

基于双向长短时循环神经网络的沉积微相 自动识别方法

——以莺歌海盆地东方 B 气田为例

齐春生, 丁 磊, 焦祥燕, 郑志锋, 吴 妍

(中海石油(中国)有限公司 海南分公司, 海口 570000)

摘要:莺歌海盆地东方 B 气田发育浅海重力流海底扇沉积,其砂体分布及叠置关系复杂,使用人工识别的方式进行沉积微相解释工作繁琐且易受主观因素影响。针对该问题,基于双向长短时循环神经网络设计串行网络架构沉积微相识别模型,该模型以测井资料、岩性录井资料为输入,可有效提取不同沉积微相的测井曲线形态特征,并充分考虑相邻沉积微相之间的关联性。将模型应用于该区沉积微相识别工作中,降低了储层非均质性及人工经验带来的影响,提高了识别精度,取得了良好的应用效果。

关键词:双向长短时循环神经网络;沉积微相;串行网络架构;莺歌海盆地

中图分类号:TE151 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2023)05-0217-05

东方 B 气田位于南海北部大陆架西区的莺歌海盆地内,气藏黄流组储层属于非典型大陆架坡折背景下的浅海重力流海底扇沉积,沉积时受到海流和潮流的双重作用,砂体沉积平面非均质性强^[1-2]。研究人员通过多年的深入研究,系统总结了东方 B 气田岩石相、测井相、地震相等特征,结合国内外海底扇沉积单元划分,建立了东方 B 气田浅海重力流沉积微相划分方案,人工识别出了分支水道、水道间、席状砂等多种沉积微相^[3-5]。但是随着气田的多年开发,目前的储层研究精度已经无法满足调整井的实施需求,气水关系矛盾问题更加突出,急需充分利用已钻井数据对气田沉积微相进行更加精细的研究。

沉积微相研究的传统方式是地质研究人员人工识别^[6-7],这种方式工作繁琐且易受主观因素影响,不同地质研究人员对区域认识不同导致识别结果也不一致。为解决该问题,研究人员尝试借助机器学习的方法进行沉积微相自动识别,包括模式识别法^[8]、Fisher 判别法^[9]、支持向量机法^[10-11]和神经网络法^[12-13]等,取得了一定的应用效果。但是这些

方法也存在一些不足,主要表现为:①都属于点对点预测的机器学习算法,所以无法直接对层段序列数据进行处理,需要提取可以表征测井曲线形态的相关特征参数,如变异系数、韵律系数、厚度系数等,将二维序列数据变为一维向量,过程较为繁琐;②只能针对单层信息进行处理,没有考虑相邻相之间的关联性,存在误判可能。

为解决上述问题,本文基于双向长短时循环神经网络设计了双网络结构沉积微相识别模型,该模型以测井资料、岩性录井资料为输入,实现了沉积微相的多层关联自动识别。将该模型应用到东方 B 气田沉积微相识别工作中,取得了良好的应用效果。

1 原理介绍

1.1 Bi-LSTM 双向长短时循环神经网络

RNN 循环神经网络是一种专门处理序列数据建模问题的神经网络,其先后发展出 LSTM 长短时循环神经网络、GRU 门控制循环神经网络和 Bi-LSTM 双向长短时循环神经网络,并在语言识别和自然语言处理等领域得到了广泛应用^[14-15]。其中,由于 Bi-

收稿日期:2022-09-21

作者简介:齐春生(1977—),男,河南周口人,中海石油(中国)有限公司海南分公司,工程师,研究方向为油气勘探开发数字化和智能化;丁磊(1990—),男,江苏如皋人,中海石油(中国)有限公司海南分公司,工程师,硕士,研究方向为机器学习及测井方法;焦祥燕(1986—),女,山东临沂人,中海石油(中国)有限公司海南分公司,工程师,硕士,研究方向为沉积学;郑志锋(1985—),男,广东韶关人,中海石油(中国)有限公司海南分公司,高级工程师,研究方向为机器学习及高性能运算;吴妍(1990—),女,吉林松原人,中海石油(中国)有限公司海南分公司,助理工程师,研究方向为机器学习。

LSTM 双向长短时循环神经网络可以同时综合序列数据前后段的信息,而测井曲线数据又恰好是测井仪器探测范围内地层岩石物理特征的综合响应,在近年来被应用于测井曲线重构^[16]、流体识别^[17]工作中。研究表明,对于非均质性较强的储层,Bi-LSTM 神经网络预测精度高于传统机器学习算法。

LSTM 神经网络通过输入门、输出门、遗忘门 3 个门层来控制不同时序对后续信息的影响。Bi-LSTM 神经网络在此基础上,使用正向和反向两条 LSTM 神经网络分别获取输入序列数据前后两段的信息(图 1)。

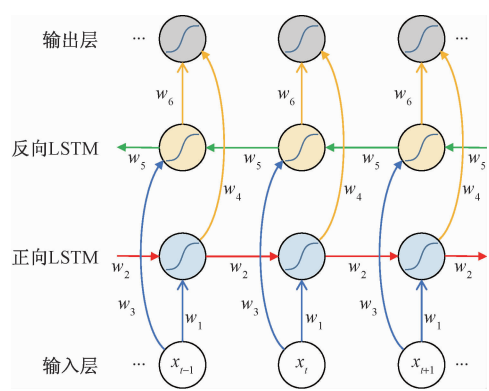


图 1 Bi-LSTM 神经网络结构示意图

对于 t 时刻的输入 x_t , $w_1 \sim w_6$ 为节点权值,正向 LSTM 层输出 h_{ft} 、反向 LSTM 层输出 h_{bt} 表示为

$$h_{ft} = f(w_1x_t + w_2h_{ft-1}) \tag{1}$$

$$h_{bt} = f(w_3x_t + w_5h_{bt+1}) \tag{2}$$

此时,输出层输出 y_t 可以表示为

$$y_t = f(w_4h_{ft} + w_6h_{bt}) \tag{3}$$

1.2 深度学习算法优化

在深度学习过程中,适当的选择优化算法对提高模型训练速度和精度有重要意义。在本次研究过程中,采用了 Mini-batch 梯度下降法和 Adam 自适应学习率优化算法相结合的方式对模型进行优化。

传统机器学习每次迭代过程都需要遍历整个训练集,尤其是双向长短时循环神经网络在训练过程中会将不同长度的序列统一填充到与最长序列一致进行训练,模型会进行大量无效计算,模型训练速度会大大降低。所以本文采用 Mini-batch 梯度下降法,按照子训练集序列长度近似的原则将整个训练集分割为若干子训练集,每当遍历完一个子训练集就更新一次梯度,这样可以尽量避免无效计算,加速模型收敛。

在机器学习过程中,学习率是最难设置的超参数之一,它对模型性能有着显著的影响。传统的统一学

习率难以适应深度学习任务。若学习率太小,模型可能会收敛过慢;若学习率太大,模型又可能会不稳定。为了更为有效地训练模型,本文采用 Adam 自适应学习率优化算法,对每个参与训练的参数设置不同的学习率。该算法使用一阶动量和二阶动量相结合的方式,可以有效处理稀疏矩阵和非平稳目标。

1.3 防止过拟合

在机器学习过程中,当训练集样本数量不足、模型过于复杂或噪声干扰过多时,可能会出现过拟合的现象,此时会出现训练集预测精度较高,而验证集预测精度较低的现象。为防止过拟合现象发生,本文通过在 Bi-LSTM 层与 FullyConnected 层之间加入 DropOut 层的方式,每次迭代过程中随机将一定比例的神经元节点丢弃,这样就相当于训练了多个神经网络,减少了神经元节点之间复杂的共适应关系,增强了模型的泛化能力。

2 学习样本建立

东方 B 气田发育于莺歌海盆地黄流组一段浅海相之中,主要沉积类型为重力流海底扇沉积。其中,浅海相泥岩中可见浊积砂沉积;海底扇主要发育中扇和外扇沉积亚相,可进一步识别出主水道、分支水道、天然堤、席状砂等超过 5 种的沉积微相。其沉积特征与测井曲线形态特征见表 1。

表 1 东方 B 气田沉积微相特征

沉积相	沉积微相	沉积特征	测井曲线形态特征
海底扇	主水道	细砂岩为主,厚度较大	箱形、钟形
	分支水道	粉砂岩为主,或发育薄层细砂岩	箱形-钟形
	天然堤	泥质粉砂岩为主,发育于水道两侧边缘	低幅齿化钟形
	席状砂	薄层粉砂岩或泥质粉砂岩,分布范围广	指形
	水道间	泥岩,位于主(分支)水道之间	低幅齿形
浅海	浅海泥	厚层泥岩	中低幅齿形
	浊积砂	泥质粉砂岩或粉砂岩,发育于厚层泥岩之间	指形

为了有效划分地层沉积微相,本文选取对沉积微相较为敏感的自然伽马、电阻率、补偿中子和密度测井曲线以及录井岩性作为神经网络输入。为了提高模型性能,首先需要对数据进行标准化处理,针对测井数据,使用 Max-Min 归一化方法统一量纲;针对离散文本类型的录井岩性数据,对其进行哑编码处理。

3 沉积微相识别模型建立

3.1 网络结构设计

传统机器学习识别沉积微相算法需要对层段序列数据降维后才能预测,本文尝试利用双向长短时循环神经网络直接对层段数据进行处理,通过隐含层学习不同沉积微相的录井岩性特征以及测井曲线形态特征。

本文设计了串行网络架构沉积微相自动识别模型,如图 2 所示。该模型由两个独立的神经网络串联组成,前序神经网络采用序列到标签模式,输入层的输入是经过归一化、哑编码处理的单层测井数据、录井岩性数据组成的序列数据,输出层的输出是针对单层的沉积微相一次识别结论,该网络对单层测井曲线形态类似的沉积微相(如席状砂、浊积砂)先不加以区分,而是划分为同一种标签。然后后序神经网络采用序列到序列模式,以一次识别结论为输入,综合相邻相之间的关联,得到沉积微相精细识别结论。

3.2 模型训练

采用靶区黄流组测录井数据和沉积微相解释结论作为研究样本,共计 726 组,从中选择 90%数据作为训练集,10%数据作为验证集。设置模型参数如下:Mini-Batch 大小为 32,隐含层数量为 2,隐含层神

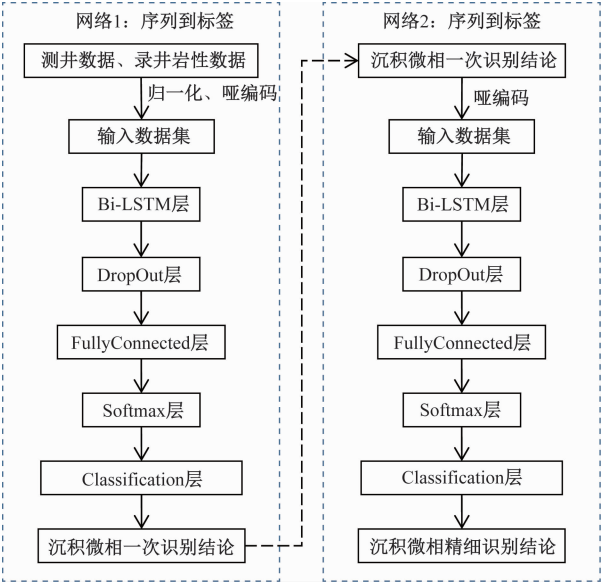


图 2 串行网络架构沉积微相识别模型结构示意图

经元数量为 20,Adam 自适应学习率优化算法初始学习率为 0.001,DropOut 层丢弃率为 0.3。图 3 为模型训练过程,从准确度曲线和损失曲线可以看出,随着神经网络的迭代更新,训练集和验证集的准确度快速增加,对应的损失函数整体表现为先快速下降,然后逐渐收敛趋于平缓的变化趋势,曲线在小范围内存在波动是由于模型在训练过程中采用了 Mini-Batch 梯

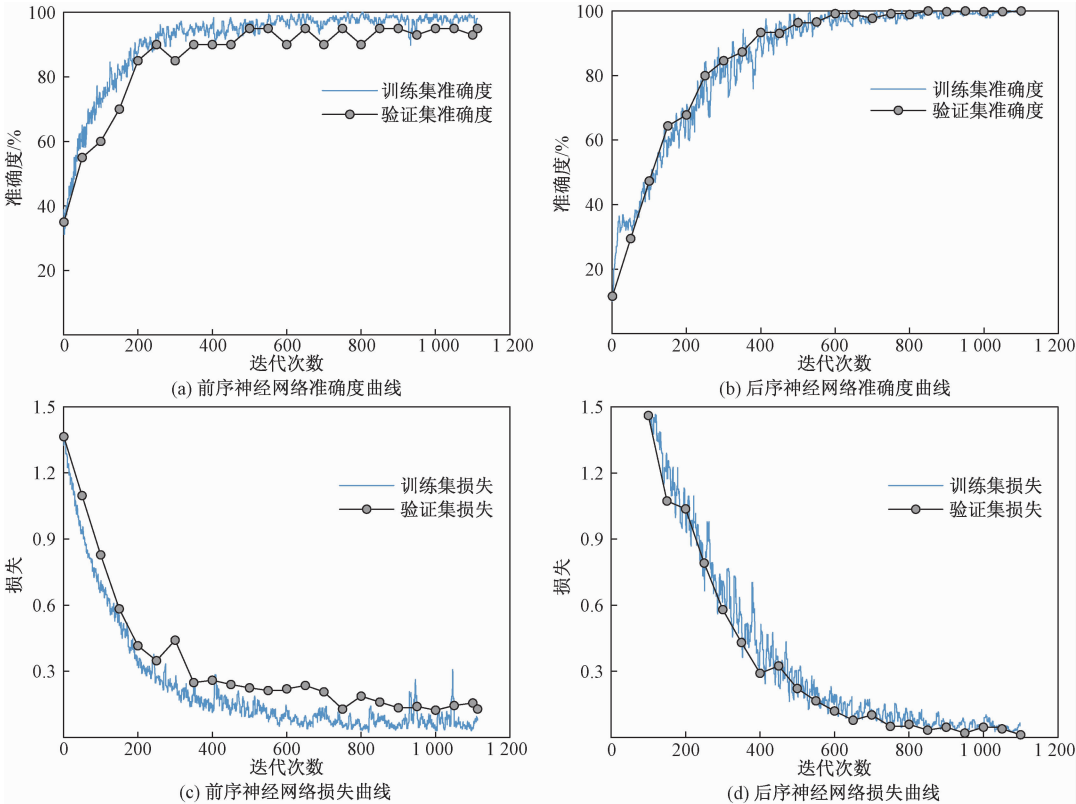


图 3 神经网络模型训练过程

度下降法和加入 DropOut 层导致,即未出现损失函数先降后升的过拟合现象,可以终止训练。

4 应用分析

将双向长短时循环神经网络沉积微相识别模型应用于东方 B 气田 10 口井的沉积微相识别工作中,对比沉积微相模型预测结论与真实结论,得到表 2 所示的混淆矩阵,从表中可以看出,模型预测结论与真

实结论吻合度较高,整体准确度达到 91.8%,说明基于双向长短时循环神经网络的沉积微相识别模型可以应用于靶区沉积微相识别工作中。另一方面,仅根据现有资料进行沉积微相解释仍存在不足,若沉积微相的测井曲线形态类似,可能会产生误判(图 4 红框处),针对该问题,需要研究人员进一步结合靶区区域认识、物源方向等知识进行校正。

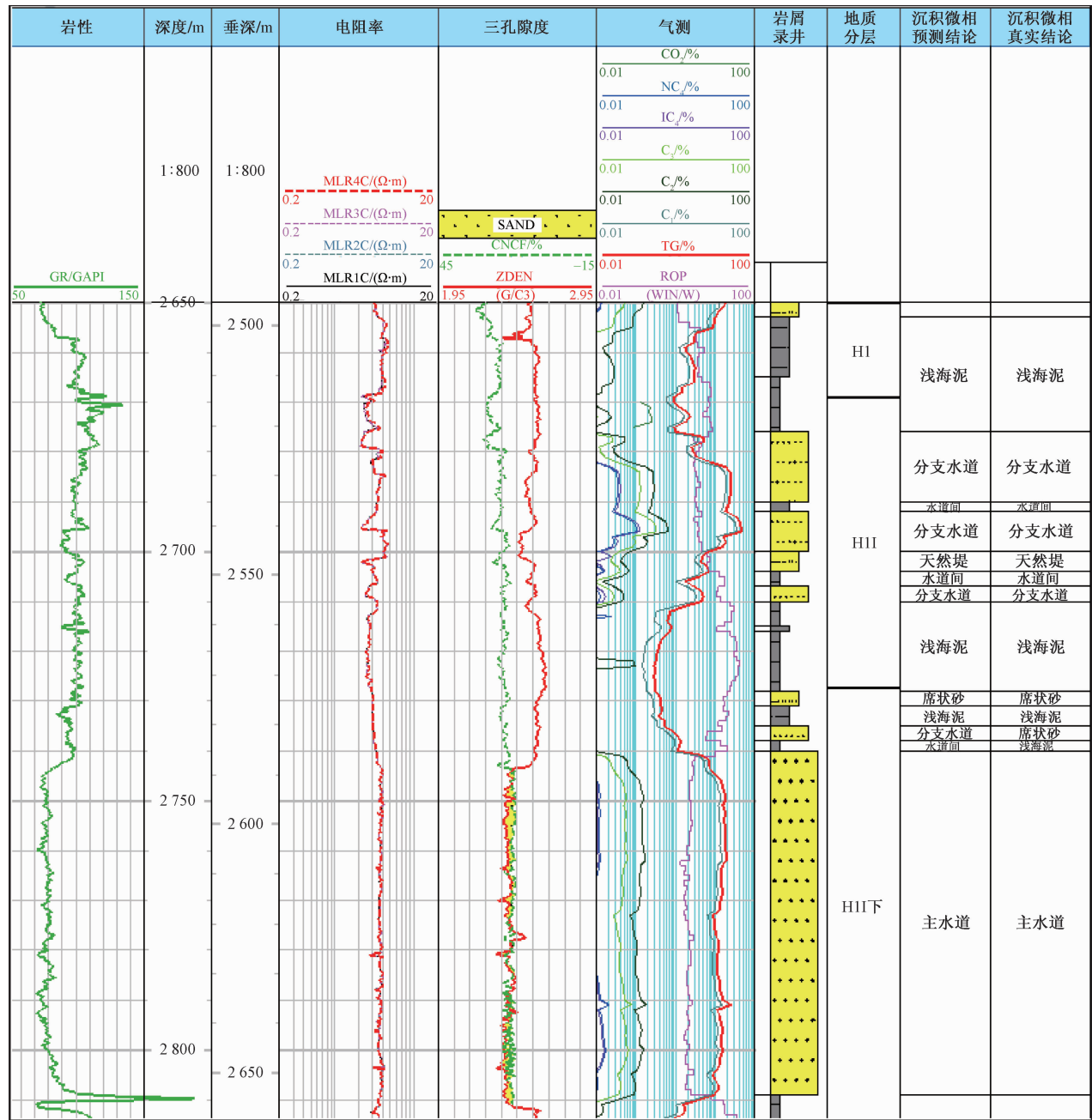


图 4 东方 B 气田 2 井沉积微相识别结果

5 结论

1)将 Bi-LSTM 神经网络应用到沉积微相识别工作中,利用 Bi-LSTM 神经网络自动学习不同沉

积微相对应的测井曲线形态变化特征,设计了两层结构的串行网络架构沉积微相识别模型,第一层输出针对单层的沉积微相一次识别结论,第二层输出

表 2 沉积微相预测结果混淆矩阵

预测沉积微相	真实沉积微相							准确度/%
	主水道	分支水道	天然堤	席状砂	浊积砂	水道间	浅海泥	
浅海泥	17	1	0	0	0	1	0	89.5
分支水道	1	18	0	1	0	0	0	90.0
天然堤	0	0	13	0	0	0	0	100.0
席状砂	1	0	1	16	1	0	0	84.2
浊积砂	0	0	0	1	10	0	0	90.9
水道间	0	0	1	0	0	19	2	86.4
浅海泥	0	0	0	0	0	1	41	97.6
召回率/%	89.5	94.7	86.7	88.9	90.9	90.5	95.3	91.8

沉积微相精细识别结论。该模型与传统机器学习方法相比,可以直接对层段数据进行处理而无需提取特征值,应用难度低,且可以综合相邻沉积微相的关联性,识别精度更高。

2)该模型在莺歌海盆地东方 B 气田黄流组实测井应用中取得了良好的成效,为区域沉积微相精细解释提供了一套行之有效且方便快捷的参考方法。

参考文献

[1] 陈志宏,陈殿远,应明雄.莺歌海盆地 DF13 区黄流组沟道砂体特征研究[J].西南石油大学学报,2014,36(1):51-57.

[2] 王玉,漆智,杨朝强,等.浅海重力流储层沉积模式新认识[J].地质科技情报,2019,38(4):16-22.

[3] 谢玉洪,张迎朝,徐新德,等.莺歌海盆地高温超压大型优质气田天然气成因与成藏模式:以东方 13-2 优质整装大气田为例[J].中国海上油气,2014,26(2):1-5.

[4] 李磊,张鹏,邹韵,等.莺歌海盆地东方 X 区浅海地震沉积相[J].海洋地质前沿,2019,35(3):31-39.

[5] 郇金来,王玉,漆智,等.莺歌海盆地高温高压 D 气田浅海重力流沉积特征及地质意义[J].海洋地质前沿,2020,36(7):40-48.

[6] 董玉文,欧荣生.印度河盆地 Z 探区砂坝储层沉积微相及沉积模式[J].科学技术与工程,2021,21(22):9306-9314.

[7] 高雨,卢志远,蒋庆平,等.岩石物理相在砂砾岩储层分类评价中的应用:以 M1 井区上乌尔禾组为例[J].科学技术与工程,2021,21(8):3068-3075.

[8] 张红英,谢冰,袁倩,等.四川盆地大熊猫坪构造长兴组测井沉积微相识别[J].天然气勘探与开发,2020(6):38-44.

[9] 肖何,张超漠,苏向群.应用测井资料定量识别碳酸盐岩沉积微相-以川东北元坝地区长兴组为例[J].科学技术与工程,2020,20(7):2573-2582.

[10] 国景星,陈铭.基于支持向量机的浊积扇沉积微相自动识别[J].甘肃科学学报,2018,30(2):25-31.

[11] 赵忠军,刘烨,王凤琴,等.基于支持向量机的辫状河测井沉积微相识别[J].测井技术,2016,40(5):637-642.

[12] 马奎.基于 BP 神经网络自动识别沉积微相方法[J].四川地质学报,2017,37(2):325-330.

[13] 庞国印,田兵,王琪,等.概率神经网络在丽水—椒江凹陷月桂峰组沉积微相识别中的应用[J].地球科学与环境学报,2013,35(9):75-82.

[14] 孙陈影,沈希忠.LSTM 和 GRU 在城市声音分类中的应用[J].应用技术学报,2020,20(2):158-164.

[15] 李鹏,杨元维,高贤君,等.基于双向循环神经网络的汉语语音识别[J].应用声学,2020,39(3):464-471.

[16] 张东晓,陈云天,孟晋.基于循环神经网络的测井曲线生成方法[J].石油勘探与开发,2018,45(4):598-608.

[17] 周雪晴,张占松,朱林奇,等.基于双向长短期记忆网络的流体高精度识别新方法[J].中国石油大学学报(自然科学版),2021,45(1):69-76.

Automatic Identification Method of Sedimentary Microfacies Based on Bi-directional Long Short-term Recurrent Neural Network:

Taking Dongfang B Gas Field in Yinggehai Basin as an example

QI Chunsheng, DING Lei, JIAO Xiangyan, ZHENG Zhifeng, WU Yan

(Hainan Branch of CNOOC(China) Ltd., Haikou 570000, China)

Abstract: Dongfang B Gas Field in Yinggehai Basin is a shallow sea gravity flow submarine fan deposit, which sand body distribution and superposition relationship are complex. The interpretation of sedimentary microfacies by manual identification is cumbersome and easy to be affected by subjective factors. A sedimentary microfacies recognition model with serial network architecture is designed based on bi-directional long short-term recurrent neural network. Taking logging data and lithology logging data as input, this model can effectively extract the morphological characteristics of logging curves of different sedimentary microfacies, and fully consider the correlation between adjacent sedimentary microfacies. The model is applied to the sedimentary microfacies identification in this area, which effectively reduces the influence of reservoir heterogeneity and artificial experience, and improve the identification accuracy and achieves good application results.

Keywords: bi-directional long short-term recurrent neural network; sedimentary microfacies; serial network architecture; Yinggehai Basin