

引用本文: 宁卫科, 鞠玮, 相如. 基于神经网络的莺歌海盆地 DF 区块黄流组储层压力预测与成因分析[J]. 石油实验地质, 2024, 46(5): 1088-1097. DOI: 10.11781/sysydz2024051088.

NING Weike, JU Wei, XIANG Ru. Pressure prediction and genesis analysis of Huangliu Formation reservoir in DF block of Yinggehai Basin based on neural networks[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2024, 46(5): 1088-1097. DOI: 10.11781/sysydz2024051088.

# 基于神经网络的莺歌海盆地 DF 区块 黄流组储层压力预测与成因分析

宁卫科<sup>1,2</sup>, 鞠玮<sup>1,2</sup>, 相如<sup>3</sup>

1. 煤层气资源与成藏过程教育部重点实验室, 江苏 徐州 221008;

2. 中国矿业大学 资源与地球科学学院, 江苏 徐州 221116;

3. 中国科学院 地理科学与资源研究所, 北京 100101

**摘要:** 在油气勘探开发及生产过程中, 储层压力对油气聚集、分布及运移的过程起着重要作用, 异常高压储层甚至会造成井壁崩落、井涌、井喷等钻井事故。传统的储层压力测井预测主要采用经验公式法、有效应力法等, 存在参数确定难、主观性强等问题。为此, 以莺歌海盆地 DF 区块为例, 在实测数据基础上, 构建基于 BP 神经网络和卷积神经网络的储层压力预测模型, 建立测井曲线与实测储层压力之间的隐式直接关系, 对储层压力进行了预测并分析了其超压成因。研究表明: (1) 构建的卷积神经网络模型预测储层压力精度高, 最优模型的均方根误差为 0.27 MPa; (2) 预测莺歌海盆地 DF 区块黄流组储层压力为 53.26~55.60 MPa, 平均压力系数为 1.66~1.95, 呈现为超压; (3) DF 区块黄流组超压成因机制为以流体膨胀作用为主, 欠压实作用为辅。  
**关键词:** 储层压力预测; BP 神经网络; 卷积神经网络; 超压; 黄流组; 莺歌海盆地

中图分类号: TE122.23

文献标识码: A

DOI: 10.11781/sysydz2024051088

## Pressure prediction and genesis analysis of Huangliu Formation reservoir in DF block of Yinggehai Basin based on neural networks

NING Weike<sup>1,2</sup>, JU Wei<sup>1,2</sup>, XIANG Ru<sup>3</sup>

1. Key Laboratory of Coalbed Methane Resources and Reservoir Formation Process,

Ministry of Education, Xuzhou, Jiangsu 221008, China;

2. School of Resources and Geosciences, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

3. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract:** In the process of oil and gas exploration, development and production, reservoir pressure plays a crucial role in the accumulation, distribution and migration of oil and gas. Abnormally high-pressure reservoirs can lead to drilling accidents such as wellbore collapse, kicks and blowouts. Traditional methods for predicting reservoir pressure, mainly based on well logging calculations using empirical formula and effective stress methods, suffer from drawbacks including complex parameter identification and significant subjectivity. Consequently, the paper uses the DF block in the Yinggehai Basin as a case study, building a reservoir pressure prediction model based on real-time pressure data using both the BP neural network and convolutional neural network. This process established an implicit direct relationship between logging curves and real-time reservoir pressure, allowing for the prediction of reservoir pressure and an analysis of the causes of overpressure. The results of the study indicate that: (1) The established convolutional neural network model demonstrates high accuracy in predicting reservoir pressure, with a root mean square error of 0.27 MPa for the optimal model. (2) The predicted reservoir pressure range for the Huangliu Formation in the DF block of the Yinggehai Basin is 53.26–55.60 MPa, with an average pressure coefficient of 1.66–1.95, consistent with

收稿日期 (Received): 2023-07-31; 修订日期 (Revised): 2024-08-01; 出版日期 (Published): 2024-09-28.

作者简介: 宁卫科 (1999—), 男, 硕士生, 从事裂缝预测、储层地质力学等学习和研究。E-mail: ts21010051a31@cumt.edu.cn.

通信作者: 鞠玮 (1988—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 从事非常规油气储层地质力学教学与科研工作。E-mail: wju@cumt.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42372185, 41971335) 资助。

© Editorial Office of Petroleum Geology & Experiment. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

overpressure. (3) The mechanism behind the overpressure in the Huangliu Formation, DF block, is mainly due to fluid expansion, supplemented by undercompaction.

**Key words:** reservoir pressure prediction; BP neural network; convolutional neural network; overpressure; Huangliu Formation; Yinggehai Basin

莺歌海盆地内的黄流组海底扇油气资源丰富,其内的 DF 区块是重要的天然气产区,位于底辟翼部的 D1、D2 两个大气田探明储量超千亿立方米<sup>[1]</sup>。近年来,随着勘探开发的不断进行,莺歌海盆地内的异常压力问题愈加凸显。储层压力是指储层中孔隙流体所承受的力,也被称作储层孔隙压力,当孔隙压力高于静水压力时称为异常高压,也被称作超压<sup>[2]</sup>。超压的成因主要包括了物理的、化学的以及地质的动力学因素等。目前比较流行的异常压力成因机制分类是 BOWERS<sup>[3]</sup> 提出的,包括地层欠压实作用,与水热膨胀、有机质成熟、黏土矿物成岩相关的流体膨胀作用,压力侧向传递以及构造加载作用。异常高压地层会严重影响钻井过程中的井壁稳定性,甚至会导致井喷、井涌等钻井事故<sup>[4]</sup>。并且,异常压力也会影响储层质量和初次开采效率<sup>[5]</sup>。

储层压力预测是分析异常压力特征的重要一环。当前传统的储层压力预测手段如等效深度法<sup>[6]</sup>、Eaton 公式法<sup>[7-8]</sup>、有效应力法<sup>[9-11]</sup>、Bowers 公式法<sup>[12]</sup>等,对经验公式、经验参数的依赖较大,具有一定的主观性和可适用性,不利于储层压力预测精度的提高<sup>[13]</sup>。近年来,由于人工智能技术具有很强的处理复杂非线性问题的能力,国内外已有学者将其应用于储层压力预测领域,人工智能的优势逐渐显现。如金浩等<sup>[14]</sup>、宋先知等<sup>[15]</sup>、罗发强等<sup>[16]</sup>、林英松等<sup>[17]</sup>、HUTOMO 等<sup>[18]</sup>、HADI 等<sup>[19]</sup>基于人工神经网络对储层压力进行了预测; AHMED 等<sup>[20]</sup>、YU 等<sup>[21]</sup>、ASADI 等<sup>[22]</sup>、ABDUL-MALEK 等<sup>[23]</sup>、李雨等<sup>[24]</sup>构建了基于机器学习算法,包含多层感知器神经网络、随机森林、梯度提升决策树以及支持向量机的储层压力预测模型。

本文在充分调研了国内外在该领域的相关研究成果上,针对传统储层压力预测方法精度不高、适用范围窄等问题,分别构建了适用于研究区储层压力预测的 BP 神经网络和卷积神经网络模型,并根据模型训练结果,优选了精度最高的卷积神经网络模型对储层压力进行了预测,并分析了异常压力的成因。

## 1 区域地质背景

莺歌海盆地位于中国南海西北部大陆边缘,是

一个特殊的新生代走滑—伸展型盆地,呈北西—南东向展布,东北侧与海南岛相邻,西侧与昆崙隆起相接<sup>[25]</sup>;在地质构造上,区内划分为 3 个一级构造单元,包括中央坳陷带、莺东斜坡带以及莺西斜坡带<sup>[26]</sup>(图 1)。莺歌海盆地具有快速沉积充填特征,地层最大沉积厚度超过 17 km<sup>[27-28]</sup>。泥岩在盆地内广泛发育,上新统莺歌海组岩性为灰色泥岩,部分砂岩和粉砂岩;中新统黄流组为灰色块状砂岩与灰色泥岩,梅山组和三亚组主要为厚层的泥岩<sup>[29-30]</sup>。盆地内大多数地区的地温梯度在 4 °C/hm 以上,钻遇的最大储层压力系数接近 2.3,是典型的高温超压盆地<sup>[29-31]</sup>。

## 2 模型应用流程与分析

### 2.1 方法原理

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是由 LECUN 等<sup>[32]</sup>提出的,是一种特殊的深层神经网络模型,其结构主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层等构成(图 2)。该神经网络可以自主表征输入数据与输出数据之间的隐式数学关系,并且可以通过局部连接和权值共享的方式减少算法的权值数量,加快训练速度,使神经网络更易优化,从而降低模型复杂度以及过拟合的风险<sup>[33-34]</sup>。

BP(Back Propagation)神经网络是 RUMELHART 等<sup>[35]</sup>提出的,又被称为误差反向传播神经网络(图 3)。BP 神经网络是一种信息正向传播、误差反向传播的前馈神经网络,其主要结构包括输入层、隐含层以及输出层<sup>[36]</sup>。当 BP 神经网络具有一个或多个隐含层时,对连续的非线性函数有很强的拟合能力<sup>[37]</sup>。

### 2.2 数据预处理及评价指标

本次储层压力预测的数据集来源于莺歌海盆地 DF 区块的相关测井资料以及部分原始储层压力实测值。数据取样井为 1-10 井、1-6 井、2-2 井、2-4 井、2-6 井、2-8 井等(图 1c),取样深度段均位于黄流组层位内,收集整理了自然伽马(GR)、密度(RHOB)、高频相移深探测电阻率(P40H,下文简称深电阻率)、中子(TNPH)、泥质含量(VSH)以及声波时差(DT)6 种测井数据,以及对对应深度下的实测储层压力数据,共计 75 组数据,并划分出

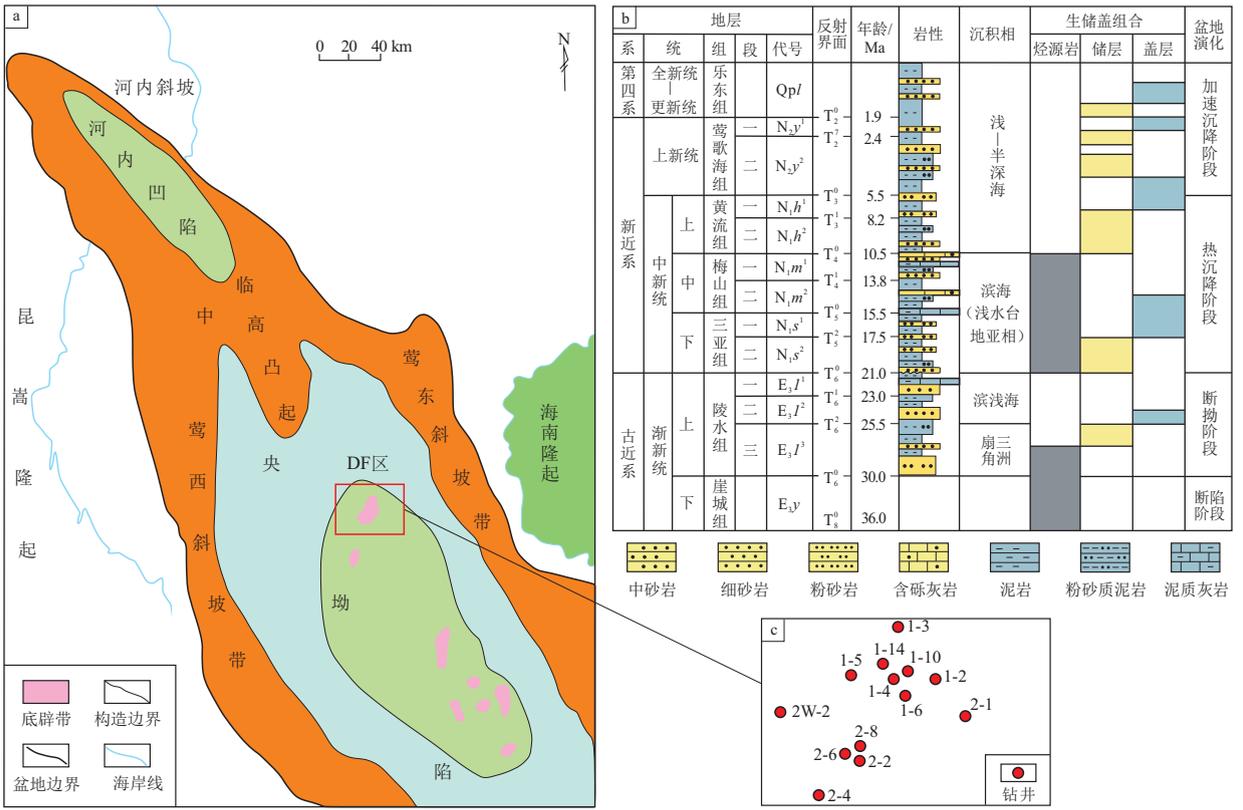


图 1 莺歌海盆地 DF 区块构造单元分布及地层柱状图  
a.构造单元分布;b.地层柱状图;c.DF 区块井位分布。

Fig.1 Structural unit distribution and composite columnar section of DF block in the Yinggehai Basin

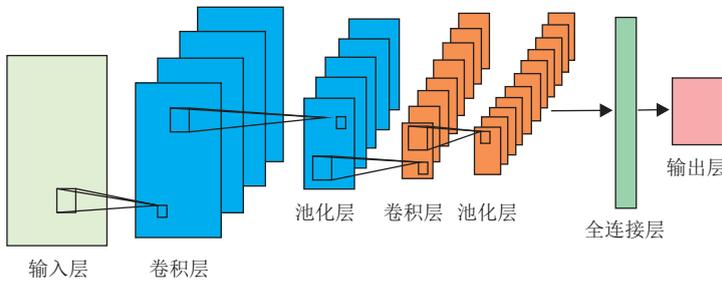


图 2 卷积神经网络结构

Fig.2 Architecture of convolutional neural network (CNN)

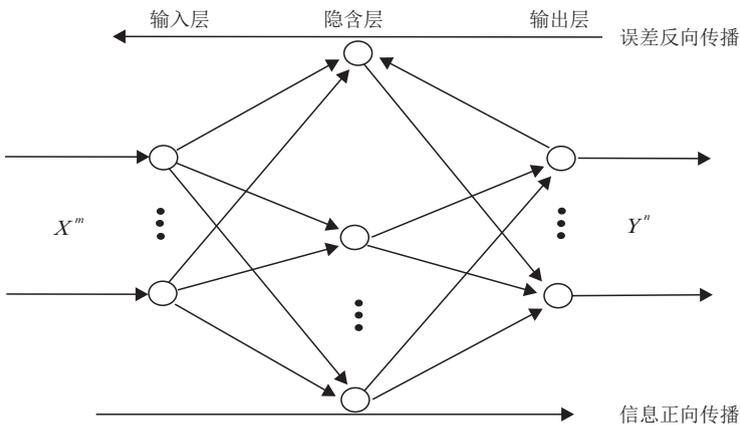


图 3 三层 BP 神经网络结构

Fig.3 Architecture of three-layer back-propagation (BP) neural network

训练集数据和测试集数据。

为提高模型的泛化能力,加快模型的训练速度,有效减少过拟合,还需对特征值进行筛选,找出对储层压力更为敏感的测井曲线组合。本文应用 Pearson 相关系数,分析了各测井数据与储层压力之间的线性相关性,如图 4 所示,其值越大,代表变量之间的相关性越强。Pearson 相关系数公式如下:

$$\rho_{xy} = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{D(x)D(y)}} \quad (1)$$

式中: $\rho_{xy}$ 为  $x, y$  的 Pearson 相关系数; $\text{cov}(x, y)$ 为  $x, y$  的协方差; $D(x)$ 为  $x$  的方差; $D(y)$ 为  $y$  的方差。

基于图 4 的相关性分析结果,考虑数据的完备性及数据相关性强弱,优选 GR、DT、RHOB、TNPH 以及 P40H 测井等 5 种测井参数作为神经网络模型的输入参数。

为消除不同类型数据量纲的影响,加快训练和学习速度,需对数据进行归一化处理。本文采用 max-min 方法对测井数据进行了归一化,公式如下:

$$x_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: $x$ 为原始变量; $x_n, x_{\min}, x_{\max}$ 分别为归一化结果、原始变量的最小值、原始变量的最大值。

均方根误差 (RMSE) 能够衡量真实值与预测值之间的偏差,常用于机器学习和深度学习模型预测结果衡量的标准。因而将 RMSE 值作为判别预测效果的主要指标,公式如式 (3) 所示。同时将决定系数 (Determination Coefficient,  $R^2$ ) 作为模型效果辅助评价指标, $R^2$ 值越大,预测效果越好。

$$RMSE(x, h) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [h(x_i) - y_i]^2} \quad (3)$$

式中: $h(x_i)$ 为预测值; $y_i$ 为真实值; $m$ 为样本数量。

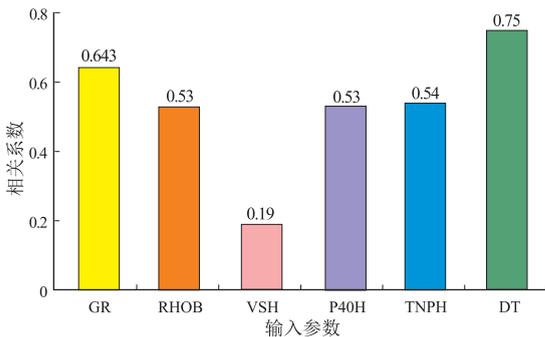


图 4 输入参数与储层压力的相关性

Fig.4 Correlation between input parameters and formation pressure

### 2.3 储层压力预测

考虑到数据维度以及神经网络类型对预测性能的影响,后续输入不同的测井曲线组合,统计 BP 神经网络、卷积神经网络模型测试集的 RMSE 值 (表 1)。本文用于储层压力预测的卷积神经网络模型由输入层、卷积层、批量归一化层、丢弃层、全连接层和输出层组成。训练网络时输入层为优选的测井数据,之后排布 2 个卷积层、2 个归一化层以及 2 个激活函数层。模型激活函数选用的是拟合非线性函数特征强的 ReLU (Rectified Linear Units) 函数。同时模型结构中加入了 BN (Batch Normalization) 层,BN 层可以加快训练速度,使模型更容易收敛并且抑制过拟合,之后为丢弃层、全连接层以及输出层;丢弃层丢弃率为 0.20,输出层输出值为预测储层压力,是  $1 \times 1 \times 1$  结构。BP 神经网络包括输入层、隐含层以及输出层,隐含层层数为 2,隐藏节点数为 16,学习率设为 0.01,训练中 epoch 值设为 300 轮。

结果表明,同等输入条件下,卷积神经网络模型的预测精度普遍高于 BP 神经网络;当输入层测井参数组合为 GR、RHOB、P40H、TNPH、DT 时,模型精度最高,模型测试集 RMSE 值为 0.27 MPa,  $R^2$  值为 0.89。图 5 为模型测试集 RMSE 值,表 2 为模型测试集预测结果。

表 1 BP 神经网络和卷积神经网络模型预测效果对比  
Table 1 Contrast in prediction performance between BP neural network and CNN models

测井参数组合	RMSE 值/MPa	
	BP 神经网络	卷积神经网络
GR、RHOB、P40H、TNPH、DT	0.63	0.27
GR、P40H、TNPH、DT	0.61	0.29
GR、RHOB、TNPH、DT	0.73	0.35
GR、TNPH、DT	2.07	1.06

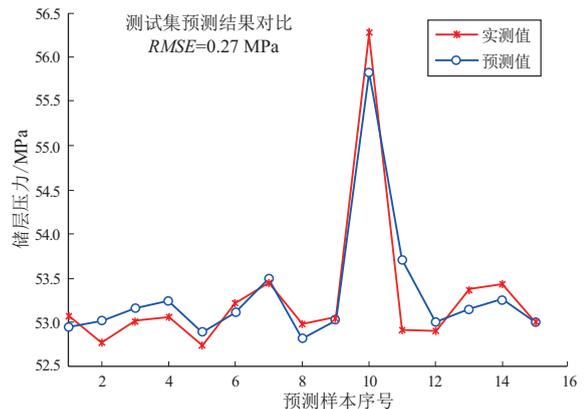


图 5 模型预测效果

Fig.5 Model prediction effect

表 2 部分卷积神经网络预测压力与实测压力对比

Table 2 Comparison of predicted and real-time pressure using convolutional neural networks

深度/m	自然伽马/ API	深电阻率/ (Ω·m)	密度/ (g/cm <sup>3</sup> )	中子	声波时差/ (μs/ft)	实测压力/ MPa	预测压力/ MPa
2 905.00	73.40	3.59	2.37	0.19	92.48	56.27	55.82
3 054.38	113.49	3.09	2.55	0.17	84.90	52.91	53.00
3 059.98	74.24	7.92	2.32	0.18	89.74	52.92	53.71
3 072.83	102.52	4.65	2.45	0.17	84.70	52.98	52.81
3 074.02	103.11	5.26	2.47	0.15	82.85	52.98	53.00
3 094.60	75.70	15.13	2.29	0.15	89.42	53.01	53.16
3 116.99	78.94	7.29	2.32	0.17	85.89	53.06	53.02
3 117.99	78.02	7.21	2.33	0.16	88.44	53.05	53.24
3 121.09	85.07	11.26	2.29	0.15	89.41	53.07	52.95
3 180.52	103.64	3.71	2.53	0.17	80.28	52.74	52.89
3 187.92	128.29	3.17	2.55	0.17	80.72	52.77	53.02
3 191.51	72.33	6.93	2.31	0.16	83.89	53.22	53.11
3 206.48	81.29	4.29	2.35	0.18	85.97	53.37	53.15
3 213.62	74.66	3.29	2.39	0.21	81.79	53.43	53.26
3 262.92	69.77	2.71	2.36	0.20	81.96	53.44	53.49

2.4 模型应用

基于上述构建的最优卷积神经网络模型,对莺歌海盆地 DF 区块黄流组储层压力进行预测,图 6 为研究区几口典型井的测井曲线及压力预测结果。预测结果表明,研究区 12 口井平均储层压力在 53.26~55.61 MPa 之间,平均压力系数在 1.66~

1.96 之间,总体表现为超压(表 3)。

3 超压成因分析

3.1 超压发育背景

莺歌海盆地在新生代沉积速率整体较快(图 7)。在中新世的早—中期,盆地沉积速率达到了

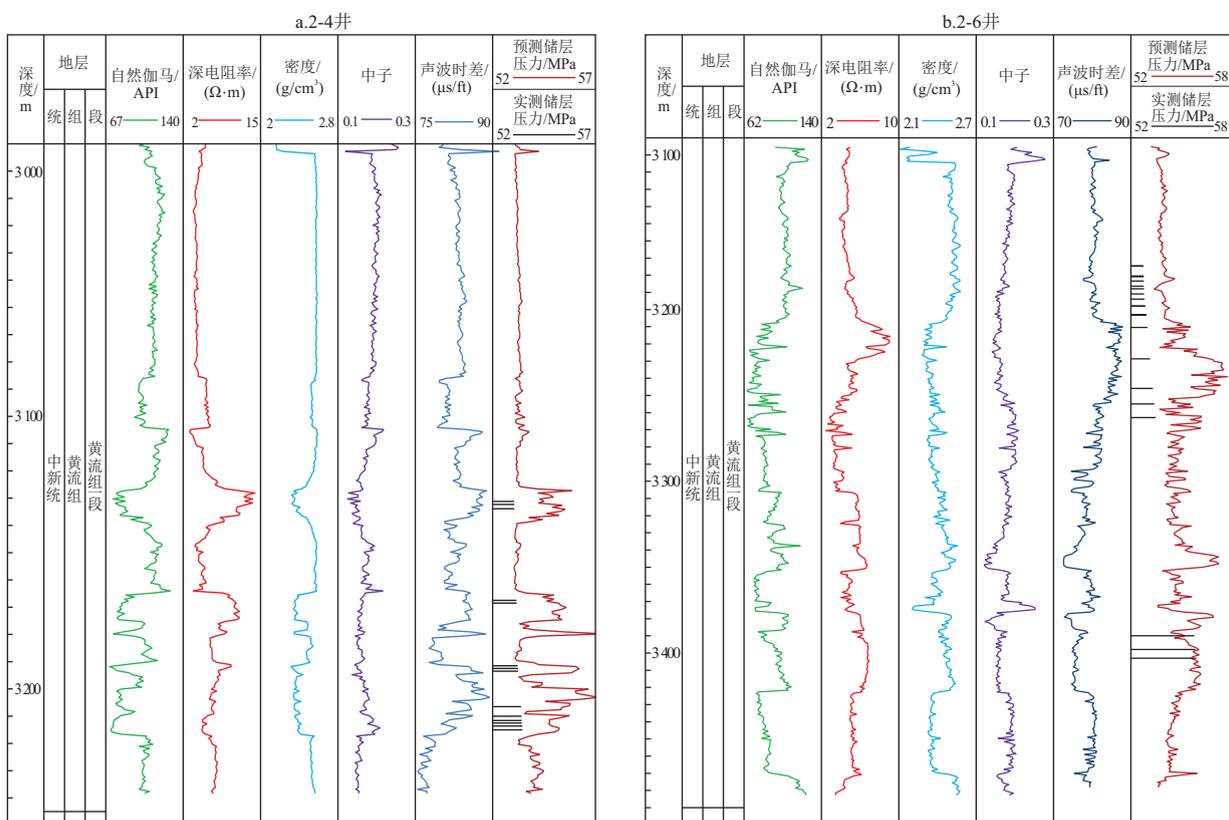


图 6 莺歌海盆地 DF 区块 2 口典型井黄流组储层压力预测结果

Fig.6 Predicted reservoir pressure for two typical wells in DF block, Yinggehai Basin

表3 莺歌海盆地 DF 区块黄流组储层压力预测结果

Table 3 Predicted reservoir pressure in Huangliu Formation of DF block, Yinggehai Basin

井号	顶深/m	底深/m	平均储层压力/MPa	平均储层压力系数
1-14	2 778.10	2 999.69	53.81	1.86
1-2	2 839.06	3 140.35	54.64	1.83
1-3	2 795.02	2 921.81	53.82	1.88
1-5	3 090.06	3 228.29	54.24	1.72
1-6	2 756.76	2 946.04	54.12	1.90
1-10	2 750.10	2 935.20	54.00	1.90
2-2	2 995.12	3 159.56	54.23	1.76
2-4	3 105.10	3 478.10	54.72	1.66
2-6	2 997.56	3 238.35	53.69	1.72
2-8	2 973.10	3 202.00	53.69	1.74
2-1	2 600.00	3 103.30	55.61	1.96
1-4	2 783.35	2 927.73	53.26	1.87

500 m/Ma 以上,但到晚中新世,地层沉积速率下降了一半以上,仅有约 200 m/Ma。上新世,地层沉积速率再次增大,特别是晚上新世,沉积速率可超过 1 600 m/Ma<sup>[38]</sup>。盆地的快速沉降形成了巨厚的以泥岩为主的沉积物,使得地层易于发育由于欠压实作用而导致的超压现象<sup>[31]</sup>。结合地层沉积背景及测井资料分析,目的层所在的黄流组泥岩发育。图 8 为黄流组发育超压的 2 口典型井的泥质含量变

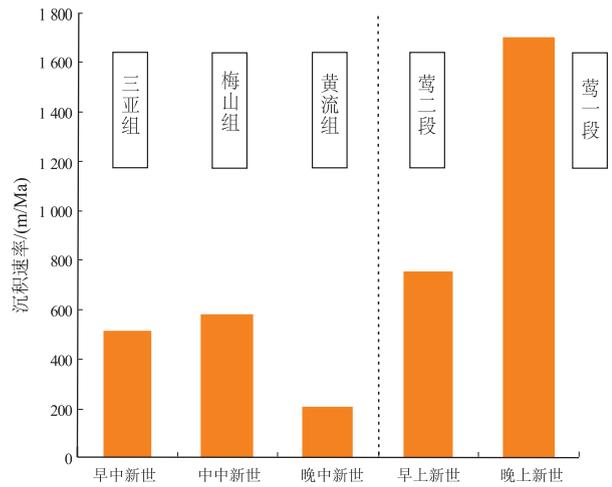


图7 莺歌海盆地 DF 区块地层沉积速率

Fig.7 Sedimentation rate of strata in DF block, Yinggehai Basin

化曲线图,其中 2-2 井泥质含量在 0.70%~99% 之间,平均泥质含量为 43.67%;2-4 井泥质含量在 1.52%~100% 之间,平均泥质含量为 42.98%。

根据 BARKER<sup>[39]</sup> 的研究,当地层埋深超过 3 000 m、地温梯度在 15 °C/km 以上,且具有致密的超低渗透率的密闭层时,会出现水热增压作用。由图 9 可知,随着地层深度增加,地层温度逐渐升高,2-2 井 3 065.99~3 117.99 m 处的地层温度为

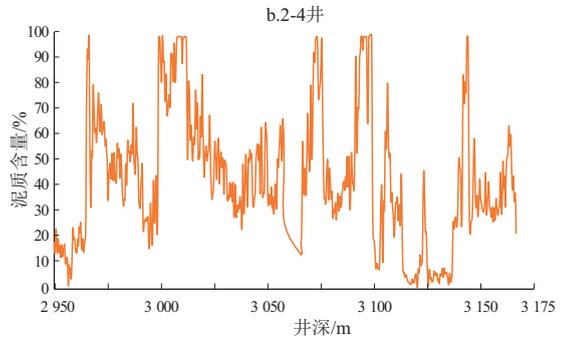
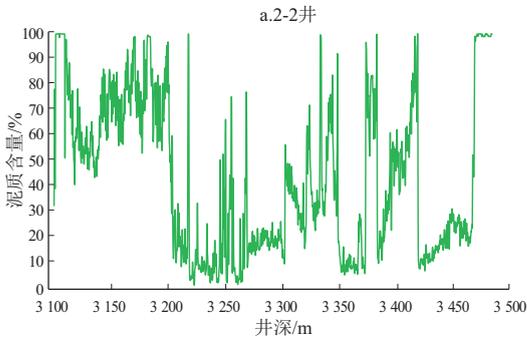


图8 莺歌海盆地 DF 区块黄流组地层泥质含量分布

Fig.8 Distribution of clay content in Huangliu Formation of DF block, Yinggehai Basin

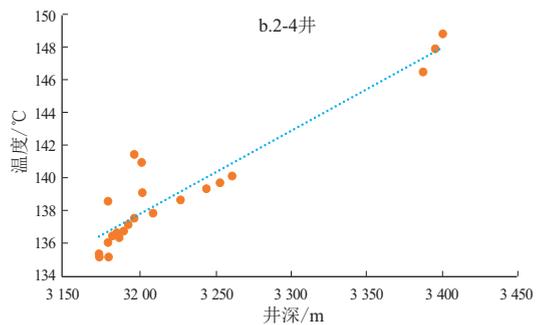
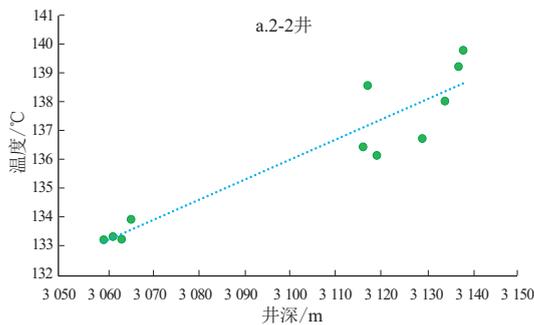


图9 莺歌海盆地 DF 区块黄流组地层温度分布

Fig.9 Distribution of formation temperature in Huangliu Formation of DF block, Yinggehai Basin

133.26~139.87 °C, 平均地温梯度为 43.90 °C/km; 2-4井 3 174.72~3 202.92 m 处的地层温度为 135.20~148.96 °C, 平均地温梯度为 43.12 °C/km。结合盆地的地质背景分析, 目的层上部的莺歌海组和下部的梅山组均为致密的厚泥岩层, 尽管断层或者裂缝会破坏一部分地层的致密性, 但烃源岩的生烃作用也起到了超压封闭作用<sup>[30]</sup>。因此, 黄流组具备流体膨胀作用形成异常高压的地质条件。

### 3.2 成因判别

处于超压段地层的声波时差测井和密度测井具有明显的响应特征, 超压段岩石颗粒间的有效应力降低, 导致声波时差呈现变大趋势<sup>[28]</sup>。密度测井能够反映岩石孔隙度的变化<sup>[40]</sup>。以 2W-2 井在内的多口井为例, 随着井深增加, 从莺歌海组一段开始, 声波时差与密度曲线逐渐偏离正常趋势; 在黄流组, 各井声波时差明显偏离正常压实趋势线, 声波时差数值偏大, 密度数值偏小或趋于不变(图 10)。

基于测井曲线的响应特征分析, 可以帮助对超压成因有初步的认识, 然而近年来新的超压成因的提出, 例如化学压实作用和卸载作用, 使得利用测井曲线响应特征判别超压成因机制的局限性增大<sup>[41]</sup>。由 BOWERS<sup>[42]</sup> 提出的声波速度—密度交会图法是一种判别超压成因机制的有效方法, 可以通过制作声波速度—密度交会图版来判别超压成因; 如图 11 所示, 图版上曲线的不同趋势代表了不同的超压成因。该方法已经在多个地区的超压成因机制研究中广泛应用, 并取得了良好的成

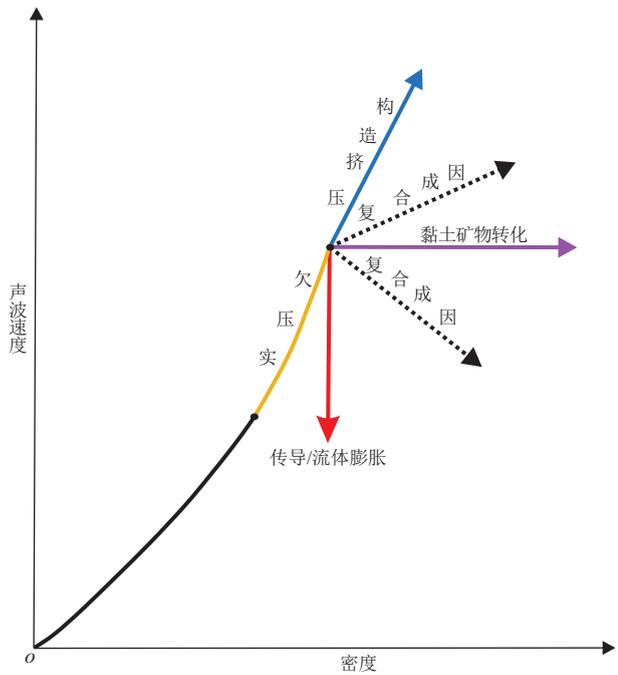


图 11 声波速度—密度交会图异常高压机制<sup>[42]</sup>

Fig.11 Anomalous high-pressure mechanism of acoustic velocity and density crossplots

果<sup>[43-46]</sup>。本文根据声波时差和密度测井资料, 建立了莺歌海盆地 DF 区块黄流组的声波速度—密度交会图版(图 12)。以 2-2 井及 2-6 井为例, 黄流组的超压数据点前端主要位于加载曲线上, 符合欠压实作用成因机制; 但中、下段超压数据点明显偏离加载曲线, 位于卸载曲线附近, 符合流体膨胀作用成因机制。结合地质背景及上文分析, 表明莺歌海盆地 DF 区块黄流组一段的储层超压成因机

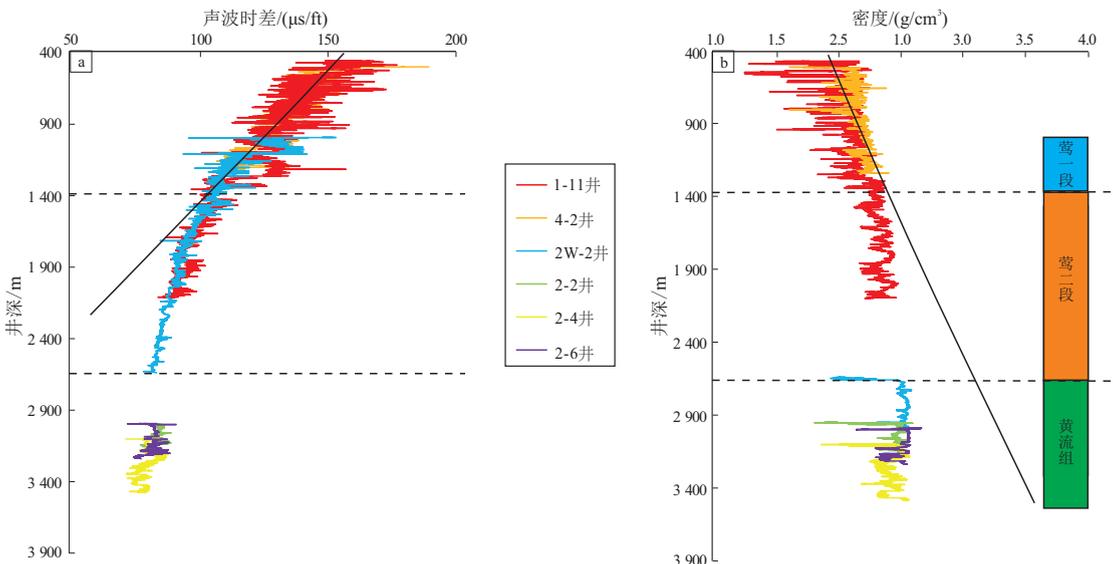


图 10 莺歌海盆地 DF 区块部分钻井声波时差和密度测井曲线响应特征

Fig.10 Response characteristics of acoustic time difference and density logging curve in selected wells in DF block, Yinggehai Basin

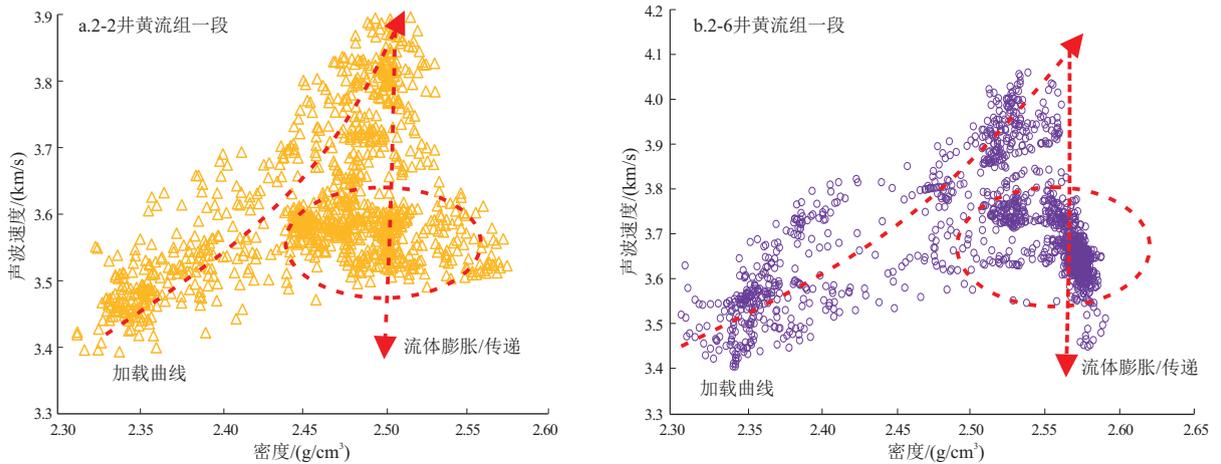


图 12 莺歌海盆地 DF 区块典型井声波速度-密度交会图

Fig.12 Acoustic and velocity density crossplots in typical wells of DF block, Yinggehai Basin

制为以流体膨胀作用为主,欠压实作用为辅。

## 4 结论

(1)同等输入参数条件下,相较于 BP 神经网络,卷积神经网络模型的精度更高。当模型输入数据为 GR、RHOB、P40H、TNPH 和 DT 时,模型效果最好。

(2)以该模型对莺歌海盆地 DF 区块储层压力进行预测,结果表明,黄流组 12 口井平均储层压力为 53.26~55.61 MPa,平均压力系数为 1.66~1.96,表现为超压。相较于传统的经验公式法,神经网络模型方法可以直接表征测井数据与储层压力之间的隐式关系,避免了二次误差,并且随着数据量的增加,模型的性能可以进一步提升。

(3)基于莺歌海盆地 DF 区块地质构造条件,采用声波速度-密度交会图法对储层超压成因进行分析,该区黄流组存在欠压实作用和流体膨胀作用的地质条件,超压的主要成因为流体膨胀作用,次要成因为欠压实作用。

### 利益冲突声明/Conflict of Interests

作者鞠玮是本刊青年编委会成员,未参与本文的同行评审或决策。  
Author JU Wei is a Young Editorial Board Member of this journal. JU Wei did not take part in peer review or decision making of this article.

### 作者贡献/Authors' Contributions

宁卫科负责论文写作与 BP 神经网络方法研究;鞠玮负责论文思路和修改;相如负责卷积神经网络方法研究及实现。所有作者均阅读并同意最终稿件的提交。

NING Weike is responsible for manuscript writing and BP neural network method research. JU Wei is responsible for the idea and revision of the manuscript. XIANG Ru is responsible for the study and implementation of convolutional neural network method. All authors have read the last version of the paper and consented to its submission.

### 参考文献:

- [1] 宋瑞有,裴健翔,王立锋,等.莺歌海盆地东方区海底扇勘探开发可视化剖析[J].天然气地球科学,2023,34(12):2172-2183.  
SONG Ruiyou, PEI Jianxiang, WANG Lifeng, et al. Visualization analysis of exploration and development of the submarine fan in Dongfang area of Yinggehai Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2023, 34(12): 2172-2183.
- [2] 柳广弟.石油地质学[M].5版.北京:石油工业出版社,2018.  
LIU Guangdi. Petroleum geology[M]. 5th ed. Beijing: Petroleum Industry Press, 2018.
- [3] BOWERS G L. Detecting high overpressure[J]. The Leading Edge, 2002, 21(2): 174-177.
- [4] 张光亚,马锋,梁英波,等.全球深层油气勘探领域及理论技术进展[J].石油学报,2015,36(9):1156-1166.  
ZHANG Guangya, MA Feng, LIANG Yingbo, et al. Domain and theory-technology progress of global deep oil & gas exploration[J]. Acta Petrolei Sinica, 2015, 36(9): 1156-1166.
- [5] 贾新峰,杨贤友,周福建,等.孔隙压力预测方法在油气田开发中的应用[J].天然气技术,2009,3(2):31-33.  
JIA Xinfeng, YANG Xianyou, ZHOU Fujian, et al. The application of pore pressure prediction to field development[J]. Natural Gas Technology, 2009, 3(2): 31-33.
- [6] HOTTMANN C E, JOHNSON R K. Estimation of formation pressures from log-derived shale properties[J]. Journal of Petroleum Technology, 1965, 17(6): 717-722.
- [7] EATON B A. The effect of overburden stress on geopressure prediction from well logs[J]. Journal of Petroleum Technology, 1972, 24(8): 929-934.
- [8] EATON B A. Graphical method predicts geopressures worldwide[J]. World Oil, 1976, 183(1): 100-104.
- [9] ZHANG J C, STANDIFIRD W, LENAMOND C. Casing ultra-deep, ultralong salt sections in deep water: a case study for failure diagnosis and risk mitigation in record-depth well [C]//Proceedings of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Denver: SPE, 2008.

- [10] GUTIERREZ M A, BRAUNSDOR N R, COUZENS B A. Calibration and ranking of pore-pressure prediction models[J]. *The Leading Edge*, 2006, 25(12): 1516–1523.
- [11] ZHANG J C. Effective stress, porosity, velocity and abnormal pore pressure prediction accounting for compaction disequilibrium and unloading[J]. *Marine and Petroleum Geology*, 2013, 45: 2–11.
- [12] BOWERS G L. Pore pressure estimation from velocity data: accounting for overpressure mechanisms besides undercompaction [J]. *SPE Drilling & Completion*, 1995, 10(2): 89–95.
- [13] 于浩. 多变量孔隙压力预测与不确定性分析方法及应用研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2020.
- YU Hao. Multivariate pore-pressure prediction and uncertainty analysis[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2020.
- [14] 金浩, 马劲风, 李琳, 等. 渤东低凸起南段地层压力预测方法研究[J]. *地球物理学进展*, 2024, 39(2): 788–799.
- JIN Hao, MA Jinfeng, LI Lin, et al. Study on the prediction method of formation pressure in the southern part of the Bodong low uplift[J]. *Progress in Geophysics*, 2024, 39(2): 788–799.
- [15] 宋先知, 姚学喆, 李根生, 等. 基于 LSTM-BP 神经网络的地层孔隙压力计算方法[J]. *石油科学通报*, 2022, 7(1): 12–23.
- SONG Xianzhi, YAO Xueze, LI Gensheng, et al. A novel method to calculate formation pressure based on the LSTM-BP neural network[J]. *Petroleum Science Bulletin*, 2022, 7(1): 12–23.
- [16] 罗发强, 刘景涛, 陈修平, 等. 基于 BP 和 LSTM 神经网络的顺北油田 5 号断裂带地层孔隙压力智能预测方法[J]. *石油钻采工艺*, 2022, 44(4): 506–514.
- LUO Faqiang, LIU Jingtao, CHEN Xiuping, et al. Intelligent method for predicting formation pore pressure in No.5 fault zone in Shunbei oilfield based on BP and LSTM neural network[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2022, 44(4): 506–514.
- [17] 林英松, 王臣, 徐路. 基于 BP 神经网络的裂缝性地层压力预测方法[J]. *西部探矿工程*, 2012, 24(10): 101–102.
- LIN Yingsong, WANG Chen, XU Lu. A method for predicting fractured formation pressure based on BP neural network [J]. *West-China Exploration Engineering*, 2012, 24(10): 101–102.
- [18] HUTOMO P S, ROSID M S, HAIDAR M W. Pore pressure prediction using Eaton and neural network method in carbonate field “X” based on seismic data [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, 546(3): 032017.
- [19] HADI F, ECKERT A, ALMAHDAWI F. Real-time pore pressure prediction in depleted reservoirs using regression analysis and artificial neural networks[C]//Proceedings of the SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference. Manama: SPE, 2019.
- [20] RADWAN A E, WOOD D A, RADWAN A A. Machine learning and data-driven prediction of pore pressure from geophysical logs: a case study for the Mangahewa gas field, New Zealand [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2022, 14(6): 1799–1809.
- [21] YU H, CHEN G X, GU H M. A machine learning methodology for multivariate pore-pressure prediction[J]. *Computers & Geosciences*, 2020, 143: 104548.
- [22] RASHIDI M, ASADI A. An artificial intelligence approach in estimation of formation pore pressure by critical drilling data[C]//Proceedings of the 52nd U.S. Rock Mechanics/Geomechanics Symposium. Seattle: ARMA, 2018.
- [23] ABDULMALEK A S, ELKATATNY S, ABDULRAHEEM A, et al. Pore pressure prediction while drilling using fuzzy logic[C]//Proceedings of the SPE Kingdom of Saudi Arabia Annual Technical Symposium and Exhibition. Dammam: SPE, 2018.
- [24] 李雨. 基于机器学习的油田水驱地层压力预测方法研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2023.
- LI Yu. Study on prediction method of formation pressure in oilfield water drive based on machine learning [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2023.
- [25] 徐建永, 赵牛斌, 徐仕琨, 等. 莺歌海盆地中新统海相烃源岩发育主控因素及模式[J]. *地质科技通报*, 2021, 40(2): 54–63.
- XU Jianyong, ZHAO Niubin, XU Shikun, et al. Main controlling factors and development model of the Miocene marine source rocks in Yinggehai Basin [J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2021, 40(2): 54–63.
- [26] 张旭友, 范彩伟, 郭小文, 等. 莺歌海盆地中央底辟带乐东区莺歌海组超压成因及相对贡献定量评价[J/OL]. *地球科学*, 2022. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20220217.1915.031.html>.
- ZHANG Xuyou, FAN Caiwei, GUO Xiaowen, et al. Overpressure mechanisms and quantitative evaluation of the relative contribution for Yinggehai Formation in Ledong area of the central diapir zone, Yinggehai Basin [J/OL]. *Earth Science*, 2022. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20220217.1915.031.html>.
- [27] HUANG B J, XIAO X M, LI X X. Geochemistry and origins of natural gases in the Yinggehai and Qiongdongnan basins, offshore South China Sea [J]. *Organic Geochemistry*, 2003, 34(7): 1009–1025.
- [28] 李绪深, 杨计海, 范彩伟, 等. 南海北部海域高温超压天然气勘探新进展与关键技术: 以莺歌海盆地乐东斜坡带为例[J]. *中国海上油气*, 2020, 32(1): 23–31.
- LI Xushen, YANG Jihai, FAN Caiwei, et al. New progress and key technologies for high temperature and overpressure natural gas exploration in the northern part of South China Sea: taking the Ledong Slope Belt of Yinggehai Basin as an example [J]. *China Offshore Oil and Gas*, 2020, 32(1): 23–31.
- [29] 黄保家, 黄合庭, 李里, 等. 莺—琼盆地海相烃源岩特征及高温高压环境有机质热演化[J]. *海相油气地质*, 2010, 15(3): 11–18.
- HUANG Baojia, HUANG Heting, LI Li, et al. Characteristics of marine source rocks and effect of high temperature and overpressure to organic matter maturation in Yinggehai–Qiongdongnan Basins [J]. *Marine Origin Petroleum Geology*, 2010, 15(3): 11–18.
- [30] TONG Chuanxin, XIE Yuhong, HUANG Zhilong, et al. Geochemical behaviors of HPHT gas reservoirs in the Yinggehai Basin and the efficient gas accumulation mode in its diapir flanks [J]. *Natural Gas Industry B*, 2015, 2(2/3): 144–154.
- [31] 毛倩茹, 范彩伟, 罗静兰, 等. 超压背景下中深层砂岩储集层沉积—成岩演化差异性分析: 以南海莺歌海盆地中新统黄流组为例[J]. *古地理学报*, 2022, 24(2): 344–360.

- MAO Qianru, FAN Caiwei, LUO Jinglan, et al. Analysis of sedimentary-diagenetic evolution difference on middle-deep buried sandstone reservoirs under overpressure background: a case study of the Miocene Huangliu Formation in Yinggehai Basin, South China Sea [J]. *Journal of Palaeogeography (Chinese Edition)*, 2022, 24(2): 344-360.
- [32] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [33] 吴正阳, 莫修文, 柳建华, 等. 裂缝性储层分级评价中的卷积神经网络算法研究与应用 [J]. *石油物探*, 2018, 57(4): 618-626.
- WU Zhengyang, MO Xiuwen, LIU Jianhua, et al. Convolutional neural network algorithm for classification evaluation of fractured reservoirs [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2018, 57(4): 618-626.
- [34] 何鹏程. 改进的卷积神经网络模型及其应用研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
- HE Pengcheng. Research of improved convolutional neural network model and its application [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
- [35] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.
- [36] 王玮卿. 基于 BP 神经网络的页岩气水平井地应力计算研究 [D]. 大庆: 东北石油大学, 2021.
- WANG Weiqing. Research on calculation of in-situ stress of shale gas horizontal well based on BP neural network [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2021.
- [37] HECHT-NIELSEN R. Applications of counterpropagation networks [J]. *Neural Networks*, 1988, 1(2): 131-139.
- [38] 黄洪林, 李军, 张更, 等. 莺歌海盆地斜坡带全井段孔隙压力预测方法 [J]. *石油钻采工艺*, 2022, 44(4): 401-407.
- HUANG Honglin, LI Jun, ZHANG Geng, et al. Method for predicting pore pressure of whole well interval in slope zone in Yinggehai Basin [J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2022, 44(4): 401-407.
- [39] BARKER C. GEOLOGICAL NOTES: Aquathermal pressuring-role of temperature in development of abnormal-pressure zones [J]. *AAPG Bulletin*, 1972, 56(10): 2068-2071.
- [40] 何盼情. 马海东及周缘地区 Pt-E<sub>3</sub>gt 下地层压力特征及超压成因 [D]. 西安: 西安石油大学, 2021.
- HE Panqing. Formation pressure characteristics and overpressure genesis of Pt-E<sub>3</sub> formation in Mahaidong and its surrounding areas [D]. Xi'an: Xi'an Shiyou University, 2021.
- [41] 郭书生, 陈现军, 廖高龙, 等. 莺歌海盆地地层超压成因与定量评价方法 [J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2022, 46(6): 143-148.
- GUO Shusheng, CHEN Xianjun, LIAO Gaolong, et al. A quantitative evaluation method for predicting polygenetic overpressure in Yinggehai Basin [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2022, 46(6): 143-148.
- [42] BOWERS G L. Determining an appropriate pore-pressure estimation strategy [C] // *Proceedings of the Offshore Technology Conference*. Houston: OTC, 2001.
- [43] LI Chao, LUO Xiaorong, ZHANG Likuan, et al. Overpressure generation mechanisms and its distribution in the paleocene Shahejie Formation in the Linnan Sag, Huimin Depression, Eastern China [J]. *Energies*, 2019, 12(16): 3183.
- [44] 侯志强, 张书平, 李军, 等. 西湖凹陷中部西斜坡地区超压成因机制 [J]. *石油学报*, 2019, 40(9): 1059-1068.
- HOU Zhiqiang, ZHANG Shuping, LI Jun, et al. Genetic mechanism of overpressures in the west slope of central Xihu Sag [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2019, 40(9): 1059-1068.
- [45] 宫亚军, 张奎华, 曾治平, 等. 准噶尔盆地阜康凹陷侏罗系超压成因、垂向传导及油气成藏 [J]. *地球科学*, 2021, 46(10): 3588-3600.
- GONG Yajun, ZHANG Kuihua, ZENG Zhiping, et al. Origin of overpressure, vertical transfer and hydrocarbon accumulation of jurassic in Fukang Sag, Junggar Basin [J]. *Earth Science*, 2021, 46(10): 3588-3600.
- [46] HUA Yanqi, GUO Xiaowen, TAO Ze, et al. Mechanisms for overpressure generation in the Bonan Sag of Zhanhua Depression, Bohai Bay Basin, China [J]. *Marine and Petroleum Geology*, 2021, 128: 105032.

(编辑 徐文明)