

doi: 10.11720/wtyht.2021.1297

张鹏飞, 张世晖. 西湖凹陷平湖组砂泥岩岩性神经网络地震预测[J]. 物探与化探, 2021, 45(4): 1014–1020. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1297>

Zhang P F, Zhang S H. Neural network seismic prediction of sand and mudstone lithology of Pinghu Formation in Xihu Sag[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(4): 1014–1020. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1297>

西湖凹陷平湖组砂泥岩岩性神经网络地震预测

张鹏飞, 张世晖

(中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 传统的地震波阻抗反演方法存在岩性分辨能力不高和多解性问题, 反演结果难以满足精细刻画岩性分布规律的要求。本文通过构建包含岩性和波阻抗信息的归一化后的拟伽马曲线作为岩性指示曲线, 利用神经网络方法, 将地震数据转化为与岩性关系更密切的伽马数据体。通过神经网络地震反演, 得到砂泥岩岩性反演数据体。将该方法用于西湖凹陷平湖组砂泥岩岩性反演, 与传统方法相比, 泥岩厚度预测精度达 93%, 较为准确地刻画了地下砂泥岩分布情况, 为后期的油气勘探提供依据。

关键词: 拟伽马曲线; 神经网络反演; 砂泥岩分布预测

中图分类号: P631

文献标识码: A

文章编号: 1000-8918(2021)04-1014-07

0 引言

地震反演岩性预测一直以来都是油气勘探与开发中的重要技术, 广泛应用于生产实践。地震反演一般以地震资料为基础, 综合测井、地质等多方面资料研究地下岩性之间的空间变化特征, 为后续的储量预测和井位评价提供依据。

神经网络反演凭借其出色的自适应性和灵活性, 在地震反演中得到广泛应用。Hampson 等提出利用交叉检验法来提高神经网络的匹配程度, 将全部数据分为训练数据和检验数据, 前者用于训练, 后者用于检验误差^[1]; 张绍红等提出了基于概率神经网络的砂泥岩岩性反演技术, 通过引入概率密度函数理论对地层特征进行预测识别^[2]; Tahmasebi P 等提出了模糊神经网络方法, 将模糊逻辑方法和神经网络结合, 在保留神经网络特点的同时突出模糊逻辑在解释方面的优势^[3]; 余为维等提出了测井约束和神经网络联合反演储层的预测技术, 在预测储层方面取得了良好效果^[4]; 赵鹏飞等提出了基于神经

网络的随机地震反演方法, 不仅提高了随机反演的计算精度, 还简化了神经网络的结构, 取得了良好的效果^[5]。

地震神经网络反演方法的主要优势是提高波阻抗反演精度, 利用神经网络方法, 能够建立波阻抗—岩性非线性映射关系, 从而实现岩性反演与精细刻画。本文中通过岩性敏感测井曲线分析, 将伽马曲线进行归一化处理并用于井约束地震反演, 以期能提高反演精度, 达到精细刻画岩性空间分布的目的。

1 研究区概况

西湖凹陷研究区地处东海陆架盆地, 是一个在晚白垩世末期的构造背景上发育的新生代沉积凹陷, 整体呈 NNE 向发育, 面积约 5.9 万 km², 是东海最大的含油气凹陷^[6], 有巨大的勘探潜力。该研究区一直以来油气钻探成功率较高, 所钻油井大部分可见油气存在, 且多数是工业性油气流, 是区域内富生烃凹陷的主力烃源岩系之一, 同时也是我国东部断陷型盆地海陆过渡相烃源岩的主要代表区

收稿日期: 2020-06-18; 修回日期: 2021-06-09

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC0604303); 国家重大科技专项项目((2016ZX05027-001-005)

第一作者: 张鹏飞(1996-), 男, 中国地质大学(武汉)硕士在读, 主要从事地球物理地震资料处理与解释工作。Email: syndwjz@foxmail.com

通讯作者: 张世晖(1974-), 男, 2003 年博士毕业于中国地质大学(武汉), 主要从事地球物理反演与建模研究工作。Email: zsh2008@cug.edu.cn

域^[7-9]。总体来看,区内烃源岩分布广,厚度大,内夹有多套薄煤层,烃源岩以陆生有机质输入为主,质量较高。其中始新统平湖组泥岩及含煤地层是西湖凹陷内的主力烃源岩系,也是我国东部断陷盆地海陆相烃源岩的典型代表。泥岩作为一种分布最广泛的沉积岩,在油气系统中既可以充当烃源岩,也可以作为盖层和储层。因此预测泥岩分布规律,并准确统计泥岩厚度是预测油气储量的重要环节。

付志方针对西湖凹陷提出储层特征重构技术,通过构建含有多种量纲的拟测井曲线来反映地下多种地球物理信息^[10];秦兰芝等在西湖凹陷烃源岩地震反演中通过对测井曲线进行校正,并在此基础上建立初始地层波阻抗模型进行地震反演^[11];但同时,该研究区内部钻井较少,平面分布不均衡,钻井资料有限。因此,如何能通过现有的有限资料来合理有效地预测斜坡带中心区域的砂泥岩分布,并进一步预测烃源岩乃至优质烃源岩的厚度是目前的一大难题。

本文结合前人研究成果,首先对获得的高质量测井资料进行整理分析,结合高品质的地震资料进行人工合成记录和井震标定,并进行频段约束。通过对测井资料进行分析,确定与岩性变化敏感度较高的测井曲线,用以进行测井约束。对敏感曲线和其他测井曲线进行归一化处理,选择合适的测井曲线进行岩性敏感曲线重构,得到的拟敏感曲线可以提高砂、泥岩的分辨能力。本文利用遗传神经网络算法,建立该敏感曲线和波阻抗之间的非线性映射关系,将地震数据进行反演。结合前文所得的岩性曲线进行约束,得到地下岩性分布(图1)。

2 地震反演关键流程

2.1 岩性物性交会分析

确定岩性敏感的测井曲线是岩性识别技术中的重要环节。通过对研究区内测井资料和砂泥岩分布概率交会图整理和分析,该研究区域内由于目的层埋深较深,强压实作用使砂岩和泥岩的纵波阻抗、纵波速度等属性都发生叠加,因此采用常规的波阻抗反演难以区分砂、泥岩。而工区内伽马值对于岩性的区分度较高,呈现为砂岩伽马值较低、泥岩伽马值较高的特点(图2)。

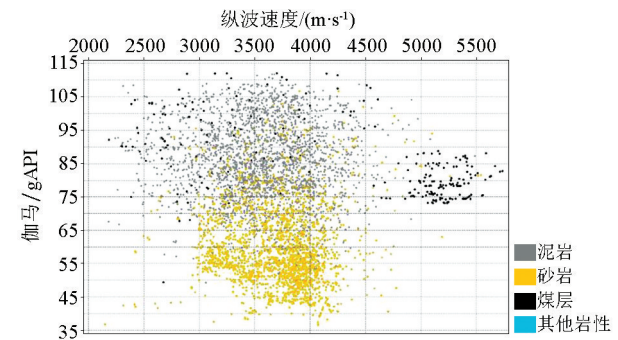


图2 岩性和伽马、纵波速度交会
Fig.2 The cross plot of all kinds lithology of Gamma ray and P-velocity

2.2 基于滑动窗口滤波的测井归一化技术

测井曲线是能够比较客观地反映地下岩层岩性变化特征。理想情况下,同一层位因为沉积环境类似,对应的测井曲线应该有类似的特征。但是测井曲线经常会受到仪器、泥浆等因素的影响产生误差,如果不对这些测井曲线进行处理直接进行反演,反演精度会受到很大影响,因此需要对测井曲线进行归一化预处理来消除非地质因素的影响。

以B2井为例(图3),该井的伽马值与其他井相比明显偏小,与砂泥岩的对应关系很差,如果直接将原始伽马值与波阻抗值重构会严重影响反演精度。通过分析原始伽马曲线的变化趋势,对其进行低通滤波,得到的相对伽马曲线会更符合岩性分布规律。通过原始伽马曲线和相对伽马曲线之间的对比,可以看出岩性曲线和相对伽马曲线的对应程度更好,较厚段的岩性有了更好的对应关系。

将该方法应用于其余的测井上也取得了良好效果,不仅提升了B3井厚段岩性与伽马值之间的对应程度,还有助于薄层的识别(图3红色虚线部分)。在一些砂岩较薄层段,原始伽马曲线不能反映这种岩性的变化,通过趋势低通滤波建立的相对

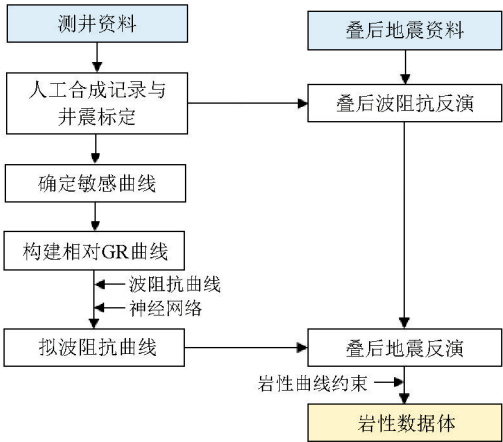


图1 测井约束叠后地震神经网络反演示意
Fig.1 Sketch of poststack seismic neural network inversion constrained by well logs

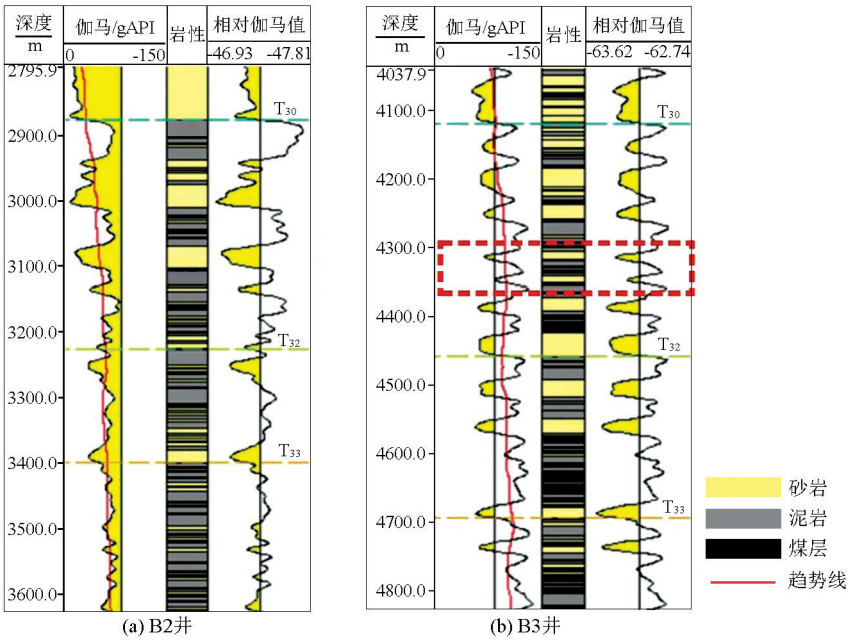


图 3 两口井相对伽马曲线建立前后的对比结果

Fig.3 Comparison result of gamma and relative gamma for two wells

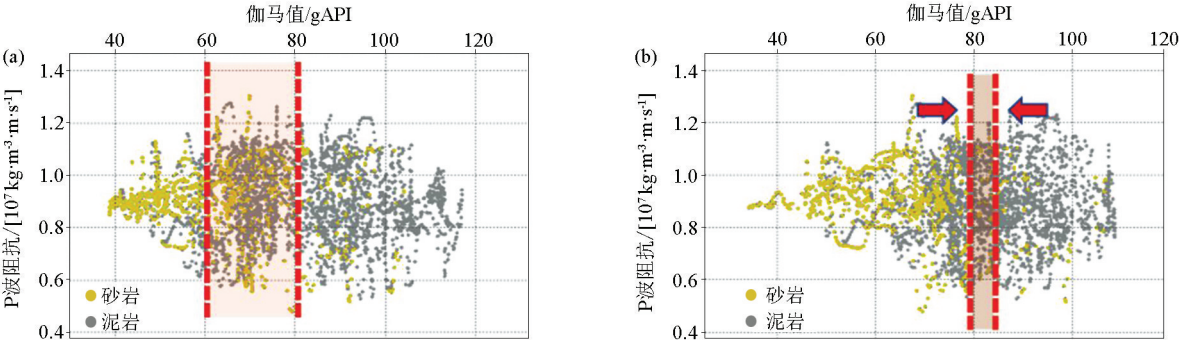


图 4 伽马归一化处理前 (a) 后 (b) 与波阻抗交会图对比

Fig.4 Comparison of gamma(a), relative gamma(b) and P-impedance cross plot

伽马曲线,可以清楚地反映薄层岩性变化特征。

通过建立相对伽马曲线,岩性与敏感曲线之间的分布关系进一步得到优化,这也为后续的测井约束和井震反演工作提供了基础(图 4)。

2.3 拟敏感曲线构建

为了进一步研究砂、泥岩分布规律,选择相对伽马曲线为砂泥岩岩性敏感曲线,结合波阻抗曲线,重构成新的拟伽马曲线,将其转换为以波阻抗为量纲的测井曲线^[12-13]。将伽马曲线和波阻抗曲线进行分频处理,然后将波阻抗曲线的低频部分和伽马曲线的高频部分进行重构(图 5)。其中波阻抗曲线的低频部分可以反映地层速度变化趋势,伽马曲线的高频部分可以反映岩性变化特征。凭借此曲线既可以判断地下实际的速度和密度差异,也可以刻画岩性分布规律,深刻地反映地震资料与储层特征的关系,为我们后期的岩性预测打下基础。

2.4 井震联合神经网络反演

2.4.1 神经网络的实现

神经网络是以自变量为输入,因变量为输出,并且以任意高的精度来代替二者的线性函数,得到一种可以反映因变量和自变量之间非线性关系的算法。在地球物理领域,神经网络反演一直是确定地球物理数据和介质信息之间数学关系的重要工具^[14]。常用的神经网络算法是前馈神经网络算法(feedforward neural network,简称 FNN 算法)。FNN 算法通常分为 3 部分(图 6):输入层(input nodes)、隐层(hidden nodes)和输出层(output nodes),这种结构也称多层感知机制(multilayer perceptron,简称 MLP)^[15]。

已知 Q 个向量和 $(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^Q, y^Q)$ 之间具有某种非线性关系,设 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 为含有 N 个和 M 个元素的向量, $\mathbf{x}$ 为输入, $\mathbf{y}$ 为输出。在神经网络

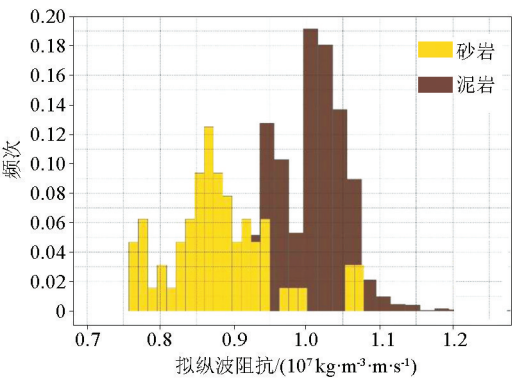


图 5 拟波阻抗曲线与岩性概率交会

Fig.5 Pseudo-wave impedance curve and lithology probability intersection diagram

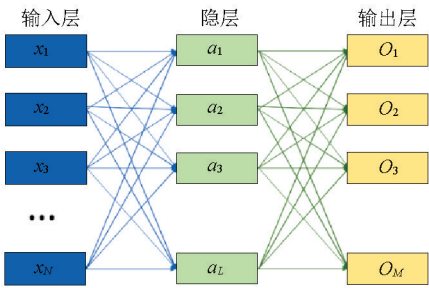


图 6 神经网络算法示意

Fig.6 Schematic diagram of neural network algorithm

中,即输入层有 N 个神经单元,输出层有 M 个神经单元。设隐层中有 L 个神经单元且隐层仅有一层。该神经网络中的输入层的每一个单元都以加权求和的方式与隐层中的任一单元连接,并通过隐层中的激励函数向输出层输出结果。

以输入层 x^n 为例,其对应的隐层中的第 m 个神经元的数学表达式 a_m^n 为:

$$a_m^n = f^n \left(\sum_{i=1}^N \omega_{mi}^h x_i^n + b_m \right), \quad (1)$$

式中: f 表示激励函数; $m=1,2,\cdots,L$; h 表示隐层; ω_{mi}^h 为输入层中第 i 个神经元相对于隐层中第 m 个神经元的加权系数; x_i^n 表示向量 $\mathbf{x}^n$ 的第 i 个分量; b_m 表示隐层第 m 个神经元的偏置系数。

与输入层类似,输出层的第 k 个神经元 O_k^n 的数学表达式为:

$$O_k^n = f^o \left(\sum_{m=1}^L \omega_{km}^o a_m^n + c_k \right), \quad (2)$$

式中: f 表示激励函数; $k=1,2,\cdots,M$; O 表示输出层; ω_{km}^o 表示隐层中的第 m 个神经元对输出层的第 k 个神经元的加权系数; c_k 表示输出层第 k 个神经元的偏置系数。

神经网络的实质是求取以期望输出和实际输出的误差值作为目标函数的最优化过程。该误差值表

达为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^Q \sum_{k=1}^M (y_k^n - O_k^n)^2, \quad (3)$$

式中, $\mathbf{y}$ 是一个表示神经网络期望输出的向量。

由式(3)可得,误差函数 E 是一个由输出层的神经元决定的函数。常见的神经网络训练方法是误差回传算法,简称 BP 算法^[16]。

2.4.2 基于神经网络的井震联合反演流程

神经网络算法作为一种非线性算法,具有较强的自适应性和高度的灵活性,一直在地震反演中都有着广泛的应用。在实际应用中,将拟波阻抗曲线和波阻抗数据作为输入层,通过神经网络确定两者间的非线性映射关系。但是神经网络也存在垂向分辨率过低的问题,同时在复杂地质条件下,砂泥岩的波阻抗信息较为接近,单纯的利用波阻抗曲线加权内插效果欠佳。因此通过神经网络挖掘拟波阻抗曲线和波阻抗曲线之间的相关度,以提高目标层段岩性预测精度。具体做法是,将拟波阻抗曲线以及与其拟波阻抗曲线关系密切的其他测井曲线及地震相关属性作为训练集合,确定拟波阻抗曲线和波阻抗曲线之间的非线性映射关系。图 7 是 B1 井和 B2 井的拟波阻抗曲线神经网络反演结果和测井波阻抗曲线之间的对比关系。其中蓝色曲线为实际测井波阻抗曲线,红色曲线为拟波阻抗曲线反演结果。可以看出实际波阻抗曲线与反演波阻抗曲线趋势基本吻合。最后,将训练后的神经网络所含的映射关系用于井约束三维地震反演,进而得到三维岩性反演结果。

3 反演结果分析

反演结果的纵向分辨率特征反映砂泥岩垂向分布规律,通过比较反演结果和测井岩性曲线来衡量地震反演精度是否符合实际需要。将测井岩性曲线纵向展布规律和井旁地震反演时间剖面做对比,来验证反演结果的可靠性。图 8 是过井地震剖面反演结果,反演结果与井基本吻合,泥岩横向连续性得到改善。同时根据神经网络反演结果,结合前人资料选取了优质的烃源岩丰度指标^[17-18],预测烃源岩有利层段(图 9)。通过平湖组时间切片可以刻画泥岩在不同层段的厚度范围。在该研究区内,泥岩厚度由西(凹陷外部)到东(凹陷中心)逐渐增厚,泥岩含量逐渐增多(图 10)。将反演测井泥岩厚度与测井实测统计泥岩厚度做对比,泥岩厚度预测精度可达 93% 以上(表 1)。

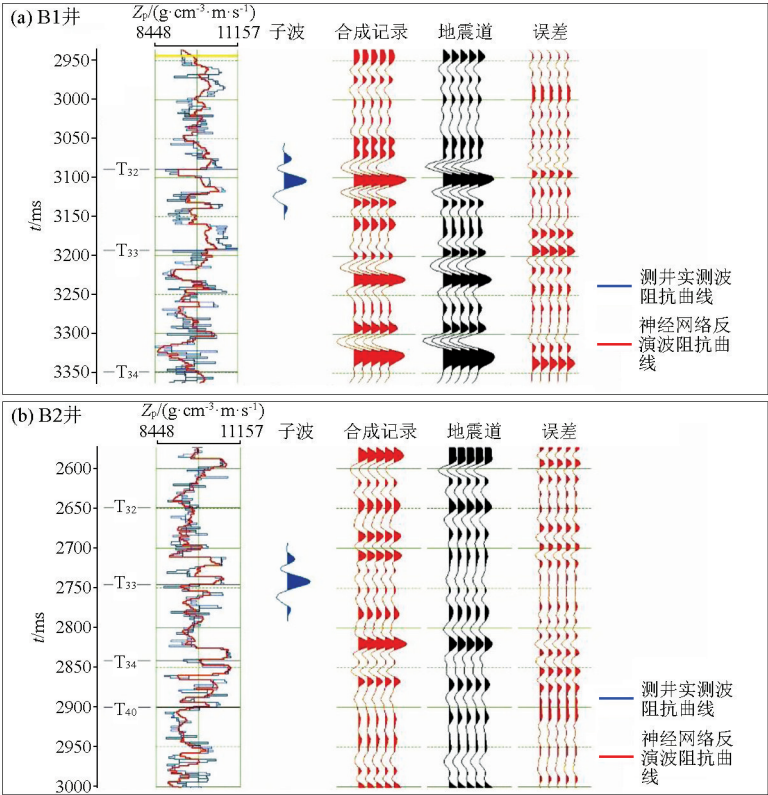


图 7 神经网络井震反演结果和实际测井波阻抗曲线对比

Fig.7 Comparison of neural network seismic inversion results and actual P-wave impedance curve

表 1 反演泥岩厚度与实测泥岩厚度对比
Table 1 Comparison between inverted mudstone thickness and measured mudstone thickness

井名	实测/m	泥岩厚度反演/m	相对误差
B1	508.4	542.5	+6.71%
B2	417.0	442.6	+6.01%
B3	463.1	493.2	+6.45%

4 结论

西湖凹陷作为我国重要的烃源岩系,一直以来对其的岩性展布预测受测井范围有限,地质条件复杂等问题的影响而较为困难。波阻抗信息对于岩性的指示度不高,传统的井震波阻抗反演在该区域内反演结果较差。

本文通过结合前人工作经验,对测井曲线进行归一化处理,构建神经网络反演所需的拟敏感曲线,并运用于测井约束的神经网络反演中。测井曲线归一化最大限度地减弱了非地质因素对于测井曲线的影响,基于拟敏感曲线的神经网络方法作为一种非线性方法,用来建立测井曲线与地震资料之间的非线性映射关系,提高了地震反演精度。反演所得结果与测井岩性分布一致,达到了预期的岩性识别效

果。同时可以对平湖组各段依照反演结果取泥岩厚度切片,研究泥岩展布规律,并以此为后期的油气开发提供数据支撑和方法依据。

参考文献 (References) :

[1] Hampson D P, Todorov T, Russell B. Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data [J]. Geophysics, 2001, 66(1): 220-236.

[2] 张绍红, 林昌荣. 砂泥岩地层概率神经网络岩性反演技术应用研究[J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2008, 23(4): 1-4.

Zhang S H, Lin C R. Application of probabilistic neural network in the lithology inversion of sandstone-mudstone strata [J]. Journal of Xi'an Shiyou University: Natural Science Edition, 2008, 23(4): 1-4.

[3] Tahmasebi P, Hezarkhani A. A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation [J]. Computers and Geosciences, 2012, 42: 18-27.

[4] 余为维, 冯磊, 杜艳艳, 等. 测井约束与神经网络联合反演储层预测技术[J]. 地球物理学进展, 2016, 31(5): 2232-2238.

Yu W W, Feng L, Du Y Y, et al. Reservoir prediction technology based on joint inversion of logging-constrained and neural network [J]. Progress in Geophysics, 2016, 31(5): 2232-2238.

[5] 赵鹏飞, 刘财, 冯珏, 等. 基于神经网络的随机地震反演方法[J]. 地球物理学报, 2019, 62(3): 1172-1180.

Zhao P F, Liu C, Feng X, et al. Stochastic seismic inversion based on neural network [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2019, 62(3): 1172-1180.

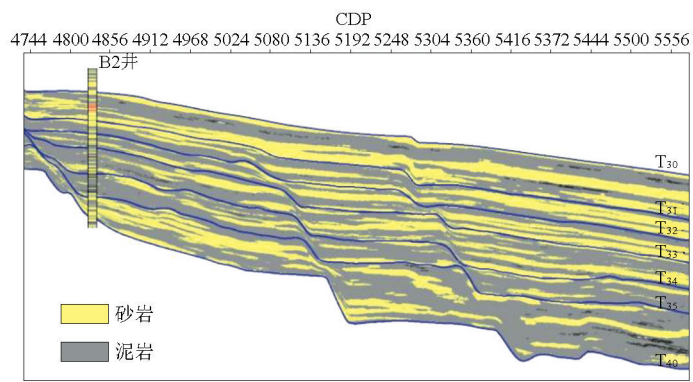


图 8 钻井岩性及井旁反演结果对比

Fig.8 Comparison of lithology and inversion results of well B2

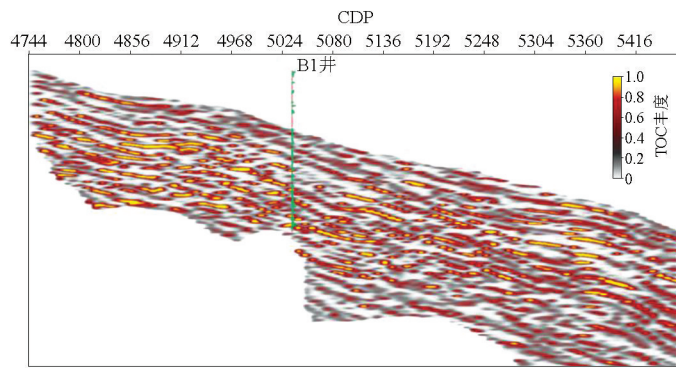
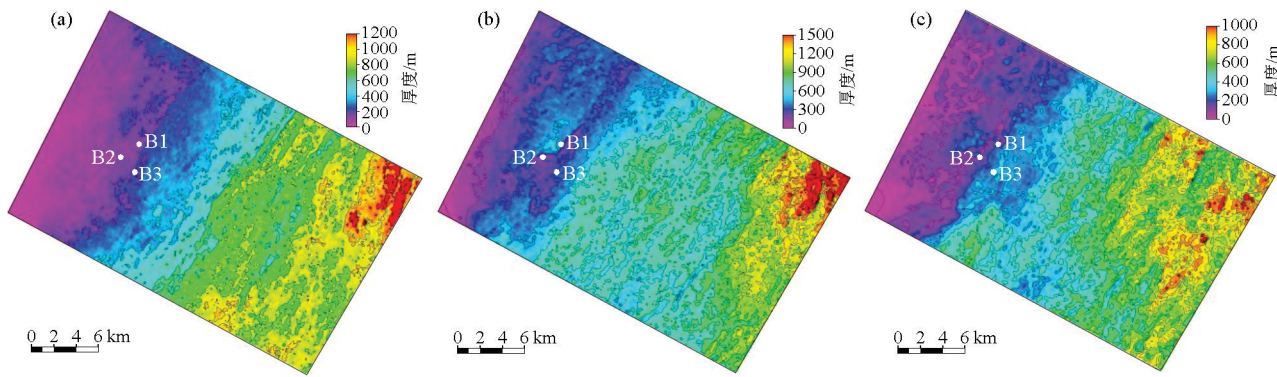


图 9 平湖组井旁烃源岩分布剖面(黄色为有利烃源岩(TOC 丰度>1)区段)

Fig.9 Section of source rocks of well B1 in the Pinghu Formation(yellow part is high-quality source rock (TOC abundance>1) section)



a—平湖组上段泥岩厚度切片;b—平湖组中段泥岩厚度切片;c—平湖组下段泥岩厚度切片

a—thickness slice of mudstone in upper Pinghu Formation;b—thickness slice of mudstone in middle Pinghu Formation;c—thickness slice of mudstone in lower Pinghu Formation

图 10 西湖凹陷平湖组泥岩厚度切片

Fig.10 Thickness slice of mudstone in Pinghu Formation in Xihu Sag

[6] 黄福强,李斌,张昇彪,等.西湖凹陷斜缆采集关键参数优选研究[J].物探与化探,2020,44(4):770-777.
Huang F Q, Li B, Zhang Y B, et al. Optimizing the key acquisition parameters of variable-depth streamer in Xihu sag [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(4): 770-777.

[7] 杨彩虹,高兆红,蒋一鸣,等.西湖凹陷平湖斜坡带始新统平湖组碎屑沉积体系再认识[J].石油天然气学报,2013,35(9):11-14.
Yang C H, Gao Z H, Jiang Y M, et al. Reunderstanding of clastic rock sedimentary facies of Eocene Pinghu formation in Pinghu Slope of Xihu Sag [J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2013, 35(9): 11-14.

[8] 田杨,叶加仁,雷闯,等.断陷盆地海陆过渡相烃源岩发育模式:以西湖凹陷平湖组为例[J].地球科学,2019,44(3):898-908.
Tian Y, Ye J R, Lei C, et al. Development model for source rock of marine-continental transitional face in faulted Basins: A case study

of Pinghu formation in Xihu Sag [J].Earth Science,2019,44(3): 898-908.

[9] 苏奥,陈红汉,胡飞,等.西湖凹陷中央构造带中南部油气成藏条件、特征及富集规律[J].地质科技情报,2015,34(2):123-129.

Su A,Chen H H,Hu F,et al.Conditions,characteristics and enrichment regulation of oil and gas accumulation of the South central of central anticlinal zone in the Xihu Sag, East China Sea Basin [J].Geological Science and Technology Information,2015,34(2): 123-129.

[10] 付志方.地震储层预测技术及应用研究——以西湖凹陷孔雀亭地区为例[D].北京:中国地质大学(北京),2007.

Fu Z F.Techniques and applied studying of reservoir prediction based on seismic;take Kongqueting area of Xihu depression as an example[D].Beijing:China University of Geosciences(Beijing), 2007.

[11] 秦兰芝,徐志星,刁慧,等.西湖凹陷烃源岩地震反演评价与预测[J].中国石油和化工标准与质量,2017,37(16):66-67, 69.

Qin L Z,Xu Z X,Diao H,et al.Seismic inversion evaluation and prediction of hydrocarbon source rocks in Xihu Sag [J].China Petroleum and Chemical Standard and Quality,2017,37(16):66-67,69.

[12] 王亚,易远元,王成泉,等.叠后反演技术在杨税务潜山裂缝孔隙型储层预测中的应用[J].物探与化探,2020,44(5):1208-1214.

Wang Y,Yi Y Y,Wang C Q,et al.The application of post-stack inversion technology to the prediction of fracture and pore reservoir in Yangshuiwu buried hill [J].Geophysical and Geochemical Exploration,2020,44(5):1208-1214.

[13] 侯伯刚,刘文岭,罗娜.地震反演中测井数据的预处理[J].物探与化探,2009,33(3):331-336.

Hou B G,Liu W L,Luo N.The preprocessing of well log data for seismic inversion [J].Geophysical and Geochemical Exploration, 2009,33(3):331-336.

[14] 付康伟,张学强,彭炎.BP神经网络算法在陆域天然气水合物成藏预测中的应用[J].物探与化探,2019,43(3):486-493.

Fu K W,Zhang X Q,Peng Y.The application of BP neural network algorithm to the prediction of terrestrial gas hydrate accumulation [J].Geophysical and Geochemical Exploration,2019,43(3):486-493.

[15] Van der Baan,Christian Jutten M.Neural networks in geophysical applications [J].Geophysics,2000,65(4):1032-1047.

[16] Manoj C,Nagarajan N.The application of artificial neural networks to magnetotelluric time-series analysis [J].Geophysical Journal International,2003,153(2):409-423.

[17] 蔡华,张建培.东海西湖凹陷平湖斜坡带断层特征及其封闭性[J].海洋地质前沿,2013,29(4):20-26.

Cai H,Zhang J C.Characteristics of faults on the Pinghu Slope of Xihu Sag,the east China Sea Shelf basin and their sealing capacity [J].Marine Geology Frontiers,2013,29(4):20-26.

[18] 庞崇友,张亚东,章辉若,等.地质统计反演在苏里格气田致密薄砂体预测中的应用[J].物探与化探,2017,41(1):16-21.

Pang C Y,Zhang Y D,Zhang H R,et al.The application of geostatistics inversion to prediction of compact and thin sand body in Sulige gas field [J].Geophysical and Geochemical Exploration, 2017,41(1):16-21.

Neural network seismic prediction of sand and mudstone lithology of Pinghu Formation in Xihu Sag

ZHANG Peng-Fei,ZHANG Shi-Hui

(Institute of Geophysics and Geomatics,China University of Geosciences(Wuhan),Wuhan 430074,China)

Abstract: The traditional seismic P-wave impedance inversion method has the problems of low lithologic resolution and multi-solution, and it is hence difficult for the inversion results to meet the requirements of finely characterizing the lithologic distribution.In this paper, by constructing a normalized pseudo-gamma curve containing lithology and P-wave impedance information as a lithology index indicator curve,the neural network method is used to convert seismic data into a gamma data volume which is more closely related to lithology. Through the neural network seismic inversion,the sand and mudstone lithologic inversion data volume is obtained.This method was used to invert the sand and mudstone lithology of the Pinghu Formation in the Xihu Sag.Compared with traditional methods,the prediction accuracy of the mudstone thickness is up to 93%,which more accurately characterizes the distribution of underground sand and mudstone, and provides a basis for later oil and gas exploration.

Key words: pseudo-gamma curve;neural network seismic inversion;lithology prediction

(本文编辑:叶佩)