

引文: 门嘉铖, 樊玉光, 高琳, 等. EMD-Attention-GRU 天然气管网流量组合预测模型[J]. 油气储运, 2023, 42(10): 1193-1200.

MEN Jiacheng, FAN Yuguang, GAO Lin, et al. Combined flow prediction model for natural gas pipeline network based on EMD-Attention-GRU[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2023, 42(10): 1193-1200.

EMD-Attention-GRU 天然气管网流量组合预测模型

门嘉铖¹ 樊玉光¹ 高琳¹ 林红先² 张科³

1. 西安石油大学机械工程学院; 2. 西安石油大学材料科学与工程学院; 3. 陕西省天然气股份有限公司

摘要: 为了解决传统的时间序列预测方法在天然气管网流量预测中存在的不足, 提出了一种基于经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)、注意力机制 (Attention) 及门控循环单元 (Gated Recurrent Unit, GRU) 的组合模型。该模型利用 EMD 得到的原始天然气管网流量时间序列分量代替原始天然气管网流量数据, 再将得到的本征模态函数分量输入 GRU 神经网络, 采用在网络中集成的注意力机制计算不同时刻的注意力概率权重, 最后在网络中学习并预测天然气管网流量时间序列。某天然气管网实例验证结果表明: EMD-Attention-GRU 组合模型在预测天然气管网流量方面表现出良好的性能, 能够捕捉到复杂的非线性关系, 相比单一 GRU 模型、Attention-GRU 模型, 其预测结果的平均绝对百分比误差指标分别降低 6.29%、5.17%。与传统时间序列预测方法相比, EMD-Attention-GRU 组合模型能够更好应对天然气管网流量的复杂性及动态特征, 具有推广应用价值。(图 6, 表 1, 参 19)

关键词: 天然气管网; 流量预测; 经验模态分解 (EMD); 注意力机制; 门控循环单元 (GRU)

中图分类号: TE08

文献标识码: A

文章编号: 1000-8241(2023)10-1193-08

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2023.10.013

Combined flow prediction model for natural gas pipeline network based on EMD-Attention-GRU

MEN Jiacheng¹, FAN Yuguang¹, GAO Lin¹, LIN Hongxian², ZHANG Ke³

1. Mechanical Engineering College, Xi'an Shiyou University; 2. School of Materials Science and Engineering, Xi'an Shiyou University;

3. Shaanxi Provincial Natural Gas Co. Ltd.

Abstract: In order to overcome the deficiency of the traditional time series prediction method in flow prediction of natural gas pipeline networks, a combined prediction model based on Empirical Mode Decomposition (EMD), Attention and Gated Recurrent Unit (GRU) was proposed. Specifically, the model is to substitute the raw flow data of the natural gas pipeline network with its time series component obtained through Empirical Mode Decomposition (EMD), input the intrinsic mode function component obtained into the GRU neural network, calculate the attention probability weight at different times with the attention integrated into the network, and finally learn in the network and predict the time series of flow in the natural gas pipeline network. The verification results in a natural gas pipeline network show that: the EMD-Attention-GRU combined model demonstrates remarkable performance in flow prediction of natural gas pipeline network, capable of capturing the complex non-linear relationships. Besides, the average absolute percentage error of prediction by the combined model outperforms the single GRU and Attention-GRU models by 6.29% and 5.17%, respectively. Thus, it is indicated that the EMD-Attention-GRU combined model could better address the complexities and dynamic features of flow in natural gas pipeline networks than the conventional time-series prediction methods, with values for promotion and application. (6 Figures, 1 Table, 19 References)

Key words: natural gas pipeline network, flow prediction, Empirical Mode Decomposition (EMD), attention, Gated Recurrent Unit (GRU)

随着工业化的发展, 传统能源带来的环境问题日益严峻, 寻求新能源并实现规模化高效安全利用越来越

受关注^[1]。天然气以其燃烧热值高、储量丰富及环境友好而备受推崇^[2], 为了实现天然气供应的可靠性

与经济性,准确预测天然气流量对于天然气管网的运营管理及规划建设至关重要。在天然气管网系统中,每个站点的流量数据属于时间序列,针对时间序列已形成大量成熟的预测方法并应用于诸多领域^[3]。范波等^[4]提出一种预测产品销售量的差分自回归移动平均模型,袁鹏程等^[5]提出一种预测城市道路短期交通流量的动态回归模型,刘龙龙^[6]提出一种预测短期电力负荷的季节性差分自回归滑动平均与支持向量机的组合模型,赵翰林^[7]提出一种用于股票价格预测的结合前馈神经网络与情感分析的差分自回归移动平均模型。然而,针对天然气流量预测的研究报道相对较少,如尤冬石等^[8]提出一种基于定量递归的天然气管道输送流量预测方法,并应用于天然气管道输送气量的调度管理。

天然气管道输送流量受多种复杂因素的影响,传统时间序列预测方法通常假设数据是线性和静态的,无法很好地捕捉到复杂的非线性和动态特征,如气温、气压、季节性等变化。此外,天然气流量数据具有明显的时间依赖性,即当前时刻的流量受过去多个时刻流量值的影响,传统时间序列预测方法往往只考虑有限的历史数据,无法充分捕捉到长期的时间依赖关系,导致预测结果准确性和稳定性不足,在应对复杂性方面存在一定局限。为此,提出一种基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、注意力机制(Attention)、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)的组合模型^[9-11],用于天然气管网的流量预测,以期对未来天然气管网运营管理与规划建设提供决策支持,提高天然气供应的可靠性和经济性。

1 模型算法原理

1.1 EMD

EMD是一种自适应数据分析方法,适用于非线性非平稳时间序列的分析^[12],其分解得到的固有模态(Intrinsic Mode Functions, IMFs)分量包含了原始数据在不同时间尺度上的波动信息^[13],因而可以稳定非平稳的时间序列。利用该方法对天然气管网流量时间序列数据进行分解,得到一系列(n 个)IMF分量以及1个表示原始数据总体变化趋势的趋势分量(Residue, RES)。将原始时间序列数据转化为不同时间(t)尺度上的成分,可使数据的局部特征得以更好表示。经

EMD后的各分量数据,能使后续的神经网络更好地提取流量数据在长时间段内和短时间段内变化的特征^[14]。其分解计算过程包括以下4个步骤。

(1)计算原始数据 $x(t)$ 的全部极大值与极小值,并拟合出 $x(t)$ 的上、下包络线 $x_{\max}(t)$ 、 $x_{\min}(t)$ 。

(2)计算包络线均值 $M_1(t)$:

$$M_1(t) = \frac{x_{\max}(t) + x_{\min}(t)}{2} \quad (1)$$

(3)用原始时间序列样本数据减去包络线均值,差值记为 $H_1(t)$:

$$H_1(t) = x(t) - M_1(t) \quad (2)$$

(4)对新的序列重复上述步骤(1)~步骤(3),直至 $H_1(t)$ 满足IMF条件,则 $H_1(t) = \text{IMF}_1$,此时对应的IMF条件为:每个IMF中极值点的个数相等或者最多相差一个;在数据的整个时间范围内,IMF的均值为0。RES由原始数据减去各分量得到,当RES为单调序列或常值序列时,EMD分解结束,因此, $x(t)$ 可以表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i + \text{RES} \quad (3)$$

1.2 注意力机制

注意力机制(Attention)是一种模拟人脑注意力的算力分配机制^[15],已应用于时间序列预测、自然语言处理、统计学习等诸多领域^[16]。神经网络是根据输入数据的时间步处理时间序列,而输入数据的大量时间步中各时间步的重要程度是不同的。注意力机制是选择关键性数据赋予高比例特征值权重,以提高信息处理效率。根据每个时间步所关注的区域是单个还是多个,可将注意力机制分为硬注意力机制与软注意力机制^[17]:软注意力机制在选择信息时考虑多个输入并对其进行加权,通过注意力机制计算每个信息的重要性,为其分配不同的概率权重;硬注意力与软注意力的区别在于其每一步仅关注输入的一个部分,与人脑的注意力更相似。基于天然气管道输送流量的特征,选择软注意力机制。通过注意力打分公式计算输入数据每个时刻的得分,采用Softmax函数对注意力得分进行归一化,得到注意力权重;再对每个时刻的注意力权重与该时刻模型的输入数据进行数乘获得该时刻的特征向量,将每个时刻的特征向量进行拼接后得到模型的注意力向量^[18]。对模型的注意力向量进一步运算即可得到所需的预测值(图1,其中 $x_1 \sim x_N$ 为输入注意

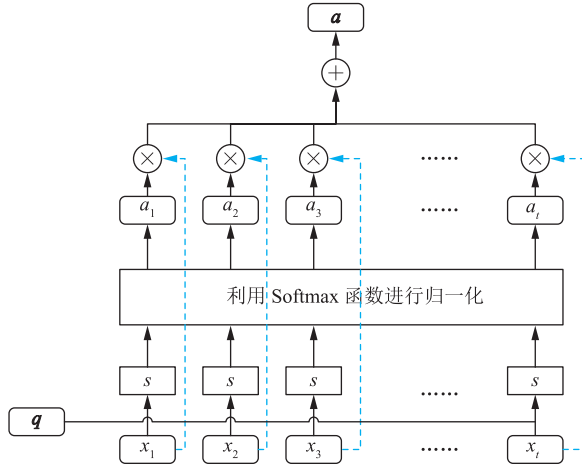


图1 注意力机制运算流程图
Fig. 1 Attention process

力机制中的数据; s 为注意力打分函数; q 为查询向量, 用于衡量目标序列中各个位置的重要性; $a_1 \sim a_t$ 为时刻 $1 \sim t$ 的模型隐藏状态; a 为最终的注意力向量。

1.3 GRU

门控循环神经网络 (Gated Recurrent Neural Network, GRNN) 是长短期记忆循环神经网络 (Long Short-Term Memory Network, LSTM) 的一种变体^[19]。GRU 作为一种常用的 GRNN, 是对传统循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 缺点的优化, 与传统的 RNN 相比, 引入两个“门”结构, 分别为重置门与更新门。GRU 针对 LSTM 内部结构复杂、训练费时的缺点进行优化, 在保证输出精度的同时, 减少了门控单元的数量。通过这两个门控制信息的传递与遗忘, 实现对长期时间序列的建模能力。门控机制使 GRU 能够更好地捕捉时间序列中的重要特征 (图 2, 其中 M 为向量拼接操作), 对于天然气管网流量这类具有复杂波动性的数据具有较强的适应能力。GRU 数学模型为:

$$Z_t = \sigma[\mathbf{W}_z \cdot (h_{t-1}, x_t)] \quad (4)$$

$$r_t = \sigma[\mathbf{W}_r \cdot (h_{t-1}, x_t)] \quad (5)$$

$$\hat{h}_t = \tanh[\mathbf{W}_h \cdot (h_{t-1} \odot r_t, x_t)] \quad (6)$$

$$h_t = Z_t \odot h_{t-1} + (1 - Z_t) \odot \hat{h}_t \quad (7)$$

式中: Z_t 为更新门, 决定从当前输入中接收新信息的数量与舍弃信息的数量, 并将接收的信息与过去隐藏状态相融合以生成当前的隐藏状态; $\sigma(\cdot)$ 为 Logistic 函数; \mathbf{W}_z 为更新门的权重矩阵; x_t 为输入的数据; r_t 为重置门, 决定之前时刻的隐藏状态在计算当前时刻候选隐藏状态时的作用程度; \mathbf{W}_r 为重置门的权重矩阵; h_{t-1} 为上一时刻隐藏状态; \mathbf{W}_h 为获取候选隐状态

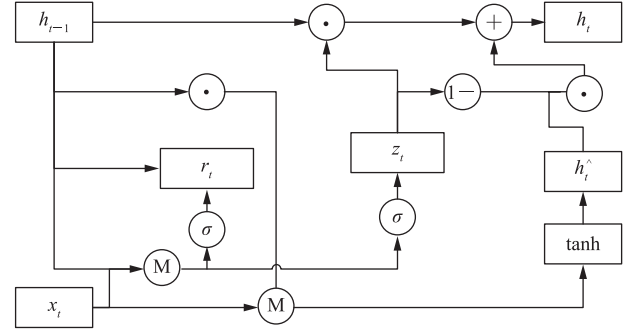


图2 GRU 结构图
Fig. 2 GRU structure

的权重矩阵; \hat{h}_t 为当前时刻的候选隐藏状态; h_t 为当前时刻隐藏状态。

2 EMD-Attention-GRU 预测模型及应用

2.1 EMD-Attention-GRU 预测模型

天然气管网流量受多种因素影响, 若预测时将所有因素都考虑在内, 则模型将过于复杂而导致性能降低。因此, 提出基于 EMD、Attention 及 GRU 的组合模型 (EMD-Attention-GRU), 将原始数据分解成多个分量, 用模型分别加以预测, 最终结果为各分量预测结果的加权叠加 (图 3, 其中 Dense 表示全连接层; $H(t)$ 为候选的 IMF 分量; $M(t)$ 为包络线均值; $x(t)$ 表示用于分解的数据; IMF_i 为分解获得的各个分量)。该模型使用 EMD 方法处理原始负荷数据, 得到的每个 IMF 均代表了数据中的某一频率成分, 再将其输入结合了注意力机制的 GRU 模型来学习和预测每个 IMF 的序列模式, 便可实现天然气管网流量更准确的预测。

EMD-Attention-GRU 组合模型预测包括以下 4 个步骤。

(1) 数据处理。检查数据是否有缺失值或 0 值, 由于分解后各个分量数据值相差较大, 采用最大最小值归一法对训练集和测试集数据进行归一化, 将数据压缩到 $[0, 1]$ 之间, 便于后续分解和预测。

(2) EMD。采用 EMD 算法将天然气管网流量数据分解为多个分量。

(3) 模型时序预测。建立组合预测模型, 将天然气管网流量时间序列作为输入, 采用单层 GRU 网络, 通过全连接层降低高维度特征的维度, 实现数据降维和结果输出。将各个分量的预测结果加权叠加, 得到最终的流量预测结果。

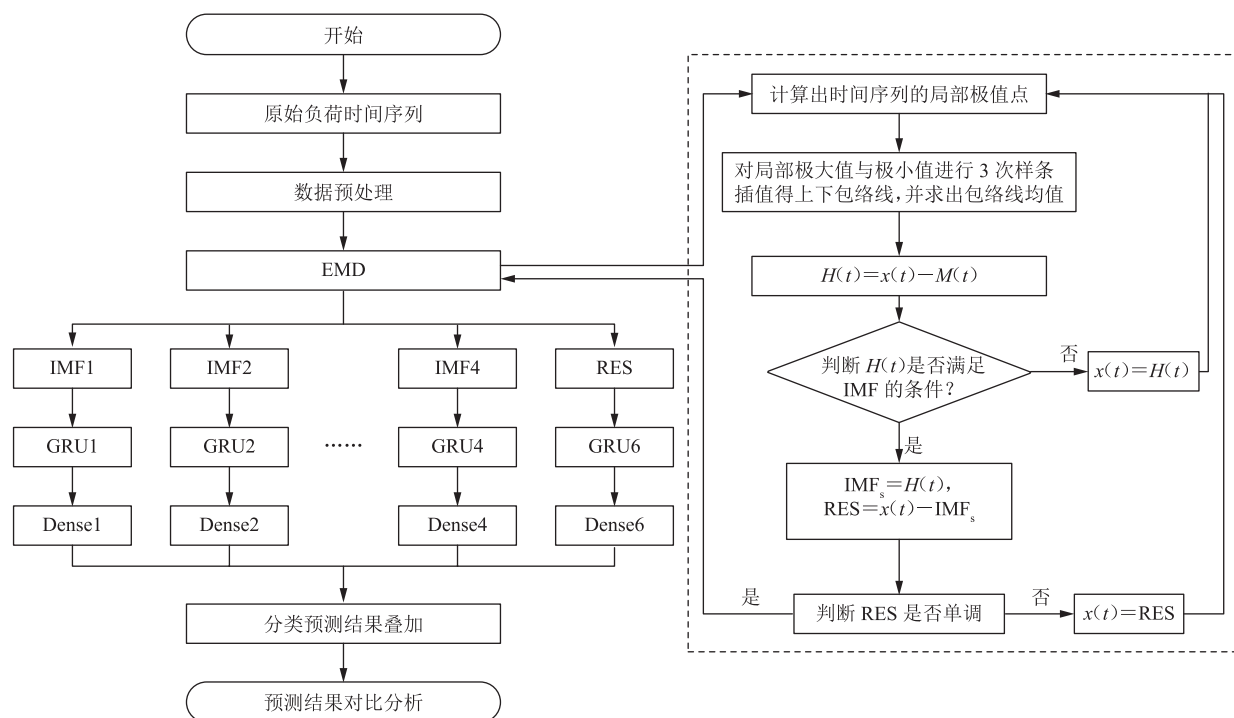


图3 EMD-Attention-GRU 模型流程图
Fig. 3 Flowchart of EMD-Attention-GRU model

(4) 模型预测评价。当模型训练次数达到预设的最大迭代次数时,将模型的预测值与真实值进行对比,使用以下3个评价指标评价模型的预测结果:平均绝对百分比误差(MAPE),均方根误差(RMSE),决定系数(R^2)。其中,MAPE为预测值与真实值之间百分比误差的平均值,RMSE为预测值与真实值之间差异的平均值, R^2 用于评估模型对总变异性的解释能力。MAPE与RMSE越小,则说明模型预测结果越接近真实值; R^2 越接近于1,则说明模型预测结果越接近真实值。3个误差指标的计算公式为:

$$\text{MAPE} = \sum_{i=1}^N \left| \frac{y(i) - \hat{y}(i)}{y(i)} \right| \frac{100}{N} \quad (8)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y(i) - \hat{y}(i)|^2} \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [y(i) - \hat{y}(i)]^2}{\sum_{i=1}^N [y(i) - \bar{y}]^2} \quad (10)$$

式中: N 为样本个数; $y(i)$ 为观测数据的真实值; $\hat{y}(i)$ 为模型预测值; \bar{y} 为观测数据的平均值。

2.2 天然气管网流量预测

2.2.1 数据获取及模型参数选取

选取某省天然气管网某分输站每日8:00的天然

气流量为研究对象,以2021年1月1日—11月24日共329组流量数据(图4)为基础,其中前263组数据作为训练集,后66组数据作为测试集。

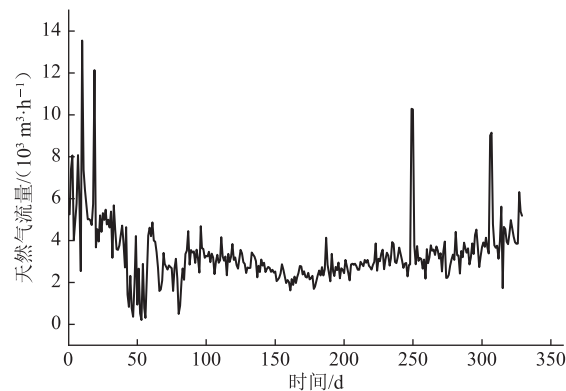


图4 某天然气分输站原始天然气流量数据随时间变化曲线
Fig. 4 Variation of raw natural gas flow data in an off-take station with time

采用Python编程语言,在Pytorch框架下构建模型,模型训练使用带有衰减系数的自适应矩估计(Adaptive Moment Estimation with Weight Decay, AdamW)优化算法,其通过添加权重衰减(Weight Decay)的正则化项解决自适应矩估计(Adaptive Moment Estimation, Adam)优化算法在一些情况下存在的权重衰减问题。最大迭代轮数(Epochs)统一设置为50,GRU网络隐含层神经元数取64,批量大小(Batchsize)设置为16。

2.2.2 预测结果及比较分析

利用 EMD 对上述天然气管网分输站原始流量数据进行分解,得到 5 组 IMF 分量与 1 组残差分量(图 5),其中 IMF1、IMF2 为高频分量,随机性波动性

剧烈;IMF3、IMF4 为中频分量,随机性波动性明显降低;IMF5、RES 为低频分量,表现出类似正弦波的性质。由此可见,随着数据分解的进行,各分量逐渐变得平稳。

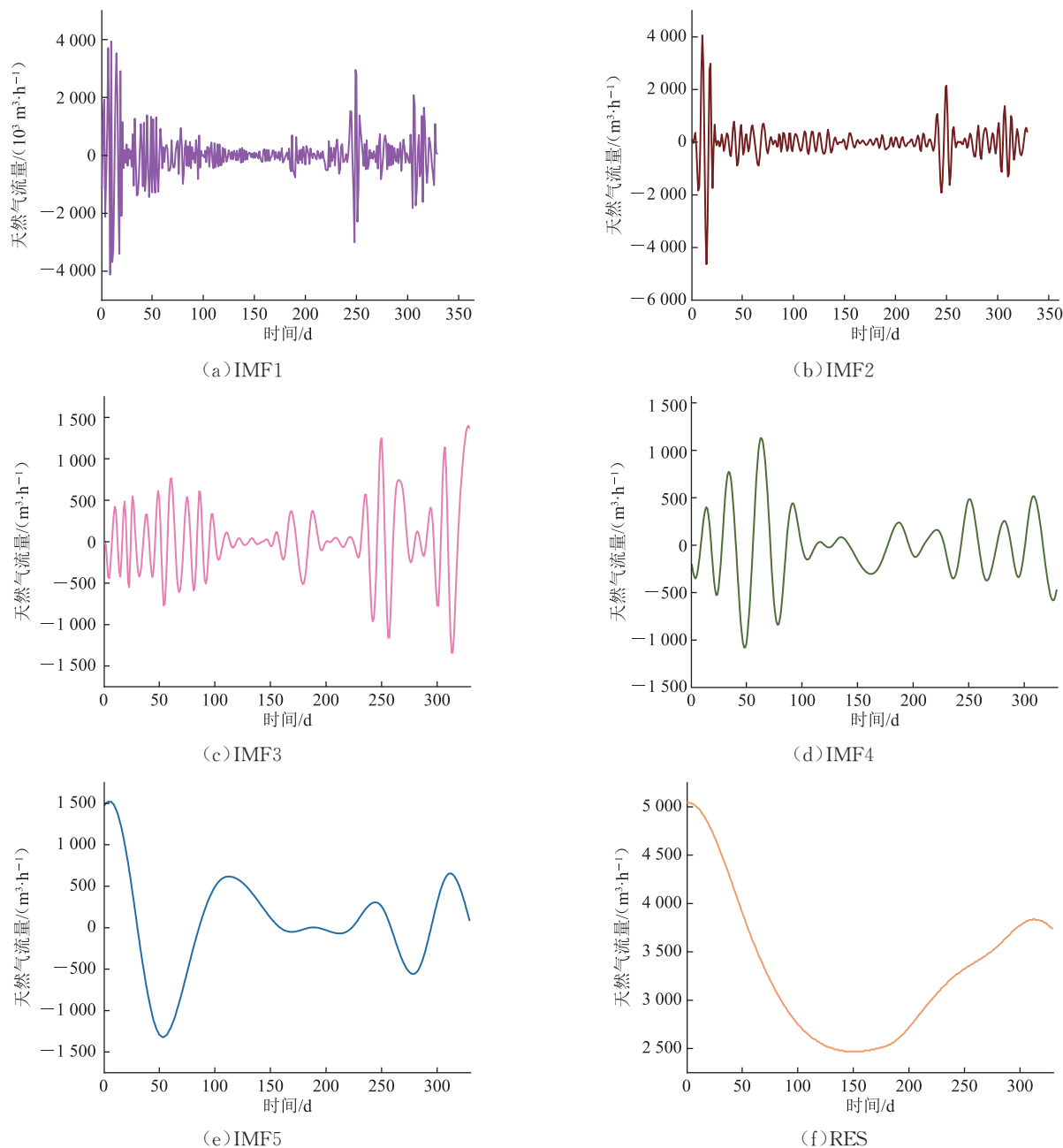


图 5 某省天然气管网某分输站原始流量数据 EMD 分解结果曲线

Fig. 5 EMD decomposition results of raw flow data in an off-take station of natural gas pipeline network in a province

同时使用 EMD-Attention-GRU 组合模型及另外两种模型 GRU、Attention-GRU 对分解得到的 5 组 IMF 分量序列与 1 组 RES 分量序列分别进行预测,得到测试集数据的预测值,并计算预测结果残差(图 6、表 1)。

对比 Attention-GRU 与 GRU 的预测结果,可见

单一 GRU 模型的预测结果不甚理想,仅能大致描述天然气流量数据走势,对于数据波动较大的点无法准确预测。相比单一 GRU 模型,Attention-GRU 模型预测结果的 RMSE 降低 100.64、MAPE 降低 1.21、 R^2 增加 0.15,预测精度有所提升,其原因是:引入注意力机制,使模型能够自动学习时间序列数据中的重要特

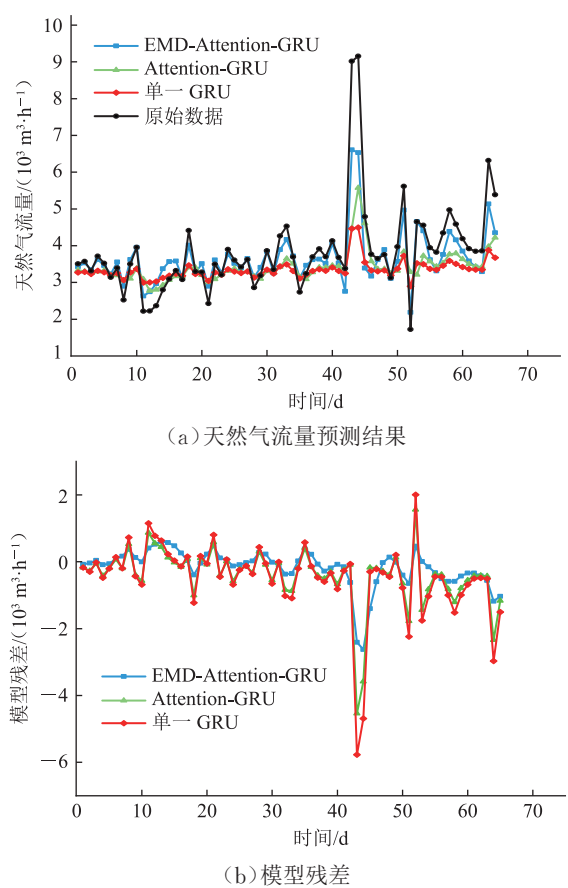


图 6 某省天然气管网某分输站天然气流量模型预测结果与残差曲线

Fig. 6 Model prediction results and residual of natural gas flow in an off-take station of natural gas pipeline network in a province

表 1 某省天然气管网某分输站天然气流量模型预测结果误差表
Table 1 Model prediction result error of natural gas flow in an off-take station of natural gas pipeline network in a province

预测模型	RMSE	MAPE	R^2
GRU	1 068.44	15.31	0.22
Attention-GRU	967.80	14.19	0.37
EMD-Attention-GRU	601.65	9.02	0.75

征,从而提高对关键时间步的关注。因此,使预测结果能更准确反映流量数据的变化趋势,且在数据极值点和转折点处的预测值更接近真实值,进而提升模型对于流量时序关系的预测准确性。相比单一 GRU 模型,EMD-Attention-GRU 模型预测结果的 RMSE 降低 466.79, MAPE 降低 6.29, R^2 增加 0.53;相比 Attention-GRU 模型,EMD-Attention-GRU 模型预测结果 RMSE 的降低 366.15, MAPE 降低 5.17, R^2 增加 0.38。在数据极值点和转折点处的预测结果及对波动情况的描述都更接近真实值,说明 EMD 算法可

以有效提升模型的预测精度,并降低非稳态数据的非平稳性。

需说明的是,在数据极值点和转折点附近,通常为模型预测结果误差较大区域。如在第 40~45 时间步,天然气管网流量位于最高点,3 个模型预测结果残差最大值也位于该时间范围内:单一 GRU 模型预测结果残差最大值出现在第 42 个时间步,绝对值为 5 772.42 m^3/h ;Attention-GRU 模型预测结果残差最大值出现在第 44 个时间步,绝对值为 4 538.62 m^3/h ;EMD-Attention-GRU 模型预测结果残差最大值出现在第 45 个时间步,绝对值为 2 622.84 m^3/h 。

3 结论

提出 EMD-Attention-GRU 天然气管网流量组合预测模型,并通过工程案例证明其对于非线性非稳态天然气管网流量预测的适用性,结果表明其预测精度优于单一 GRU 模型及 Attention-GRU 模型。结论如下:

(1)天然气管网流量数据是一种非线性且波动性较强的时间序列数据,通过对时间序列数据进行 EMD,使模型能够自动学习到不同时间尺度上的特征,从而能够有效捕捉到天然气流量数据中的复杂动态模式,并进行准确预测。

(2)引入注意力机制可以进一步优化天然气管网流量预测模型,实现对天然气管网流量时间序列数据重要特征的自动学习,从而将注意力更多集中在对预测有贡献的时间步上,对无关时间步减少关注,提高对关键时间点的预测准确性。

(3)EMD-Attention-GRU 模型能够捕捉到天然气流量数据的整体趋势和周期性变化,且在具体时间点上能够较精确地预测天然气管网流量值,说明该模型具有较强的泛化能力和预测能力,对天然气管网流量实时监测和预测具有一定的工程意义。

参考文献:

[1] 张丽峰. 中国能源供求预测模型及发展对策研究[D]. 北京: 首都经济贸易大学, 2006.
ZHANG L F. The research of the model of energy supply and demand and the development countermeasure of China[D]. Beijing: Capital University of Economics and Business, 2006.

- [2] 乔伟彪,陈保东,吴世娟,李朝阳,毛建设,马剑林. 基于小波变换和 LSSVM-DE 的天然气管网流量组合预测模型[J]. 天然气工业, 2014, 34(9): 118-124. DOI: 10.3787/j.issn.1000-0976.2014.09.019.
- QIAO W B, CHEN B D, WU S J, LI C Y, MAO J S, MA J L. A forecasting model of natural gas daily load based on wavelet transform and LSSVM-DE[J]. Natural Gas Industry, 2014, 34(9): 118-124.
- [3] 艾玲. 时间序列短期预测的方法和技术[D]. 上海: 华东师范大学, 2010.
- AI L. Methods and techniques on the short-term forecasting of time series[D]. Shanghai: East China Normal University, 2010.
- [4] 范波,宋文彬. 基于 ARIMA 模型的产品销售量预测研究[J]. 工业控制计算机, 2021, 34(5): 128-129. DOI: 10.3969/j.issn.1001-182X.2021.05.052.
- FAN B, SONG W B. Research on product sales forecast based on ARIMA Model[J]. Industrial Control Computer, 2021, 34(5): 128-129.
- [5] 袁鹏程,周天乐. 基于 ARIMAX 的城市道路交通流短期预测模型[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(10): 12-19. DOI: 10.3969/j.issn.2095-2163.2021.10.004.
- YUAN P C, ZHOU T L. Traffic flow forecasting based on ARIMAX model[J]. Intelligent Computer and Applications, 2021, 11(10): 12-19.
- [6] 刘龙龙. 基于 SARIMA 与 SVR 的短期电力负荷预测[D]. 南昌: 东华理工大学, 2018.
- LIU L L. Short-term power load forecasting based on SARIMA and SVR[D]. Nanchang: East China University of Technology, 2018.
- [7] 赵翰林. 基于 ARIMA-BP 神经网络与情感分析的股票价格预测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2021.
- ZHAO H L. Research on stock price forecasting method based on ARIMA-BP neural network and sentiment analysis[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2021.
- [8] 尤冬石,刘亚龙,殷若鹏. 基于定量递归分析的天然气管线输送流量均衡调度方法[J]. 智能计算机与应用, 2016, 6(4): 16-19. DOI: 10.3969/j.issn.2095-2163.2016.04.005.
- YOU D S, LIU Y L, YIN R P. Balance scheduling method for natural gas pipeline transportation flow based on quantitative recursive analysis[J]. Intelligent Computer and Applications, 2016, 6(4): 16-19.
- [9] 杨芮,徐虹,文武. 基于 EEMD-GRU 网络模型的短期风速预测[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(6): 231-237. DOI: 10.15888/j.cnki.csa.008538.
- YANG R, XU H, WEN W. Short-term wind speed prediction based on EEMD-GRU network model[J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(6): 231-237.
- [10] 李涛,姚婧,吕雪涛. 基于 EEMD-GRU 的短期电力负荷预测方法[J]. 湖北理工学院学报, 2022, 38(2): 7-11, 51. DOI: 10.3969/j.issn.2095-4565.2022.02.002.
- LI T, YAO J, LYU X T. Short-term power load forecasting method based on EEMD-GRU[J]. Journal of Hubei Polytechnic University, 2022, 38(2): 7-11, 51.
- [11] 司念文,王衡军,李伟,单义栋,谢鹏程. 基于注意力长短时记忆网络的中文词性标注模型[J]. 计算机科学, 2018, 45(4): 66-70, 82. DOI: 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.04.009.
- SI N W, WANG H J, LI W, SHAN Y D, XIE P C. Chinese part-of-speech tagging model using attention-based LSTM[J]. Computer Science, 2018, 45(4): 66-70, 82.
- [12] 卢武,郑人杰,赵文彬,唐佳圆. 基于 EMD-GRU 的短期电力负荷预测方法[J]. 电气传动, 2022, 52(21): 74-80. DOI: 10.19457/j.1001-2095.dqcd23228.
- LU W, ZHENG R J, ZHAO W B, TANG J Y. Short-term power load forecasting method based on EMD-GRU[J]. Electric Drive, 2022, 52(21): 74-80.
- [13] 陈川,陈冬林,何李凯. 基于 BPNN-EMD-LSTM 组合模型的城市短期燃气负荷预测[J]. 安全与环境工程, 2019, 26(1): 149-154, 169. DOI: 10.13578/j.cnki.issn.1671-1556.2019.01.023.
- CHEN C, CHEN D L, HE L K. Short-term forecast of urban natural gas load based on BPNN-EMD-LSTM combined model[J]. Safety and Environmental Engineering, 2019, 26(1): 149-154, 169.
- [14] 闵晶晶,王华,董颜. 基于 EMD 与 BP 神经网络的北京市采暖季天然气消耗量预测[J]. 干旱气象, 2021, 39(5): 864-870. DOI: 10.11755/j.issn.1006-7639(2021)05-0864.
- MIN J J, WANG H, DONG Y. Forecast of natural gas consumption in heating season based on EMD and BP neural network methods in Beijing[J]. Journal of Arid Meteorology, 2021, 39(5): 864-870.
- [15] 刘俊,王艳波,崔旭廷,曹德君,贾玉豪. 基于 EEMD-Attention-GRU 的大坝变形组合预测模型[J]. 河南科学, 2022, 40(9): 1449-1455. DOI: 10.3969/j.issn.1004-3918.2022.09.011.

- LIU J, WANG Y B, CUI X T, CAO D J, JIA Y H. Combined prediction model of dam deformation based on EEMD-Attention-GRU[J]. Henan Science, 2022, 40(9): 1449-1455.
- [16] 任欢, 王旭光. 注意力机制综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(增刊 1): 1-6. DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2020101634.
- REN H, WANG X G. Review of attention mechanism[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(S1): 1-6.
- [17] 朱张莉, 饶元, 吴渊, 祁江楠, 张钰. 注意力机制在深度学习中的研究进展[J]. 中文信息学报, 2019, 33(6): 1-11. DOI: 10.3969/j.issn.1003-0077.2019.06.001.
- ZHU Z L, RAO Y, WU Y, QI J N, ZHANG Y. Research progress of attention mechanism in deep learning[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2019, 33(6): 1-11.
- [18] 吴莹莹, 赵丽宁, 袁志鑫, 张灿. 基于注意力机制的 CNN-GRU 船舶交通流预测模型[J]. 大连海事大学学报, 2023, 49(1): 75-84. DOI: 10.16411/j.cnki.issn1006-7736.2023.01.008.
- WU Y Y, ZHAO L N, YUAN Z X, ZHANG C. CNN-GRU ship traffic flow prediction model based on attention mechanism[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2023, 49(1): 75-84.
- [19] 黄伟建, 李丹阳, 黄远. 基于深度学习的 PM2.5 浓度长期预测[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(6): 1809-1814. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.08.0254.
- HUANG W J, LI D Y, HUANG Y. Long-term prediction of PM2.5 concentration based on deep learning[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(6): 1809-1814.
- (收稿日期: 2023-07-31; 修回日期: 2023-08-14; 编辑: 刘朝阳)
-
- 作者简介:** 门嘉铖, 男, 1997 年生, 在读硕士生, 2021 年毕业于西安石油大学过程装备与控制工程专业, 现主要从事长输天然气管网运行优化研究。地址: 陕西省西安市雁塔区电子二路东段 18 号西安石油大学雁塔校区, 710065。电话: 13501100167。Email: mm20212024@163.com
- 通信作者:** 林红先, 男, 1978 年生, 讲师, 2009 年硕士毕业于西安石油大学化工过程机械专业, 现主要从事长输油气管道工程相关技术的教学与科研工作。地址: 陕西省西安市雁塔区电子二路东段 18 号西安石油大学雁塔校区, 710065。电话: 15991735366。Email: linhongxian@xsyu.edu.cn

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



(上接第 1192 页)

- for Yanbian prefecture[J]. Petroleum and New Energy, 2019, 30(4): 1-4, 7.
- [21] 秦步文, 张吉军, 李岚, 曾镡, 文静, 韩咪. Shapley 值在中国城市天然气需求量组合预测中的应用[J]. 天然气技术与经济, 2022, 16(2): 50-55. DOI: 10.3969/j.issn.2095-1132.2022.02.009.
- QIN B W, ZHANG J J, LI L, ZENG L, WEN J, HAN M. Application of Shapley value in the combination forecasting of city gas demand in China[J]. Natural Gas Technology and Economy, 2022, 16(2): 50-55.
- [22] 张吉军, 李洪兵, 孙逸林, 韩咪. 基于复合权重的天然气需求组合预测模型的构建[J]. 天然气技术与经济, 2021, 15(2): 57-63. DOI: 10.3969/j.issn.2095-1132.2021.02.011.
- ZHANG J J, LI H B, SUN Y L, HAN M. Coweight-based combination forecast model of natural-gas demand and its application[J]. Natural Gas Technology and Economy, 2021, 15(2): 57-63.
- [23] 王建良, 李孖. 中国东中西部地区天然气需求影响因素分析及未来走势预测[J]. 天然气工业, 2020, 40(2): 149-158. DOI: 10.3787/j.issn.1000-0976.2020.02.018.
- WANG J L, LI N. Influencing factors and future trends of natural gas demand in the eastern, central and western areas of China based on the grey model[J]. Natural Gas Industry, 2020, 40(2): 149-158.
- (收稿日期: 2023-03-30; 修回日期: 2023-06-29; 编辑: 吴珮璐)
-
- 作者简介:** 杜学平, 男, 1984 年生, 在读博士生, 2010 年硕士毕业于北京建筑工程学院供热供燃气通风及空调专业, 现主要从事燃气规划、能源产业投资战略等专业方向的研究工作。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

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

