

引文: 杜学平, 赵清华, 秘琳, 等. 基于 BP-ARIMA 的中国月度 LNG 出厂价格预测模型[J]. 油气储运, 2024, 43(10): 1173–1179, 1188.

DU Xueping, ZHAO Qinghua, MI Lin, et al. Prediction model for China's monthly LNG ex-factory prices based on BP-ARIMA[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2024, 43(10): 1173–1179, 1188.

## 基于 BP-ARIMA 的中国月度 LNG 出厂价格预测模型

杜学平<sup>1,2</sup> 赵清华<sup>1</sup> 秘琳<sup>3</sup> 郎智凯<sup>1</sup> 柳梦琳<sup>1</sup> 吴江涛<sup>1</sup>

1. 西安交通大学能源与动力工程学院; 2. 北京控股集团有限公司; 3. 北京市燃气集团有限责任公司

**摘要:**【目的】中国作为全球最大的天然气进口国, LNG 在天然气供给中扮演着关键角色。然而中国 LNG 出厂价格的变化呈现较强的不确定性与波动性, 准确预测中国 LNG 出厂价格的变化趋势, 对 LNG 产业链布局优化、提高天然气供应链的经济性具有重要现实意义。【方法】研究收集并整理了中国 LNG 出厂价格的历史数据, 并采用灰色关联分析确定了影响价格变动的关键因素。在此基础上, 分别构建 BP 神经网络预测模型与 ARIMA 时间序列预测模型。根据变权重理论, 将两种单一预测模型进行加权组合, 建立新的变权重 BP-ARIMA 组合预测模型。以中国实际 LNG 出厂价格数据对不同预测模型进行案例验证分析。【结果】与传统的 BP 神经网络模型及 ARIMA 模型相比, 变权重 BP-ARIMA 组合模型结合了两种单一模型的优势, 通过动态调整两种模型的权重, 显著提高了 LNG 出厂价格预测的准确性。其平均绝对误差 MAE、平均绝对百分比误差 MAPE 以及均方根误差 RMSE 分别为 188.7 元/t、4.1%、280.5 元/t, 相较于 BP 神经网络模型、ARIMA 模型以及等权重组合模型, MAE 分别降低了 65.85%、44.20%、37.50%, RMSE 降低了 63.6%、38.2%、29.8%, MAPE 降低了 63.7%、42.3%、36.9%。【结论】变权重 BP-ARIMA 组合预测模型为中国 LNG 出厂价格预测难题提供了有效解决方案, 有助于促进 LNG 市场有序发展并为天然气供应链管理提供决策支持。(图 4, 表 2, 参 20)

**关键词:** LNG; 变权重组合预测模型; BP 神经网络; ARIMA 模型; 价格预测

中图分类号: TK01+1

文献标识码: A

文章编号: 1000-8241(2024)10-1173-07

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2024.10.010

## Prediction model for China's monthly LNG ex-factory prices based on BP-ARIMA

DU Xueping<sup>1,2</sup>, ZHAO Qinghua<sup>1</sup>, MI Lin<sup>3</sup>, LANG Zhikai<sup>1</sup>, LIU Menglin<sup>1</sup>, WU Jiangtao<sup>1</sup>

1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University; 2. Beijing Enterprises Group Company Limited;  
3. Beijing Gas Group Co. Ltd.

**Abstract:** [Objective] China is the world's largest importer of natural gas, with LNG playing a crucial role in natural gas supply. However, fluctuations in LNG ex-factory prices introduce significant uncertainty. Accurately predicting these price trends is vital for optimizing the LNG industry chain layout and enhancing the economic efficiency of the natural gas supply chain. [Methods] Historical data on China's LNG ex-factory prices were collected and analyzed, identifying key factors that influence price changes through grey relational analysis. On this basis, BP neural network prediction model and ARIMA time series prediction model were established, respectively. According to the variable weight theory, a new variable-weight BP-ARIMA combined prediction model was established through the weighted combination of the two individual prediction models. Case verification analysis was carried out for different prediction models based on China's actual LNG ex-factory prices. [Results] The variable-weight BP-ARIMA combined model integrated the advantages of the traditional BP neural network and ARIMA models. By dynamically adjusting the weight ratio between the two, it significantly enhanced the accuracy of LNG ex-factory price predictions. The mean absolute error (MAE), mean absolute percentage error (MAPE), and root-mean-square error (RMSE) were RMB 188.7/t, 4.1%, and RMB 280.5/t, respectively. Compared with the BP neural network model, ARIMA model, and equal-weight combined model, the MAE was reduced by 65.85%, 44.20% and 37.50%, the RMSE by 63.6%, 38.2% and 29.8%, and the MAPE by 63.7%, 42.3% and 36.9%, respectively. [Conclusion] The variable-weight BP-ARIMA combined prediction model proposed in this study offers an effective solution for predicting China's LNG ex-factory prices, facilitating the orderly development of the LNG market and providing support for

decision-making in natural gas supply chain management. (4 Figures, 2 Tables, 20 References)

**Key words:** LNG, variable-weight combined prediction model, BP neural network, ARIMA model, price prediction

在当前全球经济复苏与能源低碳转型的背景下, LNG 凭借其运输方便、灵活、安全、高效等优势, 在供气结构中扮演着越来越重要的角色<sup>[1-2]</sup>。就中短期而言, LNG 的需求量有望继续保持增长<sup>[3]</sup>。受俄乌冲突影响, 自 2022 年 2 月以来, LNG 出厂价格高位震荡, 2023 年上半年又大幅回落, 中国 LNG 出厂价格由 2022 年 12 月近 8 000 元/t 于 2023 年 6 月降至 4 000 元/t 以下。LNG 的出厂价格是天然气产业链上下游企业和用户普遍关心的问题, 但 LNG 的出厂价格受多种因素的影响, 包括供需关系、气象条件、能源政策、地缘政治动态等。大幅度的价格波动可能导致相关企业难以制定长期投资规划, 使燃气用户对 LNG 的消费意愿下降, 尤其是在工业与发电领域, 阻碍 LNG 市场规模化发展; 并且不稳定的 LNG 出厂价格可能引发天然气供需关系失衡, 进而影响国家的能源安全战略。因此, 建立相应的预测模型精确预测 LNG 出厂价格对于相关从业者掌握 LNG 价格变化趋势、实现 LNG 的供需平衡、促进中国天然气价格改革与产供销体系建设完善具有重要意义。

能源价格的预测模型可分为统计模型、机器学习以及混合模型 3 种类型。统计模型主要是利用历史价格数据进行建模, 适用于具有趋势性、周期性以及季节性变化规律的价格预测, 主要包括自回归差分移动平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)模型<sup>[4]</sup>、小波分析<sup>[5]</sup>、季节性自回归差分移动平均(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average, SARIMA)<sup>[6]</sup>模型、指数平滑法<sup>[7]</sup>等。受模型自身参数固定的影响, 统计模型无法处理复杂的非线性关系, 对波动性较大的能源价格预测的精确性较低。机器学习是通过对大量历史数据的学习和训练, 挖掘输入变量与输出变量之间复杂的非线性关系, 其通常具有较强的预测能力, 适用于短期与中期预测, 主要包括长短期记忆递归神经网络<sup>[8]</sup>(Long Short-Term Memory, LSTM)、随机森林<sup>[9]</sup>、BP 神经网络<sup>[10]</sup>、灰色模型<sup>[11]</sup>等。Li 等<sup>[12]</sup>将极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)与灰狼算法(Grey Wolf Optimization, GWO)相结合, 对混频数据分析所得结果进行优化, 提出一种混合模型对天然气周度价格进行预测。Li

等<sup>[13]</sup>提出一种基于变分模式分解(Variational Mode Decomposition, VMD)、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)以及深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)的混合预测模型对天然气月度价格进行预测。赵兴等<sup>[14]</sup>运用 CEEMDAN-ARIMA-GARCH 混合模型对国际原油价格进行预测。混合模型可以弥补单一模型的局限性且具有较高的预测精度。

此外, 也有学者通过分析 LNG 的市场形势以及相关影响因素进而对 LNG 的价格变化趋势进行预测。秘琳等<sup>[15]</sup>基于箱线图法对 LNG 出厂价格进行分析, 并阐述了典型年与基准年 LNG 出厂价格的变化规律。皮礼仕等<sup>[16]</sup>认为中国 LNG 进口价格与国际原油价格之间长期存在稳定均衡关系, 并提出一种与国际原油价格相关联的 S 形曲线来预测 LNG 进口价格。

LNG 出厂价格呈现时间序列的特征, 当前价格与过去价格之间存在相关性, 并且在各种复杂因素影响下具有高度非线性的特点。ARIMA 模型可以捕捉到 LNG 价格的自相关性, 对时间序列的趋势预测精度较高; 而 BP 神经网络更善于处理 LNG 出厂价格与影响因素之间复杂的非线性关系。为充分发挥各模型的优势, 进一步提高预测精度, 在此将 BP 神经网络与 ARIMA 模型进行组合, 提出一种变权重组合预测模型, 为 LNG 出厂价格预测提供新思路与新方法。

## 1 BP 神经网络预测模型

### 1.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络是一种基于误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络, 可以拟合输入变量与输出变量之间复杂的非线性关系, 在数据分析和预测领域得到广泛应用。BP 神经网络由输入层、隐藏层以及输出层组成。输入层接收输入数据, 隐藏层通过一系列的非线性变换将输入映射到高维特征空间, 输出层生成最终的预测结果, 若预测值与实际值偏差过大则进行反向传播, 利用梯度下降法调整各节点权值和阈值, 当误差或迭代次数满足要求时结束运算<sup>[17-18]</sup>。

设定 BP 神经网络输入与输出分别为  $X_i (i=1,$

$2, \dots, n$ ,  $Y_k (k=1, 2, \dots, m)$ ,  $n, m$  分别为输入神经元、输出神经元个数。

隐藏层神经元输出分量为:

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{i,j} X_i + \alpha_j\right) \quad (1)$$

式中:  $H_j$  为隐藏层第  $j$  个神经元的输出值;  $\omega_{i,j}$  为输入层神经元与隐藏层神经元的网络连接权值;  $\alpha_j$  为隐藏层第  $j$  个神经元的阈值;  $f$  为隐藏神经元的传递函数。

输出层神经元输出分量为:

$$Y_k = g\left(\sum_{j=1}^l \omega_{j,k} H_j + \beta_k\right) \quad (2)$$

式中:  $Y_k$  为输出层第  $k$  个神经元的输出值;  $\omega_{j,k}$  为隐藏层神经元与输出层神经元的网络连接权值;  $\beta_k$  为输出层第  $k$  个神经元的阈值;  $l$  为隐藏层神经元个数;  $g$  为输出层神经元的传递函数。

神经网络经正向传递后,得到一个整体误差:

$$e = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (Y_k - Z_k)^2 \quad (3)$$

式中:  $e$  为总误差;  $Z_k$  为第  $k$  个神经元的期望输出。

基于梯度下降法,对权值与阈值的修正关系如下:

$$\Delta \omega_{i,j} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{i,j}} \quad (4)$$

$$\Delta \omega_{j,k} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{j,k}} \quad (5)$$

$$\Delta \alpha_j = -\eta \frac{\partial e}{\partial \alpha_j} \quad (6)$$

$$\Delta \beta_k = -\eta \frac{\partial e}{\partial \beta_k} \quad (7)$$

式中:  $\eta$  为神经网络学习率;  $\Delta \omega_{i,j}$ 、 $\Delta \omega_{j,k}$  均为权值修正系数;  $\Delta \alpha_j$ 、 $\Delta \beta_k$  均为阈值修正系数。

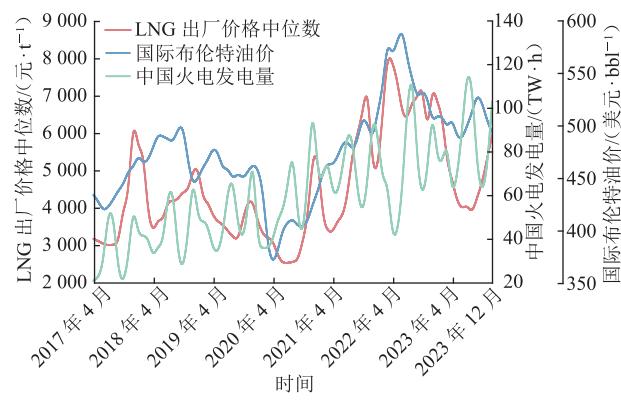
## 1.2 参数选取

利用BP神经网络进行预测时,需要明确输入参数、输出参数、隐含层节点数及传递函数等。

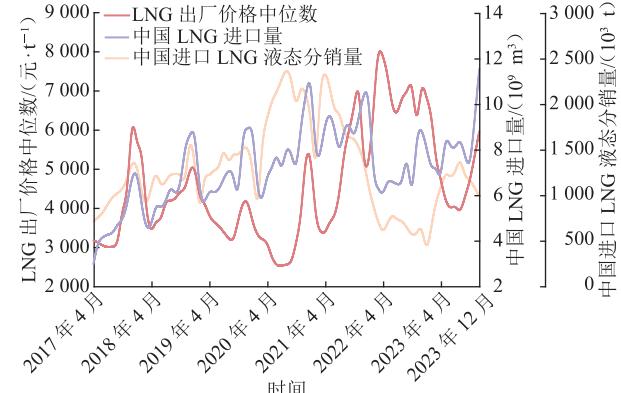
考虑到LNG出厂价格的月平均数易受极端值的影响,而中位数对极端值(离群点)不敏感,且能够较好地反映LNG出厂价格的中心趋势,更能代表价格的典型值,因此选取LNG出厂价格的月中位数作为价格参数。BP神经网络的输出参数为中国LNG出厂价格月中位数,中国LNG出厂价格由上海石油天然气交易中心发布,以交易中心的交易数据为基础,辅以交易中心股东单位、合作资讯机构的报价计算

得出,可反映中国市场LNG价格走势。

在建模之前,还需对LNG出厂价格的影响因素进行分析,明确输入参数。中国南北方地区之间的气候存在一定差异,在北方地区,当采暖季气温较低时,LNG价格一般会随着市场对天然气需求量的增大而升高;气温高时天然气需求低,相应的LNG价格可能会走低,选取北方典型地区的气象参数纳入相关性分析。北京市的地理位置具有一定代表性,与中国北方大部分地区气象条件相似,并且北京市具有完善的气象观测网络与温度观测记录,因此选取北京月平均气温作为气象参数。通过调研相关文献及分析LNG出厂价格数据,发现国际油价、中国LNG进口量、中国LNG分销量以及中国火电发电量均会对LNG价格产生一定影响(图1,其中1 bbl=0.159 m<sup>3</sup>)。为降低冗余信息影响,并提高BP神经网络模型的预测能力,还需对上述因素进行相关性分析,选取与LNG出厂价格相关性较高的因素作为输入参数。



(a) 国际油价与中国火电发电量



(b) 中国LNG进口量与中国LNG分销量

图1 中国LNG出厂价格中位数与中国LNG相关影响因素时间序列图  
Fig. 1 Time series chart of the median of China's LNG ex-factory price and related influencing factors

基于灰色关联性原理,以2017年4月—2023年12月的LNG出厂价格月中位数(原始数据来源于上

海石油天然气交易中心<sup>[20]</sup>、北京月平均气温(原始数据来源于北京气象局)、国际布伦特油价月度数据(原始数据来源于海通证券)、中国 LNG 进口量与中国 LNG 分销量月度数据(原始数据来源于 SIA 能源)以及中国火电发电量月度数据(原始数据来源于阿格斯公司)为基础, 分别计算 LNG 出厂价格与各因素之间的灰色关联度系数(表 1)。根据计算结果可知, 北京月平均气温、国际布伦特油价与 LNG 出厂价格的关联性较高, 均高于 0.8; 而中国 LNG 进口量、中国 LNG 分销量以及中国火电发电量与 LNG 出厂价格之间的相关性较差。国际布伦特油价是 LNG 国际贸易购销协议、价格公式的重要定价参数, 其价格波动不可避免会对 LNG 价格造成影响。同时中国进口 LNG 包括以长协为主的定期购销协议和现货采购协议, 而长协的定价方法与国际原油价格关联度更高, 这也进一步验证了 LNG 出厂价格与国际油价之间的显著相关性。综上, 选取北京月平均气温与国际布伦特油价作为 BP 神经网络的输入参数对中国 LNG 出厂价格进行预测。

**表 1 LNG 出厂价格各影响因素的灰色关联度系数表**  
**Table 1 Grey relational coefficients of factors affecting LNG ex-factory price**

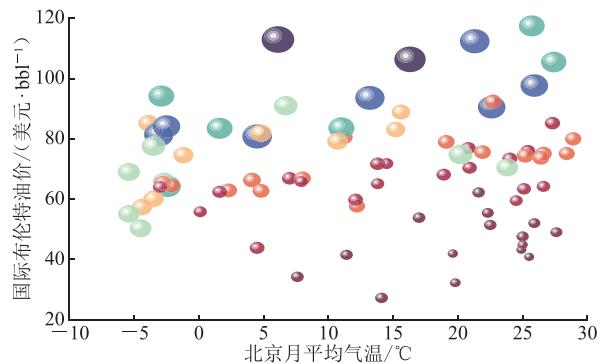
序号	影响因素	灰色关联度系数
1	国际布伦特油价	0.809
2	中国 LNG 进口量	0.733
3	中国火电发电量	0.764
4	中国进口 LNG 分销量	0.672
5	北京月平均气温	0.811

隐藏层神经元个数通常按经验公式确定:

$$l = \sqrt{n+m} + a \quad (8)$$

式中:  $a$  为调节参数, 通常在 1~10 之间选取; 输入层神经元个数  $n$ 、输出层神经元个数  $m$ , 在此取  $n=2$ 、 $m=1$ 。

通过对国际布伦特油价、北京月平均气温以及 LNG 出厂价格中位数三者之间的颜色映射图进行图解分析发现(图 2, 图中气泡大小和颜色代表 LNG 出厂价格中位数的高低, 气泡越大, 颜色越趋近于蓝色, 表示 LNG 出厂价格越高), 当国际布伦特油价较高、北京月平均气温较低时, LNG 出厂价格较高, 但其对 LNG 出厂价格的影响是非线性的, 故输入层到隐藏层及各级隐藏层之间采用 tan-sigmoid 型传递函数, 隐藏层到输出层采用 purelin 型传递函数, 使用 Matlab 软件对 LNG 出厂价格进行预测。



**图 2 国际布伦特油价、北京月平均气温及 LNG 出厂价格中位数的颜色映射图**

**Fig. 2 Color mapping of international brent oil price, monthly average temperature in Beijing and median of LNG ex-factory price**

## 2 ARIMA 时间序列预测模型

### 2.1 ARIMA 模型原理

ARIMA 模型是一种常用的时间序列分析与预测模型。ARIMA 模型通过差分将非平稳序列转化为平稳序列, 然后在平稳序列上建立自回归和移动平均模型, 通过对过去值与随机误差项进行回归, 建立时间序列的线性关系来预测未来的值。ARIMA 模型由以下 3 部分组成。

1) AR(自回归)模型: 描述当前值与历史值之间的关系, 根据过去的值预测未来的值。

$$Y_t = \lambda_0 + \lambda_1 Y_{t-1} + \lambda_2 Y_{t-2} + \dots + \lambda_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (9)$$

式中:  $Y_t$  为  $t$  时刻因变量的值;  $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  为 AR 模型的参数;  $p$  为 AR 模型的阶数;  $\varepsilon_t$  为白噪声序列。

2) MA(移动平均)模型: 移动平均过程作为自回归过程的补充, 根据先前预测的误差预测过去的值。

$$Y_t = \mu_0 + \mu_1 \varepsilon_{t-1} + \mu_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \mu_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (10)$$

式中:  $\mu_0, \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_q$  为 MA 模型的参数;  $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$  为相应时刻的预测误差;  $q$  为 MA 模型的阶数。

3) I(差分方法): 对于非平稳序列, 需要通过差分将其转化为平稳序列以消除时间序列中趋势和季节性的影响。其中  $d$  代表差分的次数, 即经过  $d$  次差分可将非平稳序列转化为平稳序列。

综上, 设  $\psi_0 = \lambda_0 + \mu_0$ , 则 ARIMA( $p, d, q$ ) 模型可表示为:

$$Y_t = \psi_0 + \lambda_1 Y_{t-1} + \lambda_2 Y_{t-2} + \dots + \lambda_p Y_{t-p} + \mu_1 \varepsilon_{t-1} + \mu_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \mu_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (11)$$

### 2.2 参数选取

确定 ARIMA 模型中  $p, d, q$  参数的步骤如下:

①序列的平稳性检验。对原始序列进行单位根检验,如果原始数据不平稳,对序列进行差分运算,通过单位根检验到序列平稳,基于此确定差分阶数 $d$ 。②模式识别。计算原始数据一阶差分的自相关函数ACF(Autocorrelation Function)与偏自相关函数PACF(Partial Autocorrelation Function),根据不同的截尾和拖尾情况,初步确定 $p$ 、 $q$ ,以赤池信息量准则(Akaike Information Criterion, AIC)与贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)之和最小为目标,确定使预测误差最小的 $p$ 、 $q$ 值。③模型检验。如果AR模型与MA模型的残差均为白噪声序列,则通过检验,认为模型合理。

### 3 变权重组合预测模型

目前,组合预测方法包括等权重平均组合法、变权重组合法等。在等权重组合预测模型中,权重的确定需通过分析和计算单一预测模型的整体预测效果而得出,常用的方法包括误差平方、倒数法以及熵值法等,权值不会随预测点的变化而变化。而在实际预测过程中,每个模型在不同预测点的预测误差不同,如果采用等权组合法无法充分考虑预测误差随预测点的变化。变权重组合预测模型更为科学且预测精度较高,即根据各个预测点的预测误差调整权值以提高预测精度。

基于此,依据每个单一模型在各个预测点的误差平方,计算相应模型的权值,进而计算组合模型预测值,具体原理如下:

$$y_{\tau} = \omega_{Ar} y_{Ar\tau} + \omega_{Br} y_{Br\tau} \quad (12)$$

$$\omega_{Ar\tau} = \frac{(y_{sr} - y_{Br\tau})^2}{(y_{sr} - y_{Ar\tau})^2 + (y_{sr} - y_{Br\tau})^2} \quad (13)$$

$$\omega_{Br\tau} = \frac{(y_{sr} - y_{Ar\tau})^2}{(y_{sr} - y_{Ar\tau})^2 + (y_{sr} - y_{Br\tau})^2} \quad (14)$$

式中: $y_{\tau}$ 为组合模型预测值; $\omega_{Ar}$ 、 $\omega_{Br}$ 分别为ARIMA模型、BP神经网络模型在第 $\tau$ 个预测点的权重; $y_{Ar\tau}$ 、 $y_{Br\tau}$ 分别为ARIMA模型、BP神经网络模型在第 $\tau$ 个预测点的预测值; $y_{sr}$ 为在第 $\tau$ 个预测点预测变量的真实值。

基于变权重BP-ARIMA组合模型对LNG出厂价格进行预测:①数据收集和整理。将LNG各月出厂价格中位数、北京月平均气温以及国际布伦特油价的原始数据集进行整理,形成时间序列数据。②根据相应原理确定BP神经网络模型、ARIMA模型参数,并进行预

测。③根据单一模型的预测结果,按照变权重原理分别计算各模型在各预测点的权重并进行加和得到组合预测模型的预测结果。④对预测结果进行分析与对比。

为更直观地反应各模型的预测精度,选取MAE(平均绝对误差)、MAPE(平均绝对百分比误差)以及RMSE(均方根误差)来评估预测模型的性能。

### 4 案例分析

#### 4.1 数据描述

为了验证变权重BP-ARIMA组合预测模型的准确性,选取2017年4月—2023年12月共81个月的月度LNG出厂价格中位数、北京月平均温度以及国际布伦特油价月度数据作为基础数据进行案例分析。

取第1~72组数据为训练集,第73~81组数据为验证集,利用BP神经网络进行训练,发现当隐藏层节点数 $l=5$ 时,平均绝对误差最小,且拟合效果较优,故将隐藏层节点数设置为5。当进行两次差分后可将LNG出厂价格中位数的数据序列转化为平稳序列,且 $p$ 、 $q$ 都取1时,AIC与BIC之和最小,故确定ARIMA模型为ARIMA(1,2,1)。

#### 4.2 预测结果

依据以上确定的模型参数,计算得到各预测点处BP神经网络与ARIMA模型的预测结果(图3)。同时为了更好地验证变权重组合预测模型的优越性,运用等权加权原理计算等权重组合预测模型的预测结果,并与变权重组合预测模型的预测结果进行对比(图4)。

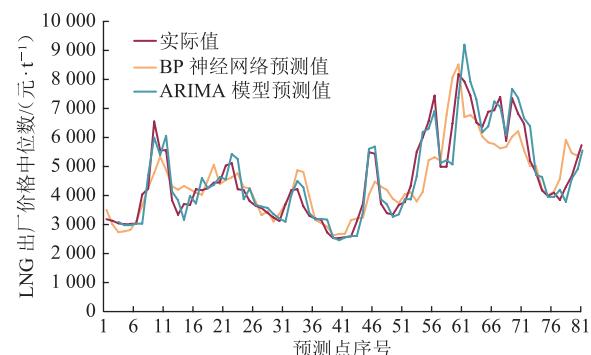


图3 BP神经网络与ARIMA模型对于LNG出厂价格的预测结果图

Fig. 3 Prediction results of LNG ex-factory price by BP neural network model and ARIMA model

LNG出厂价格具有较为明显的波动性,传统的BP神经网络与ARIMA单一模型预测结果与实际结果偏差较大,难以进行准确预测。变权重BP-ARIMA组合

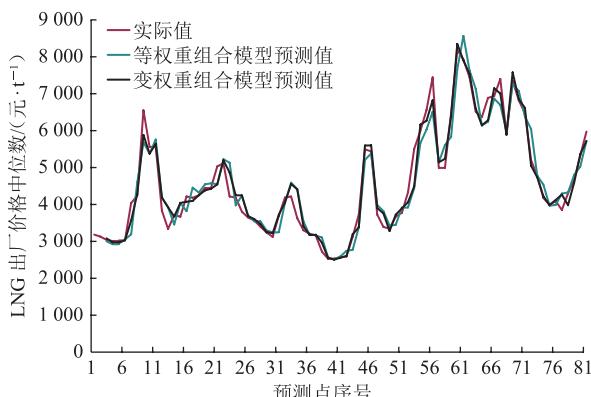


图4 等权重组合模型与变权重组合模型对LNG出厂价格的预测结果图

Fig. 4 Prediction results of LNG ex-factory price by equal-weight combined model and variable-weight combined model

模型能优化单一模型的预测结果,得到更为平滑的价格预测曲线。这是由于ARIMA模型根据历史值与误差对未来值进行线性预测,无法提前预知外界条件的变化并及时地调整模型参数;而BP神经网络泛化能力较强,可以适应输入参数的大幅变化,但当数据量较少时,BP神经网络无法有效学习时间序列数据中的趋势变化。

对比分析各模型的MAE、MAPE以及RMSE以评价预测效果(表2)。LNG出厂价格中位数无明显变化规律且波动性较大,变权重组合模型各评价指标均为最优,MAE不超过200元/t,RMSE不超过300元/t,且将MAPE控制在5%以内,相较BP神经网络、ARIMA模型以及等权组合模型,MAE分别降低了65.85%、44.20%、37.50%,RMSE降低了63.6%、38.2%、29.8%,MAPE降低了63.7%、42.3%、36.9%。综上,该变权重BP-ARIMA模型可以有效提高LNG出厂价格的预测精度,可为国家合理安排能源进口贸易计划以及相关企业进行决策投资提供数据支撑。

表2 各预测模型对于LNG出厂价格的预测性能表  
Table 2 Prediction performance of each prediction model for LNG ex-factory price

模型	MAE/(元·t <sup>-1</sup> )	MAPE	RMSE/(元·t <sup>-1</sup> )
BP神经网络模型	552.5	11.3%	770.9
ARIMA模型	338.2	7.1%	453.9
等权重组合模型	302.0	6.5%	399.3
变权重组合模型	188.7	4.1%	280.5

## 5 结论

1)通过对历史数据的挖掘、可视化处理以及灰色相关性分析,选择与中国LNG出厂价格相关性最高

的国际布伦特油价、北京月平均气温作为输入参数,LNG出厂价格作为输出参数,构建BP神经网络预测模型。为克服单一模型的局限性,提高预测精度,并考虑到LNG出厂价格的时间序列特点和自相关性,建立ARIMA模型并将其与BP神经网络进行组合,根据各单一模型在每个预测点的误差平方,提出一种变权重BP-ARIMA组合预测模型对LNG出厂价格进行预测。

2)案例分析结果表明,变权重组合模型的预测精度高于各单一模型及等权重组合模型,其MAE、MAPE以及RMSE表现均为最优。该模型能够优化单一模型的预测结果,对中国LNG出厂价格做出较为准确的预测,可作为定量分析工具供相关行业及从业者应用。

3)该研究针对天然气行业普遍关心的LNG价格季节波动问题,建立LNG月度出厂价格预测模型,但在LNG实际营销业务中,日度、周度LNG出厂价格也是天然气行业上下游用户较为关注的问题。LNG出厂价格在不同时间尺度下的波动性表现不同,目前相关性因素(如经济指标、全国各类工业产品产量、贸易量等)基础数据以年度、月度为主,还缺少逐日高频历史数据作为计算基础,如果将月度预测模型直接应用于LNG日度、周度出厂价格的预测,可能会产生较大误差。在后续研究中,应对LNG日度、周度出厂价格及相关影响因素数据进行挖掘,同时对模型参数进行适当调整与筛选,提高预测模型在LNG价格预测中的普适性。

## 参考文献:

- [1] 高振宇,赫曼求,杨飞,高国音,王浩潼,梁悦童,等.“双碳”目标下中国天然气发展的分析与建议[J].油气与新能源,2023,35(4):7-11. DOI: 10.3969/j.issn.2097-0021.2023.04.002.  
GAO Z Y, HE M Q, YANG F, GAO G Y, WANG H T, LIANG Y T, et al. Analysis and recommendations for China's natural gas development in light of the “double carbon” target[J]. Petroleum and New Energy, 2023, 35(4): 7-11.
- [2] 王震,孔盈皓,李伟.“碳中和”背景下中国天然气产业发展综述[J].天然气工业,2021,41(8):194-202. DOI: 10.37877/j.issn.1000-0976.2021.08.018.  
WANG Z, KONG Y H, LI W. Review on the development of China's natural gas industry in the background of “carbon neutrality”[J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(8): 194-202.
- [3] ZOU Q, YI C G, WANG K M, YIN X L, ZHANG Y W. Global

- LNG market: supply-demand and economic analysis[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2022, 983(1): 012051. DOI: 10.1088/1755-1315/983/1/012051.
- [4] 杨岚清.基于ARIMA-GM的石油价格预测模型及实证分析[J].现代工业经济和信息化,2023,13(11):28-31. DOI: 10.16525/j.cnki.14-1362/n.2023.11.008.
- YANG L Q. Oil price forecasting model based on ARIMA-GM and empirical analysis[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2023, 13(11): 28-31.
- [5] 姜鑫,乔佳,王勋,王倩微,金文龙.基于小波分析的天然气价格预测[J].煤气与热力,2021,41(6):34-37,46. DOI: 10.13608/j.cnki.1000-4416.2021.06.020.
- JIANG X, QIAO J, WANG X, WANG Q W, JIN W L. Prediction of natural gas price based on wavelet analysis[J]. Gas & Heat, 2021, 41(6): 34-37, 46.
- [6] 李梦祎,孔盈皓.基于时间序列模型的天然气价格预测[J].油气与新能源,2023,35(1):61-66. DOI: 10.3969/j.issn.2097-0021.2023.01.008.
- LI M Y, KONG Y H. Prediction of natural gas price based on time series model[J]. Petroleum and New Energy, 2023, 35(1): 61-66.
- [7] 袁训锋,王肖影,潘新宇,张文露,冯帆.基于主成分分析和指数平滑法的秦皇岛煤炭价格预测[J].微型电脑应用,2022,38(1):16-19. DOI: 10.3969/j.issn.1007-757X.2022.01.006.
- YUAN X F, WANG X Y, PAN X Y, ZHANG W L, FENG F. Coal price forecast in Qinhuangdao based on principal component analysis and index smoothing method[J]. Microcomputer Applications, 2022, 38(1): 16-19.
- [8] 朱俊杰.基于LSTM的香港港口燃油价格预测[J].现代信息科技,2023,7(8):103-106. DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2023.08.026.
- ZHU J J. Forecast of Hong Kong port fuel price based on LSTM[J]. Modern Information Technology, 2023, 7(8): 103-106.
- [9] 赵淑渝,张宏海.基于随机森林的LPG价格预测方法[J].科研信息化技术与应用,2019,10(3):21-27. DOI: 10.11871/j.issn.1674-9480.2019.03.003.
- ZHAO S Y, ZHANG H H. LPG price forecast based on random forest[J]. E-Science Technology & Application, 2019, 10(3): 21-27.
- [10] 宋策.基于BP神经网络与灰色关联的黄金期货价格预测[J].上海工程技术大学学报,2017,31(1):90-94. DOI: 10.3969/j.issn.1009-444X.2017.01.019.
- SONG C. Prediction of gold futures price based on BP neural network[J]. Journal of Shanghai University of Engineering Science, 2017, 31(1): 90-94.
- [11] 田红丽,李成群,闫会强,陈昕.基于相关系数和灰色模型的振荡序列预测[J].计算机工程与设计,2020,41(2):557-561. DOI: 10.16208/j.issn1000-7024.2020.02.039.
- TIAN H L, LI C Q, YAN H Q, CHEN X. Prediction of oscillating sequence based on correlation coefficient and grey model[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(2): 557-561.
- [12] LI L, HAN C H, YAO S W, NING L S. Variable weights combination MIDAS model based on ELM for natural gas price forecasting[J]. IEEE Access, 2022, 10: 52075-52093. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3174814.
- [13] LI J C, WU Q Q, TIAN Y, FAN L G. Monthly henry hub natural gas spot prices forecasting using variational mode decomposition and deep belief network[J]. Energy, 2021, 227: 120478. DOI: 10.1016/j.energy.2021.120478.
- [14] 赵兴,王星惠,杨梦梦.CEEMDAN-ARIMA-GARCH模型及其在国际原油价格预测中的应用[J].西安石油大学学报(社会科学版),2022,31(6):1-10,55. DOI: 10.3969/j.issn.1008-5645.2022.06.001.
- ZHAO X, WANG X H, YANG M M. The model of CEEMDAN-ARIMA-GARCH and its application in the prediction of international crude oil prices[J]. Journal of Xi'an Shiyou University (Social Science Edition), 2022, 31(6): 1-10, 55.
- [15] 秘琳,杜学平.基于箱线图法的中国LNG出厂价格全国指数统计规律分析[J].城市燃气,2021(6):27-33. DOI: 10.3969/j.issn.1671-5152.2021.06.006.
- MI L, DU X P. Analysis of statistical rule of China LNG ex-factory price index based on boxplot method[J]. Urban Gas, 2021(6): 27-33.
- [16] 皮礼仕,吴恒威.全球天然气市场形势分析及短期价格预测[J].中外能源,2017,22(1):17-22.
- PI L S, WU H W. Global natural gas market tendency and short-term price forecast[J]. Sino-Global Energy, 2017, 22(1): 17-22.
- [17] 肖荣鸽,刘博,王勤学,林海威.基于GRA-ABC-BPNN模型的城市燃气日负荷预测[J].油气储运,2022,41(8):987-994. DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2022.08.015.
- XIAO R G, LIU B, WANG Q X, LIN H W. Daily load forecasting of urban gas based on GRA-ABC-BPNN model[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2022, 41(8): 987-994.

(下转第 1188 页)

- [Xian: Xi'an University of Technology, 2021.]
- [22] 邱睿. 成品油一次物流优化及协调研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2023.
- QIU R. Optimization and coordination of primary logistics of refined products[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2023.
- [23] 涂仁福, 张雪琴, 邱睿, 许丹, 廖绮, 徐宁, 等. 成品油一次物流优化与协调方法研究进展[J]. 油气储运, 2023, 42(11): 1228-1241. DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2023.11.003.
- TU R F, ZHANG X Q, QIU R, XU D, LIAO Q, XU N, et al. Research progress on optimization and coordination methods for primary distribution of refined oil[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2023, 42(11): 1228-1241.
- [24] 许少新, 涂仁福, 徐宁, 李舒丹, 黄丽燕, 梁永图. 成品油管铁联运物流优化[J]. 油气储运, 2022, 41(7): 859-868. DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2022.07.015.
- XU S X, TU R F, XU N, LI S D, HUANG L Y, LIANG Y T. Optimization of refined oil logistics considering pipeline-rail combined transportation[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2022, 41(7): 859-868.
- [25] 廖绮. 成品油管道配泵批次计划耦合优化研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2021.
- LIAO Q. Multi-product pipeline scheduling optimization coupled with pump scheduling[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2021.
- [26] 涂仁福, 梁永图, 邵奇, 廖绮, 邱睿, 张昊, 等. 绿氨-成品油综合运输系统适应性分析与规划[J]. 油气储运, 2024, 43(4): 361-372. DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2024.04.001.
- TU R F, LIANG Y T, SHAO Q, LIAO Q, QIU R, ZHANG H, et al. Adaptability analysis and planning of green ammonia and product oil integrated transmission system[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2024, 43(4): 361-372.

(编辑:张雪琴)

**基金项目:** 中国石油大学(北京)校基金资助项目“成品油物流多环节协同优化技术研究”, 2462023XKBH013。

**作者简介:** 张昊, 女, 1999 年生, 在读硕士生, 2021 年毕业于中国石油大学(北京)油气储运工程专业, 现主要从事长输管道与油气物流优化相关技术的研究工作。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 102249。电话: 13315356326。Email: zhangh429099@163.com

**通信作者:** 邱睿, 女, 1996 年生, 博士后, 2023 年博士毕业于中国石油大学(北京)油气储运工程专业, 现主要从事长输管道与油气物流智能决策相关技术研究。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 102249。电话: 18810908653。Email: 18810908653@163.com

- Received: 2024-06-11
- Revised: 2024-06-28
- Online: 2024-07-10



(上接第 1179 页)

- [18] 刘书含, 孙文强, 石晓星, 范天骄, 谢国威, 蔡九菊. 基于 BP 神经网络的热风炉群煤气消耗量预测[J]. 中国冶金, 2022, 32(2): 77-83. DOI: 10.13228/j.boyuan.issn1006-9356.20210465.
- LIU S H, SUN W Q, SHI X X, FAN T J, XIE G W, CAI J J. Prediction of gas consumption of a hot blast stove group based on BP neutral network[J]. China Metallurgy, 2022, 32(2): 77-83.
- [19] 田野. 气价告别廉价时代: 全球天然气价格暴涨背景、影响因素与未来走势剖析[J]. 中国石油企业, 2021(9): 38-39, 111.
- TIAN Y. Gas prices bid farewell to the cheap era-analysis of the background, influencing factors and future trends of the global natural gas price surge[J]. China Petroleum Enterprise, 2021(9): 38-39, 111.
- [20] 上海石油天然气交易中心. LNG 出厂价格指数[DB/OL]. [2024-01-07]. <https://www.shpgx.com/html/index.html>.
- Shanghai Oil and Gas Trading Center. LNG ex-factory price

index[DB/OL]. [2024-01-07]. <https://www.shpgx.com/html/index.html>.

(编辑:刘朝阳)

**作者简介:** 杜学平, 男, 1984 年生, 高级工程师, 2024 年博士毕业于西安交通大学动力工程及工程热物理专业, 现主要从事燃气规划、能源产业投资战略等领域的研究工作。地址: 北京市朝阳区化工路 59 号院 2 号楼, 100023。电话: 010-56891719。Email: duxueping23@163.com

- Received: 2024-01-29
- Revised: 2024-04-03
- Online: 2024-08-12

