、图 6b）；在切物源方向的剖面上，地层厚度由研究区中部向两侧逐渐减薄（见图 6a、图 6c）。目的层段内部小层的厚度变化趋势与整个目的层段的厚度变化趋势相同，地层整体呈现为“等比例加积”的地层结构样式，即不同部位同一小层的

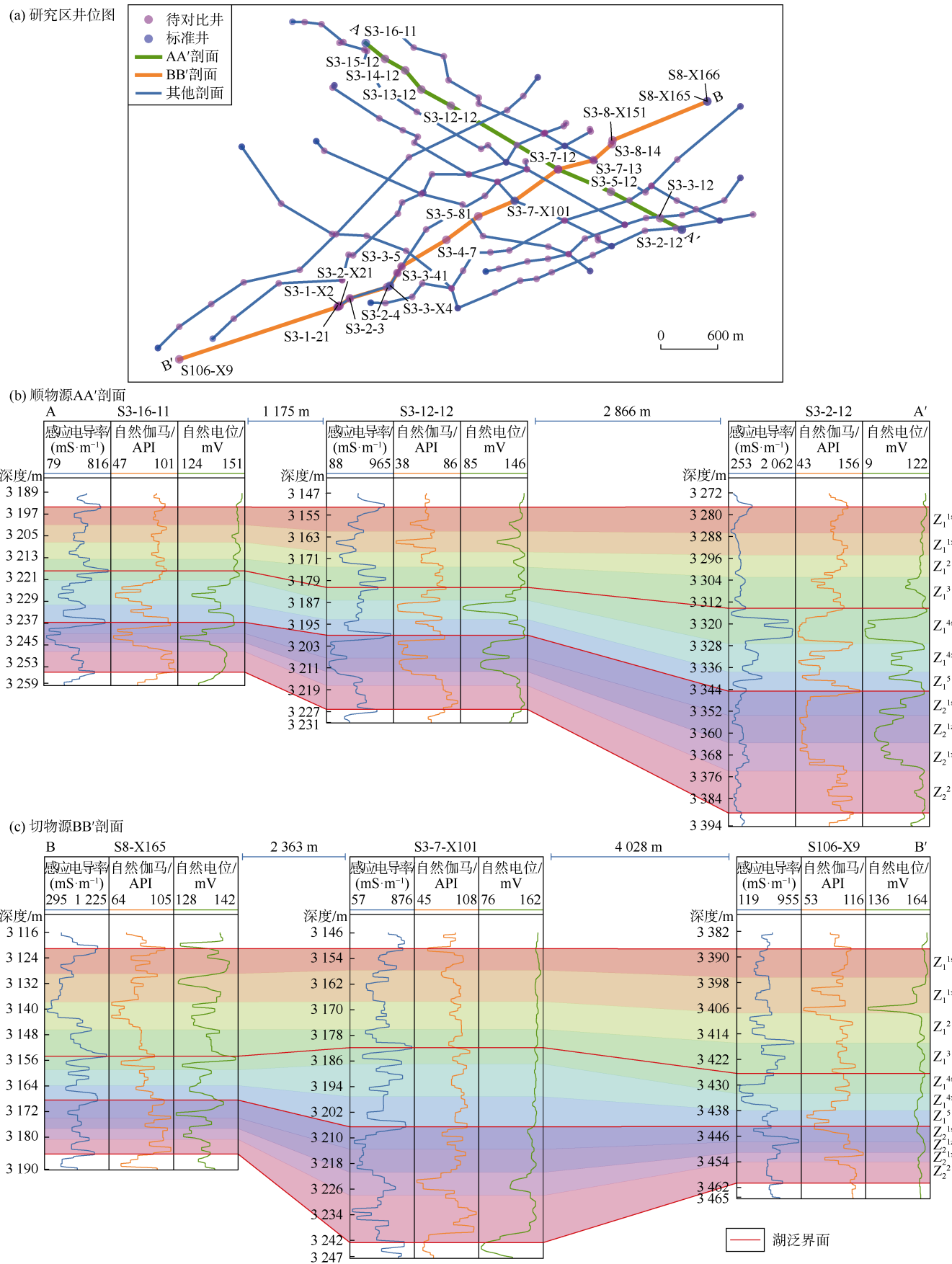


图 6 研究区井位图 (a) 及顺物源 (b)、切物源 (c) 方向砂层组级别地层厚度变化规律

地层厚度虽然有变化(如 Z_1^{1x} 、 Z_1^{4s} 、 Z_1^{4x} 等小层厚度变化幅度较大),但其厚度与目的层段厚度的比例是接近的。

2.3 油层单元自动对比步骤

本文以图 6 中 AA'剖面为例说明 PIC 方法的基本步骤。该剖面共有 9 口井,其中 2 口井(S3-16-11、S3-2-12)为标准井,其余 7 口井为待对比井。在对比过程中,以目的层段顶、底界为已知界面,对比其内的 11 个小层。

①测井曲线优选与数据预处理。结合地质认识,优选出了能良好反映岩性组合、沉积旋回等特征变化的自然伽马、自然电位、感应电导率 3 条测井曲线;应用归一化方法将测井曲线数值统一量纲,引入形态学滤波技术去除曲线局部毛刺状噪音,基于信号分解分割方法提取用于油层单元对比的测井子信号。

②由 Z_1^{1s} 至 Z_2^2 将油层单元记为 o_1 至 o_{11} ,计算出 \hat{b}_1 至 \hat{b}_{11} 、 \hat{d}_1 至 \hat{d}_{11} ,确定 θ 、 ε 。

③自动识别标志层。构建了 8 000 组(每组 12 对样本,每个样本大小为 $256 \times 1 \times 1$)训练数据集,设置训练批次大小等参数,基于自适应梯度下降算法完成 SMM 模型训练;使用测井曲线的波幅、波宽等指标量化标志层的测井响应特征,判断出标志层为 o_5 (Z_1^{4s})、 o_8 (Z_2^{1s})。在 \hat{b}_5 、 \hat{b}_8 邻近范围内使用 SMM 模型识别标志层界面。

④自动对比其余各油层单元。如以标志层 o_5 、 o_8 顶为已知等时界面,依地层发育模式重新确定其内部油层单元 o_6 (Z_1^{4x})、 o_7 (Z_1^5)的预估界面 \hat{b}_6 、 \hat{b}_7 及预估厚度 \hat{d}_6 、 \hat{d}_7 ;更新油层单元界面分布范围并条件化三维搜索路径,使用 CNM-DTW 算法对比各待对比井的 o_6 、 o_7 。

2.4 油层对比效果分析与比较

本文基于 python 编程环境实现,将方法应用于研究区的 13 条连井剖面,其中共计 24 口标准井、119 口待对比井。地质专家依据标志层、沉积旋回和岩性组合,采用“井震结合、模式指导、分级控制、三维闭合”的方法对研究区目的层进行了精细地层对比,本文以人工对比的结果作参考,评价 PIC 方法的性能。

2.4.1 PIC 方法的应用效果分析

从标志层的识别效果、标志层间油层单元对比效果这两个方面评价方法的实用性能。

①标志层识别效果评价。SMM 在相似特征提取方面取得了良好效果。依据(4)式定义的损失函数及(3)

式设置的自监督条件构建符合率指标 κ 评价模型的性能。测试 κ 平均值约为 95%,最佳可达 100%,与相关系数、均方根误差、余弦相似度等方法相比,SMM 方法的测试 κ 值性能更好。

$$\kappa = \frac{1}{BM} \sum_{b=1}^B \sum_{i=1}^M e_i \quad (11)$$

其中, e_i 是真值函数,当 $Cond_i$ 成立时取值为 1,反之为 0。SMM 取得了良好的标志层识别效果。依据测井响应特征,对比识别出研究区的两个标志层界面(见图 7),识别吻合率最低为 95.78%,最高达 99.92%。吻合率定义为:

$$R = \sum_{z=1}^Z w_z \frac{\min\{b_{z+1}^*, b_{z+1}^*\} - \max\{b_z^*, b_z^*\}}{b_{z+1}^* - b_z^*} \quad (12)$$

$$w_z = \frac{b_{z+1}^* - b_z^*}{\sum_{z=1}^Z (b_{z+1}^* - b_z^*)} \quad (13)$$

②标志层间油层单元对比效果评价。基于 CNM-DTW 算法,研究区 13 条连井剖面上单井地层对比吻合率最高可达 95.16%,平均吻合率达 90.02%,对比平均绝对误差在 1.14 m 以内。其中 AA'、BB'两个剖面的油层单元对比结果分别如图 8、图 9 所示,其油层单元自动对比效果良好,平均吻合率约 88.70%。

然而,由于提取的地层信息及约束条件的有限性,自动对比结果仍然存在一定的失误率,因此可以通过增加数据种类、丰富约束条件内涵等方式提高对比精度,如引入沉积边界、地形地貌控制,考虑沉积环境能量等。

2.4.2 自动对比方法比较

将本文方法与已有自动对比方法进行比较分析。从数理统计类和机器学习类方法中分别选取适用于不等厚油层单元对比的 DTW 和 PSPNet 方法进行油层单元自动对比,其中 DTW 是动态时间规整算法,实现了未条件化的两井测井曲线对比,PSPNet 是金字塔场景解析网络模型,是 Zhao 等^[26]于 2017 年提出的一种图像语义分割方法,其内部的金字塔池化模块具有优秀的全局上下文信息提取能力,在地层自动对比任务中取得了良好的应用效果。

分别应用 PSPNet、DTW 方法对研究区连井剖面进行没有地质模式约束的多井地层对比。PSPNet、DTW 及 PIC 方法地层对比效果如图 10 所示。直方图统计结果表明,PIC 方法具有更高的油层单元对比吻合率最小值、最大值、中位数等统计量;分布概率密度函数及分布概率累计函数表明,PIC 方法的自动对比结果具有更小的吻合率方差,方法在地层对比应用过程

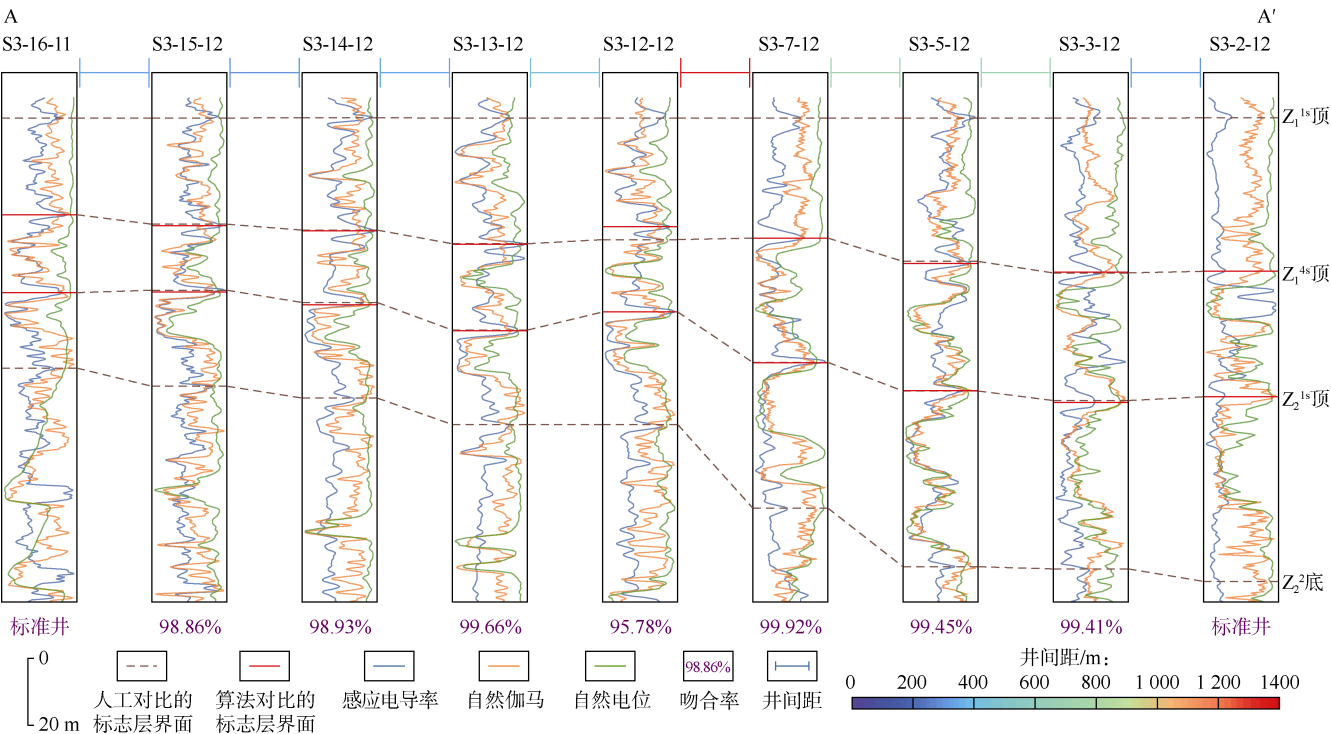


图 7 AA'剖面的标志层识别结果 (剖面位置见图 6a)

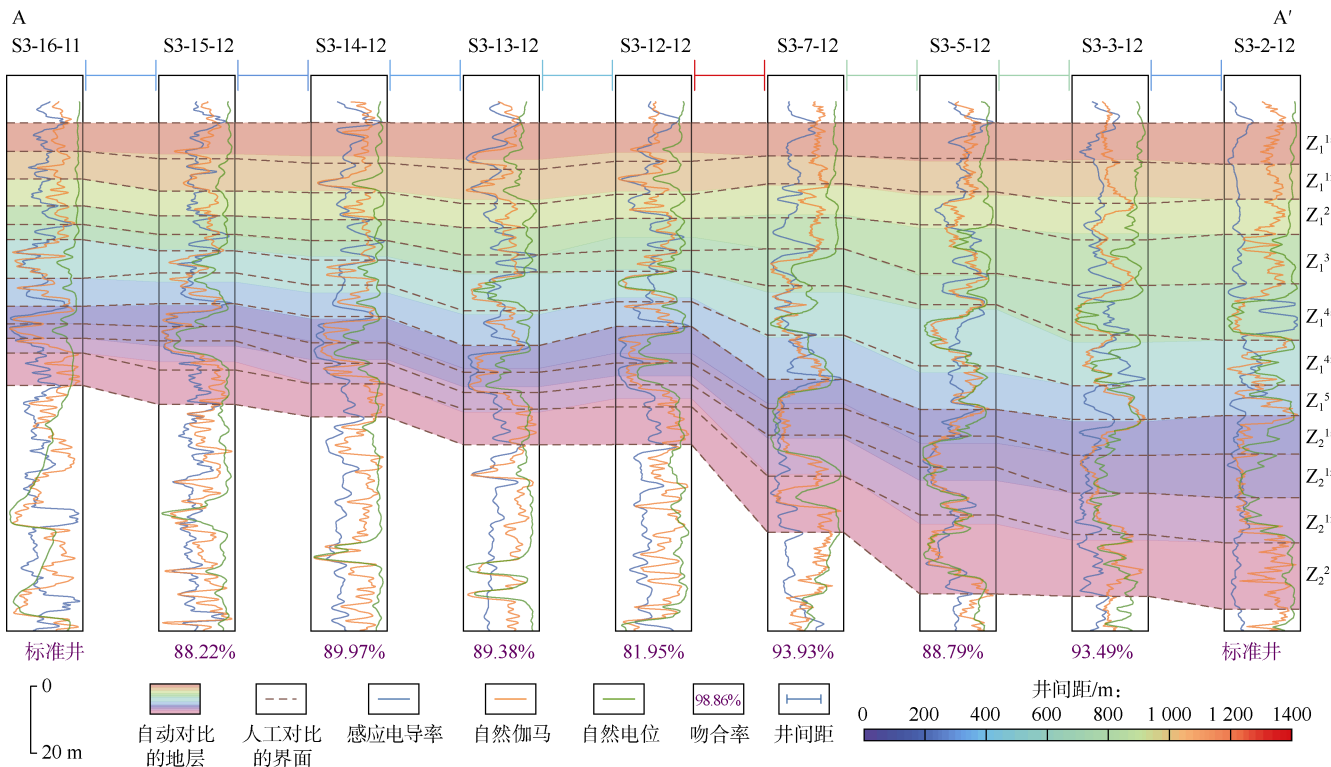


图 8 AA'剖面油层单元对比结果 (剖面位置见图 6a)

中性能更加稳定。因此，引入模式约束思想后有效限制了油层单元对比的最大误差，降低了穿时对比的可能性。

通过均值分析，PIC、PSPNet、DTW 这 3 种方法

的整体对比结果平均吻合率分别为 90.02%、72.59%、69.97%。因此，与已有的油层单元自动对比方法相比，本文方法的油层单元对比结果精度更高，具有更好的实用性。

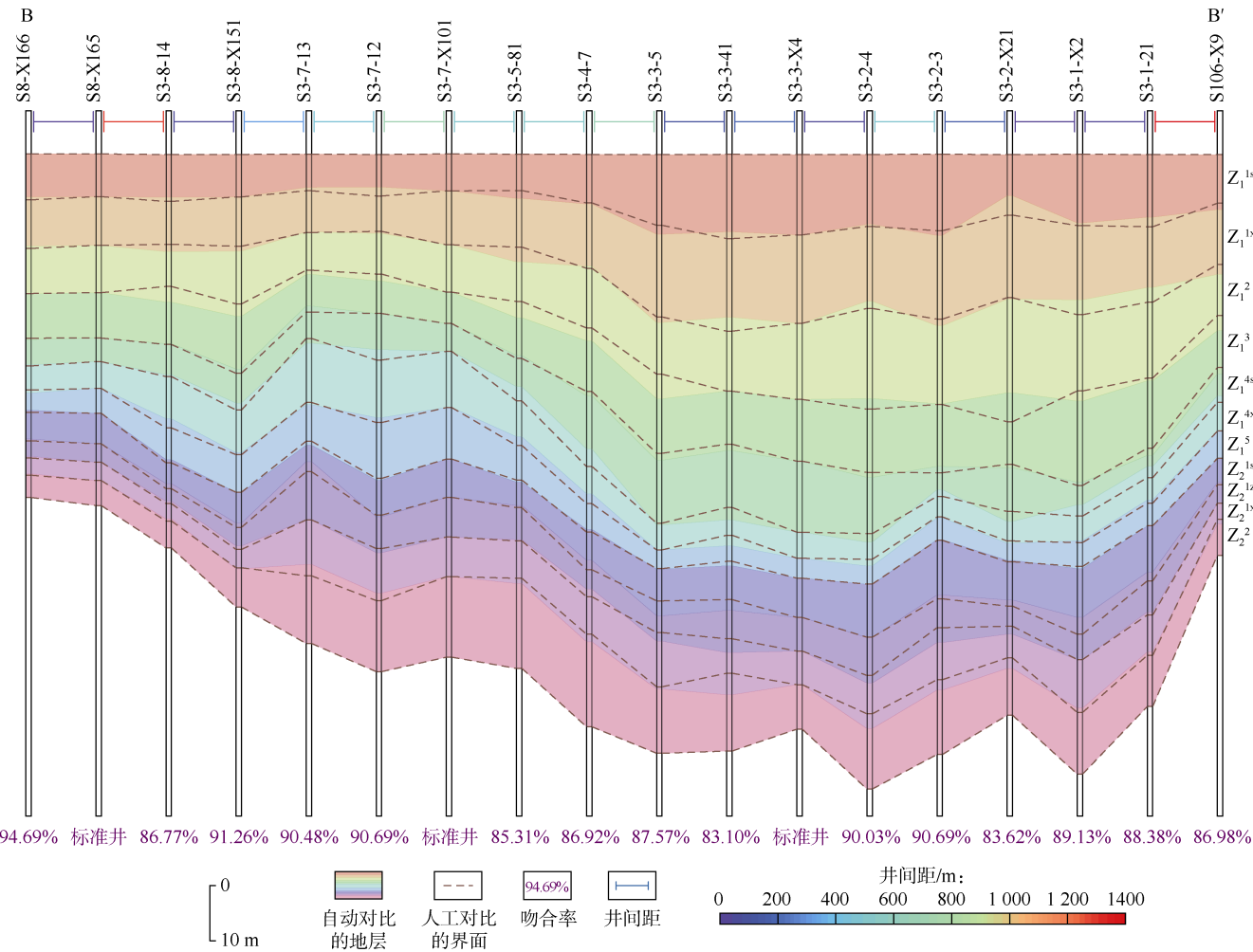


图 9 BB'剖面油层单元对比结果 (剖面位置见图 6a)

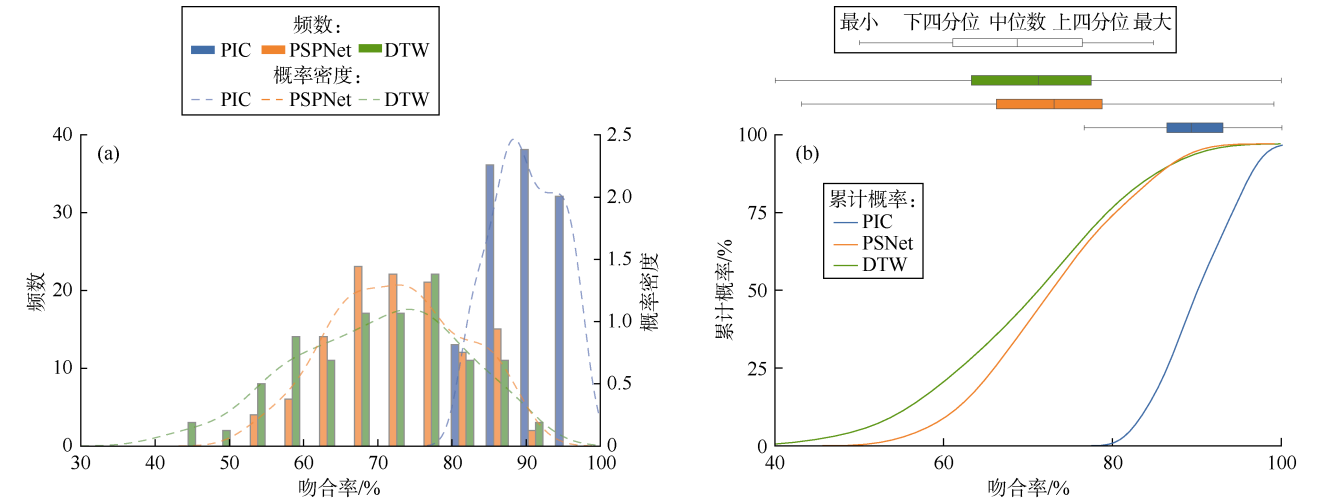


图 10 PIC、PSPNet、DTW 3 种方法油层单元对比效果

3 结论

本文提出了一种模式约束的油层单元智能自动对比方法 (PIC), 通过地层发育模式约束油层单元自动

对比过程, 为解决侧向沉积相变快、地层厚度差异大条件下的地层对比问题提供解决思路。将地层模式约束思想引入到提出的相似性度量机算法中, 依据电性特征相似性识别对比标志层, 有效提高了标志层对比

精度；将地层模式约束应用于一种改进的条件约束多维多元动态时间归整算法中，依据多口标准井自动对比油层单元，有效提高了标志层间地层对比精度。

与已有数理统计方法中的动态归整算法 DTW 和深度学习领域中的一种图像语义分割方法 PSPNet 相比，PIC 方法的自动对比结果平均吻合率从 72.59% 提升至 90.02%，获得了良好的应用效果。

本文提出的 PIC 方法适用于地层发育模式清晰可靠情况下的油层单元自动对比，对于考虑地层缺失、重复等复杂地质构造背景的地层对比，后期将会继续深入研究。

符号注释：

B ——训练批次，无因次； b ——批次编号，无因次； b_z ——第 z 个油层顶界面的可能取值，用于存储自动对比的油层单元界面深度， m ； \hat{b}_z ——通过地层叠置模式得到的第 z 个油层的预估顶界面， m ； b_z^* ——第 z 个油层的实际顶界面，在文中指地质专家油层对比的界面， m ； C_1 ——模式约束中的条件 1； C_2 ——模式约束中的条件 2； c_{ij} ——第 i 、 j 口井曲线余弦相似度，无因次； $Cond_i$ ——第 i 口井的自监督条件； D ——归整损失函数，无因次； d ——相似度距离函数，无因次； d_z ——第 z 个油层的垂厚度，表征厚度的可能取值， m ； d_z^* ——第 z 个油层的实际垂厚度， m ； \hat{d}_z ——第 z 个油层的预估垂厚度， m ； \hat{d}_f ——上覆或下伏油层的预估垂厚度， m ； e_i ——第 i 口井的符合判定函数，无因次； f ——上覆或下伏油层编号， $f=1, 2, \dots, Z+1$ ，无因次； g ——多元组 $(x_{1,q_1}, x_{2,q_2}, \dots, x_{n,q_n})$ ，无因次； g' ——集合 G 的元素，无因次； G —— $\{x_{i,q_i-1}, x_{i,q_i}\}$ 的笛卡尔积结果，无因次； i, j ——井编号， $i, j=1, 2, \dots, n$ ，无因次； k ——伪标签的井编号，用于求取自比损失， $k=1, 2, \dots, n$ ，无因次； l ——总损失，无因次； l_1 ——对比损失，无因次； l_2 ——自比损失，无因次； L ——参与构建数据集的井数量，无因次； M ——每批次训练数据中样本井的数量， $0 < M \leq n$ ，无因次； m_{ij} ——第 i 、 j 口井曲线均方根误差； m ——测井曲线数目，无因次； n ——从 L 口井中随机抽取的井数，无因次； N ——维度数， $N \geq 3$ ，无因次； o_z ——第 z 个油层单元，无因次； O ——算法复杂度，无因次； p ——条件化路径； p_1 ——条件直接约束路径； p_2 ——条件间接约束路径； P ——贝叶斯概率，无因次； q_i ——第 i 口井的子信号单元编号， $q_i=1, 2, \dots, Q_i$ ，无因次； Q_i ——第 i 口井的子信号单元总数，无因次； r_{ij} ——第 i 、 j 口井曲线相关系数，无因次； R ——吻合率，无因次； s ——子序列集合，无因次； S ——相似度评价函数，无因次； t_i ——第 i 口井的伪标签，无因次； $u_{i,z}$ ——第 i 口井第 z 个油层的信号单元左区间，无因次； $v_{i,z}$ ——第 i 口井第 z 个油层的信号单元右区间，无因

次； w_z ——第 z 个油层的权重，无因次； x_i ——第 i 口井测井曲线子信号，无因次； x_{i,q_i} ——第 i 口井第 q_i 个子信号单元，无因次； y_{ij} ——第 i 、 j 口井为输入时对应的 SMM 模型输出，无因次； z ——油层单元编号， $z=1, 2, \dots, Z$ ，无因次； Z ——油层单元总数，无因次； α ——输入相似度评价函数的第 1 个参数，无因次； β ——输入相似度评价函数的第 2 个参数，无因次； $\delta_{l,z}$ ——第 z 个油层单元界面深度邻近区间左半径， m ； $\delta_{r,z}$ ——第 z 个油层单元界面深度邻近区间右半径， m ； ε ——厚度波动因子，无因次； θ ——界面波动因子，无因次； κ ——符合率，无因次； \times ——笛卡尔积。

参考文献：

- [1] 吴胜和, 岳大力, 蒋裕强. 油矿地质学[M]. 5 版. 富媒体. 北京: 石油工业出版社, 2021: 77-78.
WU Shenghe, YUE Dali, JIANG Yuqiang. Oil and mineral geology[M]. 5th ed., Attached Media. Beijing: Petroleum Industry Press, 2021: 77-78.
- [2] RUDMAN A J, LANKSTON R W. Stratigraphic correlation of well logs by computer techniques[J]. AAPG Bulletin, 1973, 57(3): 577-588.
- [3] LIANG J T, WANG H L, BLUM M J, et al. Demarcation and correlation of stratigraphic sequences using wavelet and Hilbert-Huang transforms: A case study from Niger Delta Basin[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 182: 106329.
- [4] MAITI S, TIWARI R K. Automatic detection of lithologic boundaries using the Walsh transform: A case study from the KTB borehole[J]. Computers & Geosciences, 2005, 31(8): 949-955.
- [5] TIAN Y J, GAO J H, WANG D X. Synchro squeezing optimal basic wavelet transform and its application on sedimentary cycle division[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5908413.
- [6] 徐伟, 林振洲, 潘和平, 等. 木里水合物测井曲线分层方法[J]. 物探与化探, 2017, 41(6): 1081-1087.
XU Wei, LIN Zhenzhou, PAN Heping, et al. Hydrate logging curve stratification method in Muli area[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2017, 41(6): 1081-1087.
- [7] 肖波, 韩学辉, 周开金, 等. 测井曲线自动分层方法回顾与展望[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(5): 1802-1810.
XIAO Bo, HAN Xuehui, ZHOU Kaijin, et al. A review and outlook of automatic zonation methods of well log[J]. Progress in Geophysics, 2010, 25(5): 1802-1810.
- [8] CHEN H C, FANG J H. A heuristic search method for optimal zonation of well logs[J]. Mathematical Geology, 1986, 18(5): 489-500.
- [9] DHARMAWARDHANA H P K, KELLER G V. Statistical method for the determination of zone boundaries using well log data[R]. SPE 14470-MS, 1985.
- [10] DU Z S, GUO Z Y, LIU Y X, et al. Development of an automatic tracking model for seismic stratigraphic correlation based on information entropy theory[J]. Highlights in Science, Engineering and Technology, 2023, 70: 369-375.
- [11] MEHTA C H, RADHAKRISHNAN S, SRIKANTH G. Segmentation of well logs by maximum-likelihood estimation[J]. Mathematical Geology, 1990, 22(7): 853-869.

- [12] YU Z C, WANG Z Z, WANG J. Continuous wavelet transform and dynamic time warping-based fine division and correlation of glutenite sedimentary cycles[J]. Mathematical Geosciences, 2023, 55(4): 521-539.
- [13] HONG Y, KANG C. Automatic well correlation by aligning multiple well using deep neural networks[R]. SPE 202908-MS, 2020.
- [14] ZHAO W H, YU W H, ZHANG S H. Research of intelligence sublayer correlation[C]//LIU Z W, SUN Y H. Beijing 2009 International Geophysical Conference and Exposition. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2009: 151.
- [15] LUTHI S M, BRYANT I D. Well-log correlation using a back-propagation neural network[J]. Mathematical Geology, 1997, 29(3): 413-425.
- [16] ZHOU T Q, ZHU Q Z, ZHU H Y, et al. DRAG: A novel method for automatic geological boundary recognition in shale strata using multi-well log curves[J]. Processes, 2023, 11(10): 2998.
- [17] LIU N H, LI Z, LIU R C, et al. ASH Former: Axial and sliding window-based attention with high-resolution transformer for automatic stratigraphic correlation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5913910.
- [18] CHUANG Y S, DANGOVSKI R, LUO H Y, et al. DiffCSE: Difference-based contrastive learning for sentence embeddings[C]//CARPUAT M, DE MARNEFFE M C, MEZA RUIZ I V. Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human language technologies. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2022: 4207-4218.
- [19] ELDELE E, RAGAB M, CHEN Z H, et al. Self-supervised contrastive representation learning for semi-supervised time-series classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(12): 15604-15618.
- [20] HE K, FAN H, WU Y, et al. Momentum contrast for unsupervised visual representation learning[R]. Oxford, UK: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9729-9738.
- [21] GRILL J B, STRUB F, ALTCHÉ F, et al. Bootstrap your own latent: A new approach to self-supervised learning[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33(1): 21271-21284.
- [22] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[R]. Las Vegas, USA: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [23] ITAKURA F. Minimum prediction residual principle applied to speech recognition[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1975, 23(1): 67-72.
- [24] BEHDAD A. A step toward the practical stratigraphic automatic correlation of well logs using continuous wavelet transform and dynamic time warping technique[J]. Journal of Applied Geophysics, 2019, 167: 26-32.
- [25] 李丕龙, 姜在兴, 马在平. 东营凹陷储集体与油气分布[M]. 北京: 石油工业出版社, 2000: 11-35.
- LI Pilong, JIANG Zaixing, MA Zaiping. Reservoir group and oil and gas distribution in the Dongying depression[M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2000: 11-35.
- [26] ZHAO H S, SHI J P, QI X J, et al. Pyramid scene parsing network[R]. Honolulu: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 6230-6239.

第一作者简介: 郭德刚(1999-), 男, 河南信阳人, 中国石油大学(北京)在读博士研究生, 主要从事油气资源大数据与智能工程等方面研究。
地址: 中国石油大学(北京)人工智能学院, 邮政编码: 102249. E-mail: scholarwu@student.cup.edu.cn

联系作者简介: 吴胜和(1963-), 男, 江西抚州人, 博士, 中国石油大学(北京)地球科学学院教授, 主要从事油矿地质学、储集层表征与建模方面的教学和科研工作。地址: 中国石油大学(北京)地球科学学院, 邮政编码: 102249. E-mail: reser@cup.edu.cn

收稿日期: 2023-08-09 修回日期: 2023-12-27

(编辑 魏玮)

《石油勘探与开发》2024年第2期部分文章预告

- 碳中和目标下中国天然气工业进展、挑战及对策 邹才能, 林敏捷, 马锋, 等
- 松辽盆地北部白垩系泉头组扶余油层致密油源下成藏模式及主控因素 王小军, 白雪峰, 李军辉, 等
- 准噶尔盆地中央坳陷西部风城组天然气勘探潜力与重点领域 唐勇, 胡素云, 龚德瑜, 等
- 渤海湾盆地火成岩侵入接触变质系统及其储层特征——以渤海湾盆地南堡凹陷古近系沙河街组为例
..... 李文科, 吴小洲, 李艳东, 等
- 琼东南盆地宝岛凹陷南部渐新统陵水组三段三角洲的发现及地质意义 裴健翔, 罗威, 吕诗阳, 等
- 含海泡石层系泥质灰岩中自生黏土矿物特征与成岩演化过程——以川东地区中二叠统茅一段为例
..... 宋金民, 王佳蕊, 刘树根, 等
- 横波三维地震沉积学在生物气区沉积相和储集层研究中的应用——以柴达木盆地三湖坳陷更新统七个泉组为例
..... 徐兆辉, 李江涛, 李剑, 等
- 济阳页岩油开发三元储渗理论技术与实践 杨勇
- 基质裂缝耦合下的致密砂岩/页岩储集层动态渗流实验 杜猛, 杨正明, 吕伟峰, 等
- 液硫沉积吸附影响下的高含硫气藏储层精细定量表征 李童, 马永生, 曾大乾, 等
- 临兴区块深部煤层气水平井大规模极限体积压裂先导性试验 杨帆, 李斌, 张红杰, 等