



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2402873

引用格式:陈甄明,谢锐杰,彭宏昶,等.以改进的 Adaboost-WOA-BP 模型建立页岩储层的总有机碳含量预测方法;以四川盆地龙马溪组 X 地区页岩储层为例[J].科学技术与工程,2025,25(2):494-501.

Chen Zhenming, Xie Ruijie, Peng Hongchang, et al. Establishment of total organic carbon prediction method for shale reservoirs using improved adaboost-WOA-BP model: a case study of X Area in Longmaxi Formation, Sichuan Basin[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(2): 494-501.

以改进的 Adaboost-WOA-BP 模型建立页岩储层的总有机碳含量预测方法: 以四川盆地龙马溪组 X 地区页岩储层为例

陈甄明,谢锐杰*,彭宏昶,李瑶,曹永强

(长江大学地球物理与石油资源学院,武汉 430100)

摘要 页岩储层总有机碳含量(total organic carbon, TOC)是页岩生烃潜力及页岩气富集程度的重要参数,其精确预测对油气勘探开发具有重要意义。常规的线性回归方法受到地区以及测井资料之间复杂的非线性关系的影响,存在预测精度有限的问题。为此提出一种 Adaboost-WOA-BP 预测模型来进行 TOC 含量的预测,将 WOA(whale optimization algorithm)算法优化过的 BP(backpropagation)神经网络作为 Adaboost(adaptive boosting)算法的弱学习器,集成多个弱学习器进而构建一个强的学习器。优选自然伽马、密度、声波时差等与计算 TOC 含量相关的敏感测井参数作为预测模型的输入,通过与常规线性回归方法、BP 神经网络、WOA-BP 神经网络这 3 种方法进行对比,Adaboost-WOA-BP 模型具有更高的 TOC 含量预测精度,预测 TOC 与实际 TOC 符合率达到 95%。

关键词 神经网络; TOC 含量预测; 鲸鱼算法; 集成算法

中图分类号 P631; 文献标志码 A

Establishment of Total Organic Carbon Prediction Method for Shale Reservoirs Using Improved Adaboost-WOA-BP Model: A Case Study of X Area in Longmaxi Formation, Sichuan Basin

CHEN Zhen-ming, XIE Rui-jie*, PENG Hong-chang, LI Yao, CAO Yong-qiang

(College of Geophysics and Petroleum Resources, Yangtze University, Wuhan 430100, China)

[Abstract] The total organic carbon content in shale reservoirs is a crucial parameter for assessing hydrocarbon generation potential and shale gas enrichment. Accurate prediction of TOC(total organic carbon) is essential for oil and gas exploration and development. Conventional linear regression methods are limited in their predictive accuracy due to the complex nonlinear relationships among regional and well logging data. To address this issue, a prediction model based on Adaboost-WOA-BP was proposed for predicting TOC content. This model integrates WOA(whale optimization algorithm) optimized Backpropagation neural networks as weak learners within the Adaboost framework to construct a strong learner. Use of optimal natural gamma, density, acoustic time difference, and other sensitive logging parameters associated with TOC content calculation as inputs for the prediction model. Compared to conventional linear regression, BP neural networks and WOA-BP neural networks, the Adaboost-WOA-BP model demonstrates higher predictive accuracy, achieving a 95% match between predicted and measured TOC values.

[Keywords] neural networks; TOC content prediction; whale optimization algorithm; ensemble algorithm

页岩储层总有机碳(total organic carbon, TOC)含量是评估页岩气勘探开发潜力的重要参数之一^[1],对于确定页岩气资源丰度和勘探区块

选址具有关键性意义。TOC 含量直接影响着页岩气的形成和富集,因此准确预测 TOC 含量对于优化油气资源勘探开发策略至关重要。目前中

收稿日期:2024-04-19; 修订日期:2024-11-07

基金项目:国家科技重大专项(2016ZX05002-004-009)

第一作者:陈甄明(2001—),男,汉族,河南信阳人,硕士研究生。研究方向:油藏地球物理。E-mail:2592569399@qq.com。

*通信作者:谢锐杰(1965—),男,汉族,广东揭阳人,博士,教授。研究方向:层序地层学和储层地质。E-mail:249539680@qq.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

外获取 TOC 的方法分为利用实验进行测定和利用测井数据进行预测两种。实验方法通过岩心分析、地球化学测试、地震学技术等手段来进行 TOC 含量的测定,虽然通过实验测定的 TOC 含量精度虽然精度高,但其成本以及测定效率有着很大的限制。对于利用测井曲线预测 TOC 含量,常规的方法主要有线性回归方法和 $\Delta\log R$ 法。线性回归方法是分析测井曲线和 TOC 之间的相关性,找出敏感参数,建立线性回归方程来进行 TOC 含量的预测。Schmoker^[2]利用密度和自然伽马进行 TOC 的预测,李正勇等^[3]和赵军龙等^[4]利用多个测井参数进行最小二乘法拟合来预测 TOC。这种方法受参数影响较大,大部分预测精度较低。埃克森(Exxon)和埃索(Esso)公司研究的 $\Delta\log R$ 法是一种比较经典的 TOC 预测方法^[5-6],这种方法主要使用补偿声波测井曲线叠合在一条电阻率曲线上, $\Delta\log R$ 幅度差反映了富含有机质烃源岩地层、含烃的储集层段和岩性差异情况。 $\Delta\log R$ 法在主观影响因素较多,对于过成熟的页岩储层及复杂储层适用性较低^[7]。

随着人工智能的发展与兴起,在油气领域引入机器学习方法已成为一种趋势^[8-9]。机器学习具有强大的自主学习能力^[10-12],对于各种复杂的非线性映射问题有很好的处理能力^[13-15]。许多学者将机器学习方法应用于 TOC 含量的预测中,为 TOC 含量的预测提供许多新的方法。李健等^[16]提出具有复杂映射能力的 ConvLSTM(convolutional long short-term memory)神经网络进行 TOC 含量的预测,并与 XGBoost(extreme gradient boosting)方法和传统方法进行对比,取得了很不错的效果;魏明强等^[17]通过 BP 网络和支持向量机方法 TOC 含量的预测结果,得出机器学习方法相较于传统方法效果更好的结论;管倩倩^[18]提出一种基于 PCA-CNN(principal component analysis convolutional neural network)模型的页岩储层有机碳含量预测方法,通过大量的实验数据表明该方法的拟合效果优于传统方法。人工智能预测模型能够全面考虑地质参数之间的复杂相互关系,能有效地拟合复杂的非线性关系,提高 TOC 含量预测的准确性和可靠性。

对于 Adaboost-WOA-BP 模型,现利用 WOA 算法优化 BP 神经网络,结合 Adaboost 算法提升模型性能的能力、WOA 算法全局寻优的能力和 BP 神经网络强大的非线性拟合能力构建一个强学习器来进行 TOC 含量的预测,与 BP 神经网络,WOA-BP 神经网络进行对比来证明其网络的性能更优,

与常规线性回归方法进行对比来证明其方法的有效性。

1 TOC 敏感参数分析

选取四川盆地龙马溪组 X 地区页岩储层的 21 口井作为数据来源。研究区位于滇黔北坳陷威信复背斜构造带,属于浅海-深海陆棚相,受多期构造运动影响,断裂、微裂缝相对发育,整体埋深较浅,部分断层封闭性较好,对形成油气藏有较大帮助。研究地层属于龙马溪早期统,形成时期约为三叠纪晚期至侏罗纪早期,主要由泥页岩构成,是主要的页岩气产出层,且研究区有机质含量高,具有良好的页岩气开采潜力。常规测井参数一般包含自然伽马、声波时差、密度、无铀伽马、补偿中子、电阻率等参数,对这些参数与实测 TOC 进行相关性分析,结果如图 1 所示。

通过进行相关性分析,实测 TOC 与自然伽马、密度、声波时差有较高的相关性分别为 0.479 1、0.509 8、0.425 6,与补偿中子、电阻率、无铀伽马的相关性较差。因此将自然伽马、密度、声波时差这 3 个参数作为主要特征,其余 3 个参数作为次要特征来进行 TOC 含量的预测。

2 方法介绍

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按误差反向传播的多层前馈型网络^[19],具有强大的非线性拟合,全局逼近的能力,在解决回归预测方面的问题有着非常好的效果,也是目前应用非常广泛的神经网络模型^[20]。BP 神经网络通常由输入层、若干隐藏层和输出层组成,如图 2 所示。

信号从输入层逐层向前传播,再根据误差逐层反馈调整网络的权重和偏置,通过不断的训练迭代逐步逼近真实值。受到初始参数的影响,BP 神经网络有着容易陷入最优的问题。

2.2 WOA 算法

WOA 算法是一种启发式优化算法,具有较强的全局搜索能力。该算法通过维护一个鲸鱼群体,每一条鲸鱼代表一个解,并在解空间中搜索最优解。算法中包括探索阶段和利用阶段,通过随机性和局部搜索来平衡全局和局部搜索的能力。相较于大部分启发式优化算法,WOA 算法的实现相对简单,无需复杂的数学推导,易于理解和实施,具有参数少以及适用于多种优化问题等优点。它已在机器学习、工程优化、神经网络等领域取得了一定的应用,并且在一些问题上表现出了良好的性能。利用

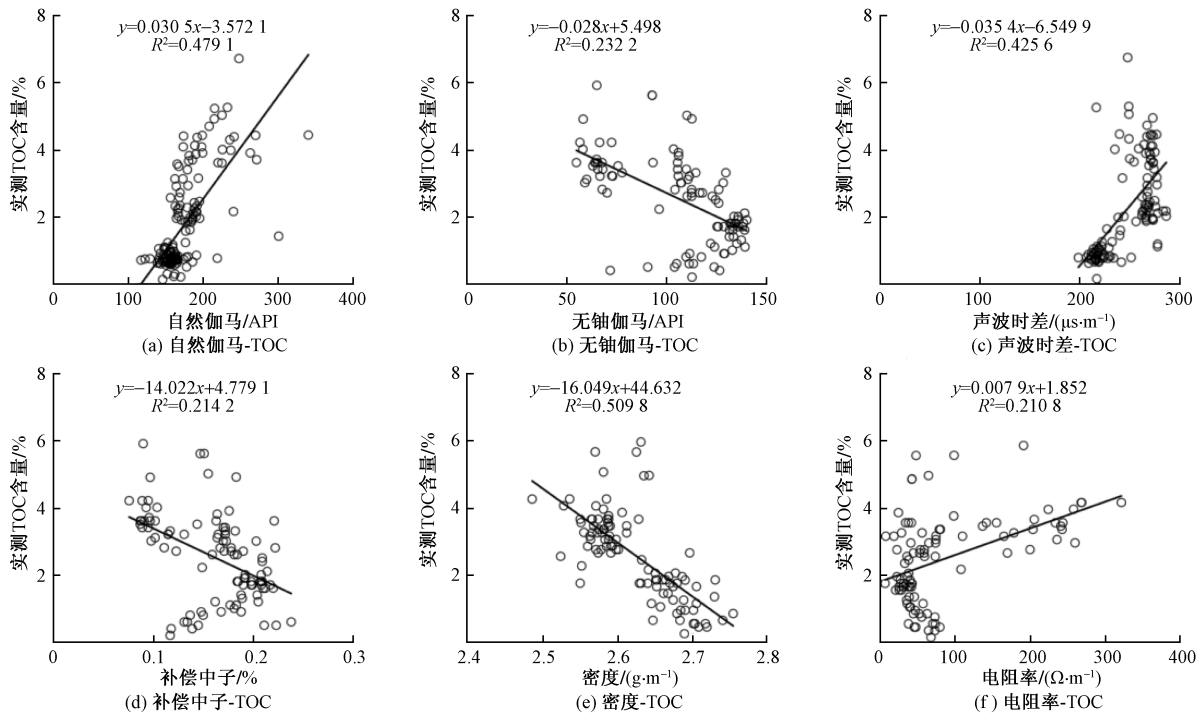


图1 相关性分析图

Fig. 1 Correlation analysis

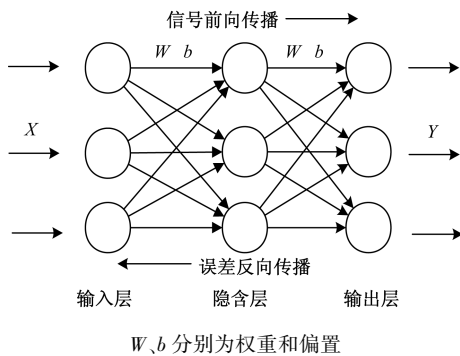


图2 BP神经网络模型

Fig. 2 Backpropagation neural network regression prediction model

WOA 算法为 BP 神经网络在解空间中寻找一组比较优质的权重和偏置,改善 BP 神经网络陷入局部最优的问题。算法流程图如图 3 所示。WOA 算法的基本实现步骤如下。

(1)初始化。确定最大迭代次数 N ,种群个数 M ,解空间 S ,适应度函数 $F(x)$,对每只鲸鱼 X 的位置进行初始化,以及计算初始适应度集合 T 。

(2)更新位置。鲸鱼的捕食行为分为包围猎物、螺旋捕食和搜索捕食,对应 3 种位置更新方式。

找出当前最优鲸鱼个体 X^* 后,其他鲸鱼开始逐步向最佳个体靠近,即为包围猎物,位置更新的计算公式为

$$X_{new} = X^* - AD \quad (1)$$

式(1)中: X_{new} 为更新后位置。

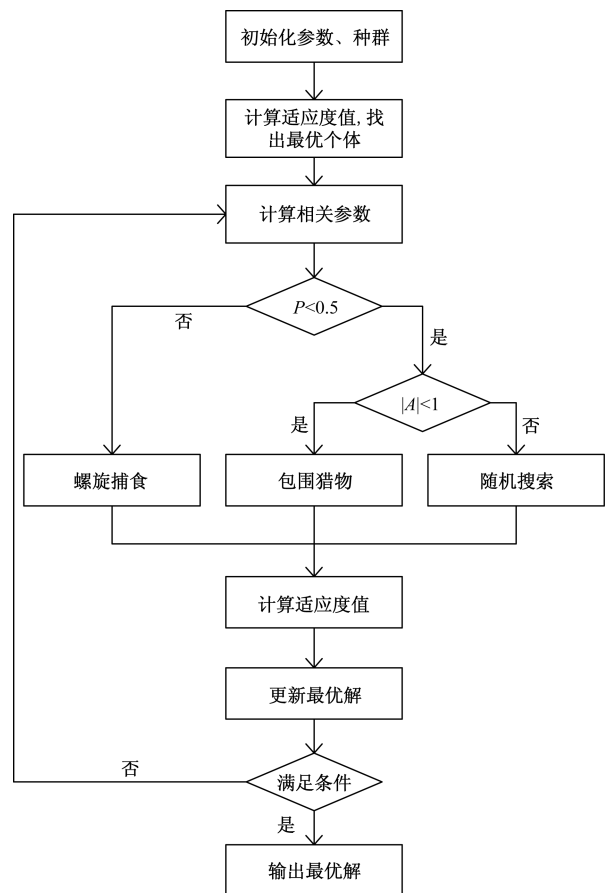


图3 WOA 算法流程图

Fig. 3 WOA algorithm flowchart

$$\begin{cases} D = |CX^* - X_{old}| \\ C = 2r_1 \\ A = 2ar_2 - a \\ a = 2 - \frac{2n}{N} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: X_{old} 为更新前位置; A 、 C 为系数向量; r_1 和 r_2 为0~1的随机数; a 随着迭代次数的增加从2到0逐渐线性减少。

在包围猎物的时候,鲸鱼可能不会向当前最佳鲸鱼个体靠近,而是从当前鲸鱼群体中随机选择一条鲸鱼个体 X_{rand} 靠近,即为搜索捕食,这一行为通过 A 的取值来判断式(3),当 A 处于(-1,1)中,鲸鱼进行包围猎物行为,反之鲸鱼进行随机搜索捕食行为。

$$X_{new} = \begin{cases} X^* - AD, & |A| < 1 \\ X_{rand} - A|CX_{rand} - X_{old}|, & |A| \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

鲸鱼以螺旋游动的方式逐渐接近猎物。鲸鱼的包围猎物行为和以螺旋形式向猎物游走是同时进行的,因此各以 $P = 0.5$ 的概率选择。数学模型公式为

$$X_{new} = \begin{cases} X^* - AD, & P \geq 0.5 \\ (X^* + l|X^* - X_{old}| e^{bl} \cos(2\pi l)), & P < 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中: b 为对数螺旋形状常数; l 为-1~1的随机数。

(3)更新最优解。在对鲸鱼的位置更新完成后,计算适应度值,保存最优鲸鱼个体位置,然后不断重复上述过程直至迭代结束。

2.3 Adaboost-WOA-BP 预测模型

Adaboost 是一种自适应增强算法^[21],是机器学习领域中一种重要的集成学习算法^[22],能够显著提高模型的性能,其核心思想是构造多个弱学习器,通过策略将弱学习器构造成一个强学习器。它通过迭代训练多个弱分类器,并根据前一个学习器的表现调整样本权重,从而重点关注误差比较大的样本,提高整体的性能。Adaboost 无需调整其他参数即可获得较高准确性,并且在处理各种类型的数据时表现优异。Adaboost 算法应用于回归预测任务的步骤如下。

(1)初始化数据集权重。对初始数据集中的每组样本赋予相同权重,即每组样本的权重 $D(x_i) = 1/m$,其中 m 为初始数据集的样本数。

(2)更新弱学习器权重。一共 T 组弱学习器,每个弱学习器的输出表示为 $g_t(x)$ 。使用带有权重的数据训练第 t 个弱学习器。利用式(5)计算当前弱学

习器的误差,当前弱学习器权重 α_t 的计算公式为

$$e_t = \sum_{i=1}^m D_t(x_i) \frac{|y_i - g_t(x_i)|}{\max(|y_i - g_t(x_i)|)} \quad (5)$$

$$\alpha_t = \frac{e_t}{1 - e_t} \quad (6)$$

式中: $D_t(x_i)$ 为 t 组第 i 个样本的权重; y_i 为当前样本的输出; e_t 为 t 组样本误差; \max 为取最大值函数。

(3)更新样本权重。在训练完第 t 个弱学习后利用式(7)根据误差调整整个样本集的权重,对于误差大的样本则赋予较大的权重,让第 $t+1$ 个弱学习器重点关注这些样本数据。

$$D_{t+1}(x_i) = \frac{D_t(x_i) \alpha_t^{1-e_t(x_i)}}{Z_t} \quad (7)$$

式(7)中: Z_t 为所有样本权重之和,使样本权重归一化。

(4)构建强学习器。重复步骤(2)和步骤(3)直到所有弱学习器训练完成。然后根据每个弱学习器的权重来构建强学习器 $G(x)$,公式为

$$\begin{cases} \alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1}{\alpha_t} \\ \alpha_t = \frac{\alpha_t}{\sum_{i=1}^T \alpha_i} \\ G(x) = \sum_{i=1}^T \alpha_i g_i(x) \end{cases} \quad (8)$$

Adaboost-WOA-BP 预测模型就是利用 WOA 算法优化 BP 神经网络的权重和偏置,并将其作为 Adaboost 算法的弱学习器,构建多组这样的弱学习器利用策略集成为一个强学习器。模型示意图如图 4 所示。

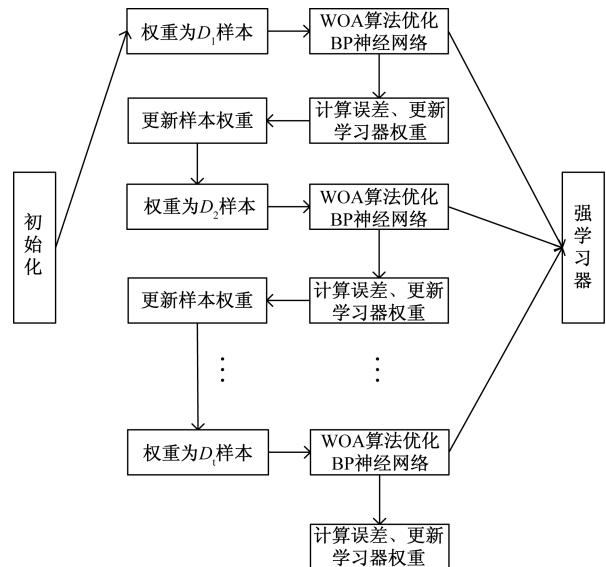


图 4 Adaboost-WOA-BP 预测模型图
Fig. 4 Adaboost-ACO-BP model

3 实验结果

对 X 地区 21 口井的测井数据进行处理,一共收集到 1 274 组实测 TOC 数据,将其按照 8:2 的比例划分为训练集和预测集,并选取 Y1 和 Y2 两口井进行实际预测,来观察预测效果。

3.1 线性回归方法预测

根据参数相关性分析,自然伽马、密度、声波时差与实测 TOC 相关性更高,将这 3 个参数作为主要敏感参数,其他 3 个参数作为次要参数,以时实测 TOC 作为预测目标,建立不同参数个数的线性回归模型,如表 1 所示。可以看出,选用单一敏感参数进行线性回归 TOC 预测,预测结果与实测 TOC 相关性系数只有 0.509 8,利用自然伽马和密度进行线性回归预测相关性系数在 0.743 0,效果有了很大的提升,参数增加到 5 个时,预测与实测 TOC 相关性系数最好,相关性系数在 0.799 0。

图 5 所示为使用自然伽马、密度、声波时差、电阻率、补偿中子 5 个参数建立多元线性回归模型预测出来的结果与实测 TOC 之间相关性分析图。通过整体来分析,线性回归方法预测精度并不高。

表 1 线性回归方法分析表

Table 1 Linear regression analysis table

序号	线性回归参数	R^2
1	密度	0.509 8
2	自然伽马、密度	0.743 0
3	自然伽马、密度、声波时差	0.771 9
4	自然伽马、密度、声波时差、电阻率	0.784 1
5	自然伽马、密度、声波时差、电阻率、补偿中子	0.799 0
6	自然伽马、密度、声波时差、电阻率、补偿中子、无轴伽马	0.768 3

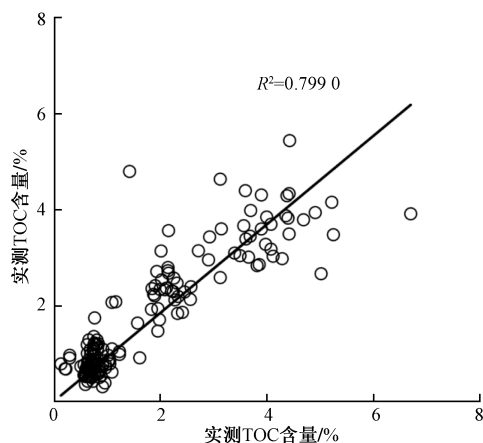


图 5 线性回归方法预测结果图

Fig. 5 Predicted results for linear regression methods

3.2 Adaboost-WOA-BP 模型预测

通过多次实验,选择自然伽马、密度、声波时差、电阻率、补偿中子 5 个参数作为输入,设置弱学习器个数 7 个,BP 神经网络的隐藏层神经元个数分别为 128、64、16,激活函数为 sigmod 函数,训练次数为 300 时效果最好。

根据设置的 BP 神经网络神经元个数,利用 WOA 算法优化参数,如图 6 所示,为 WOA 算法对比遗传算法和蚁群算法的进化曲线,记录每次迭代种群最优适应度值,可以看出 WOA 算法在收敛速度上优于蚁群算法和遗传算法,并且在寻优能力上也要优于蚁群算法和遗传算法。

将训练数据分别输入 BP 神经网络、WOA-BP 神经网络和 Adaboost-WOA-BP 预测模型进行训练,然后对预测集数据和 Y1 井和 Y2 井进行预测对比。结果如图 7 ~ 图 9 所示。

图 7 为 3 种算法对预测集的预测结果与实测 TOC 之间的相关性分析,BP 神经网络的预测结果与实测 TOC 之间的相关性系数为 0.881 8,再利用 WOA 算法对 BP 神经网络进行优化后,其预测结果与实测 TOC 之间的相关性系数为 0.932 3,有了明显提升,Adaboost-WOA-BP 模型的预测结果与实测 TOC 之间的相关性系数为 0.957 3,预测精度再一步进行提升,说明利用 Adaboost 算法进行整体网络性能的增强是有效果的。

图 8 为 4 种算法对 Y1 井进行预测的预测结果,从图 8 中可以看出 Adaboost-WOA-BP 算法基本都拟合上了实测点,相比其他 3 种方法效果更好,更加接近真实值,但是通过预测曲线也可以看出其中部分预测数据波动较大,归根到底是训练样本数量不足的原因。图 9 为 4 种算法对 Y2 井进行预测的预测结果,线性回归方法波动较大且拟合效果较差,BP

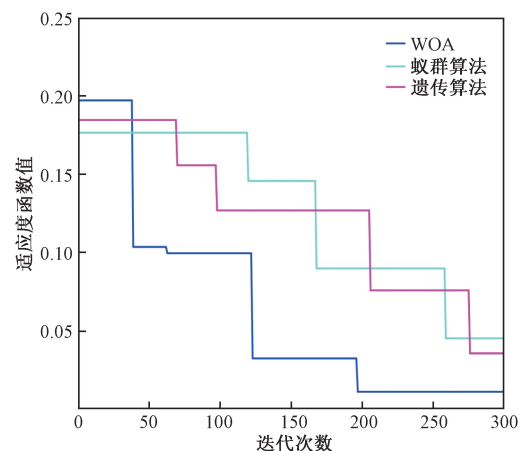


图 6 进化曲线

Fig. 6 Evolution curve

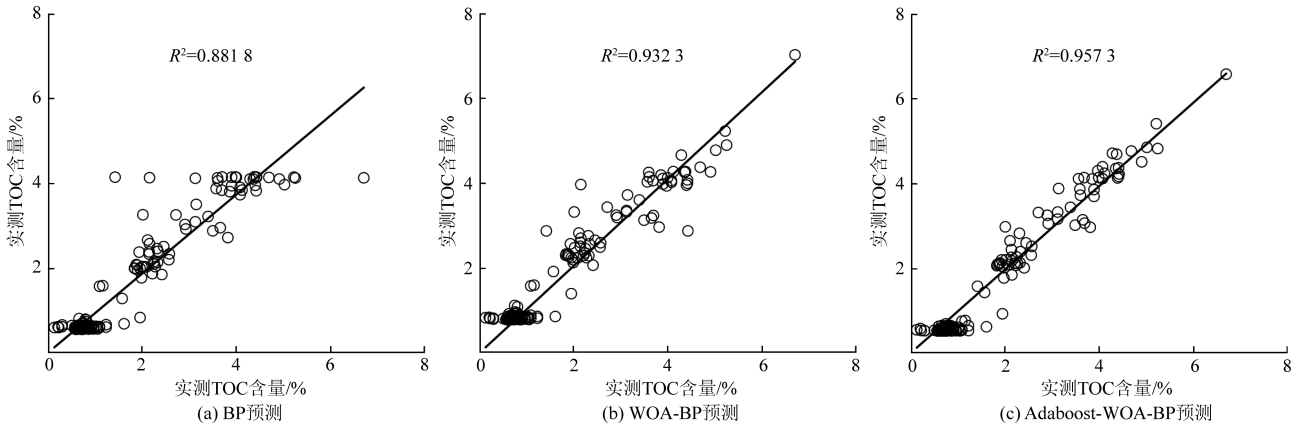


图7 预测集预测结果相关性分析图

Fig.7 Correlation analysis graph of validation set predicted results

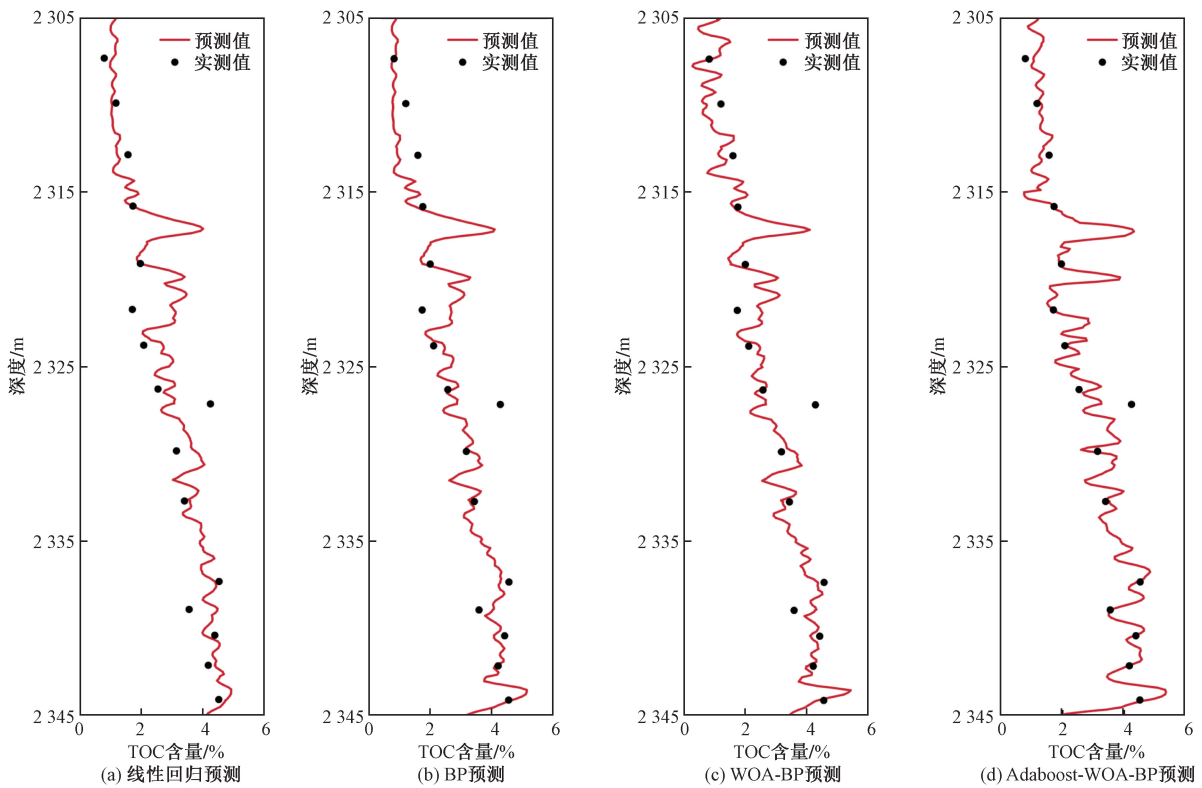


图8 Y1井预测结果

Fig.8 The prediction results of Well Y1

神经网络和 WOA-BP 神经网络的预测效果总体来说效果也还是不错,Adaboost-WOA-BP 神经网络的拟合效果最好。

4 结论

(1)通过适应度曲线可以看出 WOA 算法在收敛速度上优于蚁群算法和遗传算法,从测试集预测效果来看,WOA-BP 神经网络预测 TOC 含量与实测 TOC 含量相关性系数为 0.932 3,BP 神经网络预测 TOC 含量与实测 TOC 含量相关性系数为 0.881 8,

证明利用 WOA 算法优化 BP 神经网络是有效的。

(2)选择自然伽马、密度、声波时差、电阻率、补偿中子 5 个参数作为输入数据进行训练,通过与线性回归方法、BP 神经网络、WOA-BP 神经网络对比,Adaboost-WOA-BP 模型预测 TOC 含量与实测 TOC 含量相关性系数为 0.957 3,证明该方法的有效性。

参 考 文 献

[1] 杨平,汪正江,余谦,等. 四川盆地西南缘五峰—龙马溪组页岩气资源潜力分析[J]. 中国地质, 2019, 46(3): 601-614.
Yang Ping, Wang Zhengjiang, Yu Qian, et al. Analysis of shale gas

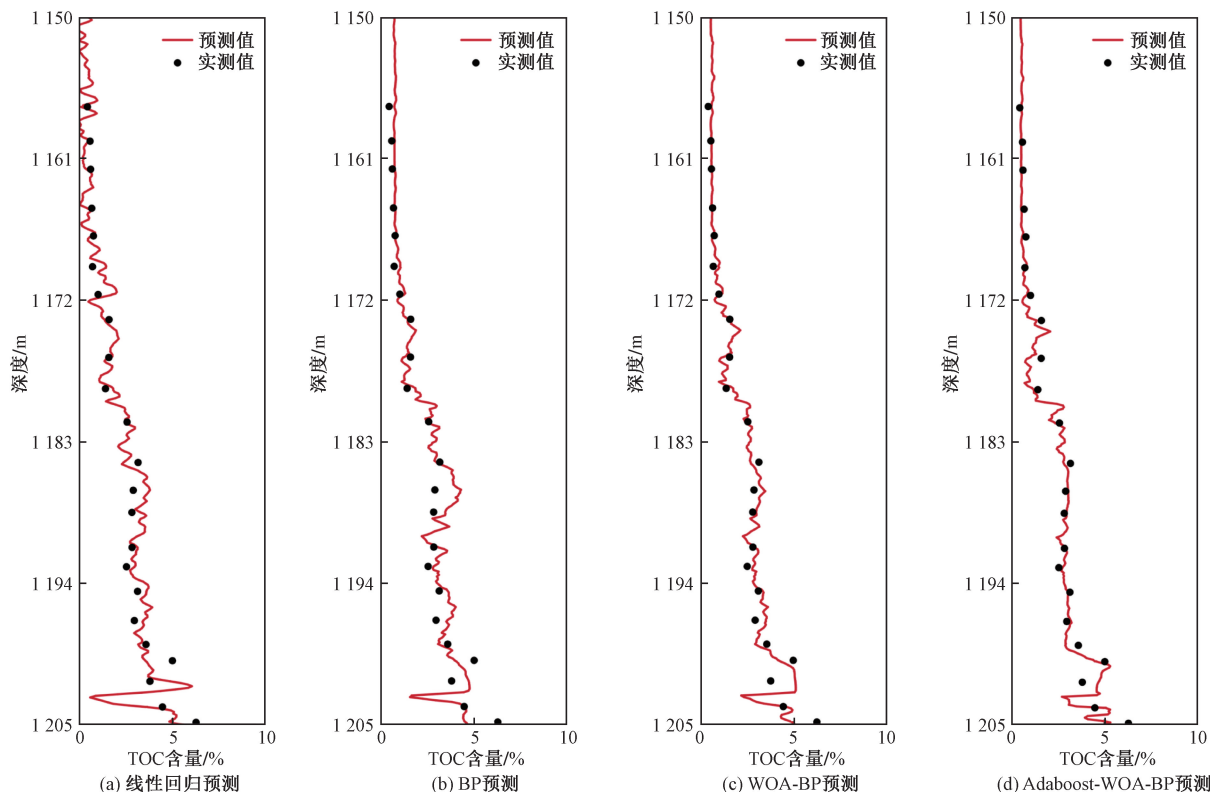


图9 Y2井预测结果

Fig. 9 The prediction results of well Y2

resource potential in the Wufeng-Longmaxi Formation on the southwestern margin of the Sichuan Basin[J]. Geological Journal of China, 2019, 46(3): 601-614.

- [2] Schmoker J W. Determination of organic of appalachian devonian shales from formation-density logs[J]. AAPG Bulletin, 1979, 63(9): 1504-1509.

- [3] 李正勇, 郑姝, 彭瀚霖, 等. 安岳气田下寒武统海相烃源岩总有机碳含量测井预测[J]. 测井技术, 2020, 44(4): 398-403.

Li Zhengyong, Zheng Shu, Peng Hanlin, et al. Log prediction of total organic carbon content in Lower Cambrian marine source rocks in Anyue Gas Field[J]. Logging Technology, 2020, 44(4): 398-403.

- [4] 赵军龙, 王亚森, 闫和平, 等. 基于煤田测井资料的页岩储层地化参数预测方法研究[J]. 地球物理学进展, 2021, 36(5): 2143-2150.

Zhao Junlong, Wang Yashen, Yan Heping, et al. Study on prediction method of geochemical parameters of shale reservoir based on coalfield logging data[J]. Progress in Geophysics, 2021, 36(5): 2143-2150.

- [5] 周纯润, 王亮, 苏树特, 等. 基于 $\Delta\text{LogR-GR}$ 法的有机碳含量测井评价——以川东南地区茅口组一段为例[J]. 天然气地球科学, 2024, 35(3): 542-552.

Zhou Chunrun, Wang Liang, Su Shute, et al. Organic carbon content logging evaluation based on $\Delta\text{LogR-GR}$ method; a case study of a section of Maokou Formation in Southeastern Sichuan[J]. Natural Gas Geoscience, 2024, 35(3): 542-552.

- [6] 李梦蕾, 张超谟, 石文睿, 等. 基于改进 ΔlogR 方法估算低阻海相页岩储层总有机碳含量——以桂中坳陷A地区B组为例

[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5451-5460.

Li Menglei, Zhang Chaomo, Shi Wenrui, et al. Estimation of total organic carbon content in low-resistivity marine shale reservoirs based on improved ΔlogR method; a case study of Group B in Area A of Central Guizhou Depression[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(13): 5451-5460.

- [7] 王宵宇, 谢然红, 毛治国, 等. 基于集成学习的烃源岩总有机碳含量测井评价方法研究[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(2): 684-694.

Wang Xiaoyu, Xie Ranhong, Mao Zhiguo, et al. Research on logging evaluation method of total organic carbon content in source rocks based on ensemble learning[J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(2): 684-694.

- [8] 王清媛, 黄全舟. 浅析机器学习在石油测井领域的研究进展[J]. 清洗世界, 2021, 37(3): 120-122, 124.

Wang Qingyuan, Huang Quanzhou. A brief analysis of the research progress of machine learning in the petroleum logging field[J]. Cleansing World, 2021, 37(3): 120-122, 124.

- [9] 闵超, 代博仁, 张馨慧, 等. 机器学习在油气行业中的应用进展综述[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2020, 42(6): 1-15.

Min Chao, Dai Boren, Zhang Xinhui, et al. Overview of the application progress of machine learning in the oil and gas industry[J]. Journal of Southwest Petroleum University (Natural Science Edition), 2020, 42(6): 1-15.

- [10] 陆秋贤, 马刚, 何明远. 基于ACO改进BP神经网络的风电功率预测研究[J]. 电气应用, 2023, 42(2): 55-62.

Lu Qiuxian, Ma Gang, He Mingyuan. Research on wind power

- prediction based on ACO-improved BP neural network[J]. *Electric Application*, 2023, 42(2): 55-62.
- [11] 吴田, 祝和升, 詹清华. 基于改进麻雀搜索算法-BP 神经网络的电缆接头线芯温度间接测量方法[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(21): 9048-9055.
- Wu Tian, Zhu Hesheng, Zhan Qinghua. Indirect measurement method of cable joint core temperature based on improved sparrow search algorithm-BP neural network[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(21): 9048-9055.
- [12] 朱红, 孔德群, 钱旭. 基于 ATD-BP 神经网络的页岩气产量预测方法[J]. *科学技术与工程*, 2017, 17(31): 128-132.
- Zhu Hong, Kong Dequn, Qian Xu. Shale gas production prediction method based on ATD-BP neural network[J]. *Science Technology and Engineering*, 2017, 17(31): 128-132.
- [13] 王一鸣, 宋先海, 张学强. 应用人工神经网络算法的地震面波非线性反演[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(5): 979-991, 924.
- Wang Yiming, Song Xianhai, Zhang Xueqiang. Nonlinear inversion of seismic surface waves using artificial neural network algorithms[J]. *Petroleum Geophysics Exploration*, 2021, 56(5): 979-991, 924.
- [14] 刘伟吉, 冯嘉豪, 祝效华, 等. 基于动量自适应学习率 PSO-BP 神经网络的钻速预测模型研究[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(24): 10264-10272.
- Liu Weiji, Feng Jiahao, Zhu Xiaohua, et al. Research on drilling speed prediction model based on momentum adaptive learning rate PSO-BP neural network[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(24): 10264-10272.
- [15] 卫浪, 蒲红宇, 向辉, 等. 基于改进神经网络的丙烷回收流程多目标优化[J]. *石油与天然气化工*, 2021, 50(1): 66-71.
- Wei Lang, Pu Hongyu, Xiang Hui, et al. Multi-objective optimization of propane recovery process based on improved neural network[J]. *Chemical Engineering of Oil and Gas*, 2021, 50(1): 66-71.
- [16] 李键, 陈桂, David Cova, 等. 一种基于 ConvLSTM 神经网络的 TOC 含量地震预测方法[J]. *地球物理学进展*, 2023, 38(3): 1143-1151.
- Li Jian, Chen Gui, David Cova, et al. A seismic prediction method of TOC content based on Conv LSTM neural network[J]. *Progress in Geophysics*, 2023, 38(3): 1143-1151.
- [17] 魏明强, 周金鑫, 段永刚, 等. 基于机器学习的页岩气总有机碳含量预测模型[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(30): 12917-12925.
- Wei Mingqiang, Zhou Jinxin, Duan Yonggang, et al. Prediction model of total organic carbon content in shale gas based on machine learning[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(30): 12917-12925.
- [18] 管倩倩. 基于 PCA-CNN 模型的页岩储层有机碳含量预测方法[J]. *油气地质与采收率*, 2022, 29(6): 49-57.
- Guan Qianqian. Prediction method of organic carbon content in shale reservoir based on PCA-CNN model[J]. *Oil & Gas Geology and Recovery Efficiency*, 2022, 29(6): 49-57.
- [19] 张通, 胡艳婷, 李印鹏. 基于 PSO-BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测方法[J]. *煤炭技术*, 2023, 42(11): 128-131.
- Zhang Tong, Hu Yanting, Li Yinpeng. Prediction method of coal and gas outburst based on PSO-BP neural network[J]. *Coal Technology*, 2023, 42(11): 128-131.
- [20] 窦益华, 张佳强, 李国亮, 等. 基于优化 BP 神经网络的连续管疲劳寿命预测[J]. *石油机械*, 2023, 51(10): 144-149.
- Dou Yihua, Zhang Jiaqiang, Li Guoliang, et al. Prediction of continuous tubing fatigue life based on optimized BP neural network[J]. *Petroleum Machinery*, 2023, 51(10): 144-149.
- [21] 贾科, 宣振文, 林瑶琦, 等. 基于 Adaboost 算法的并网光伏发电系统的孤岛检测法[J]. *电工技术学报*, 2018, 33(5): 1106-1113.
- Jia Ke, Xuan Zhenwen, Lin Yaoqi, et al. Islanding detection method for grid-connected photovoltaic power generation system based on adaboost algorithm[J]. *Journal of Electric Power*, 2018, 33(5): 1106-1113.
- [22] 尹刚, 钱中友, 曹文琦, 等. 基于 Adaboost-PSO-SVM 的铝电解槽健康状态诊断方法研究[J]. *化工学报*, 2024, 75(1): 354-365.
- Yin Gang, Qian Zhongyou, Cao Wenqi, et al. Research on health status diagnosis method of aluminum electrolytic cell based on adaboost-PSO-SVM[J]. *Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities*, 2024, 75(1): 354-365.