

基于NSGA-II-VAR的燃煤电厂负荷预测

韩伟伦¹,茅大钧^{1*},陈思勤²

(1.上海电力大学自动化工程学院,上海 200090;2.华能国际电力股份有限公司上海石洞口第二电厂,上海 200942)

摘要:燃煤电厂负荷预测的意义在于可以预先了解未来一段时间内的电力需求情况,从而合理安排发电设备的运行和停机维修时间,避免能源浪费、提高发电效率;此外,在燃煤电厂参与深度调峰、配煤掺烧的大背景下,为了确保混煤发热量适应负荷需求,提高燃烧效率,需要提前预知未来一段时间的负荷。本文提出一种基于快速非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)优化向量自回归模型(vector autoregression, VAR)的燃煤电厂负荷预测方法。该方法将历史过热蒸汽时间序列、历史再热蒸汽时间序列和历史发电量序列一起作为VAR模型的输入变量,预测未来8h的发电负荷,同时使用NSGA-II算法优化VAR模型的阶数和截距,从而提高了预测模型的精度。测试阶段,选取上海某机组2022年10月25日—2022年10月30日为数据样本区间,建立初始化预测模型;在2022年10月31日8:00—2022年11月1日16:00样本区间上测试模型效果,并使用NSGA-II算法根据测试结果优化VAR模型;在2022年11月2日8:00—2022年11月3日16:00的样本区间上进一步测试优化后的模型预测精度。测试结果表明:预测均方根误差为15.341 MW,平均绝对误差为7.839 MW,和其他时序预测模型对比精度有所提高。该模型可实际运用于同类煤电机组的负荷预测,从而为后续运行决策提供参考。

关键词:燃煤电厂;燃烧效率;负荷预测;NSGA-II算法;VAR模型

中图分类号:TK01+1

文章编号:1674-8069(2024)04-0371-09

文献标志码:A

DOI编号:10.19944/j.eptep.1674-8069.2024.04.005

[引用本文格式]韩伟伦,茅大钧,陈思勤.基于NSGA-II-VAR的燃煤电厂负荷预测[J].电力科技与环保,2024,40(4):371-379.
HAN Weilun, MAO Dajun, CHEN Siqin. Load forecasting for coal-fired power plants based on NSGA-II-VAR[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2024, 40(4):371-379.

Load forecasting for coal-fired power plants based on NSGA-II-VAR

HAN Weilun¹, MAO Dajun^{1*}, CHEN Siqin²

(1. Shanghai Electric Power University, Shanghai 200090; 2. Huaneng International Power Co., Ltd., Shanghai Shidongkou Second Power Plant, Shanghai 200942)

Abstract: The significance of load forecasting for coal-fired power plants lies in the fact that it is possible to know in advance the demand for electricity in the future period of time, so as to rationally arrange the operation and downtime of power generation equipment for maintenance, avoid energy waste, and improve the efficiency of power generation; moreover, in the context of coal-fired power plants participating in in-depth peaking and coal blending, it is necessary to predict in advance the future period of time in order to ensure that the coal blending heat generation capacity is adapted to the demand for loads and to improve the efficiency of combustion. In this paper, a load forecasting method for coal-fired power plants based on the fast Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) optimized Vector Autoregression (VAR) model is proposed. The method takes the historical superheated steam time series, the historical reheated steam time series, and the historical power generation series together as the input VARIABLES of the VAR model to predict the power generation load in the next 8 hours, and at the same time uses the NSGA-II algorithm to optimize the order and intercept of the VAR model, thus improving the accuracy of the prediction model. In the testing stage, the data sample interval from October 25, 2022 to October 30, 2022 for a unit in Shanghai is selected to establish the initialized prediction model; the model effect is tested on the sample interval from 8:00 on

收稿日期:2023-12-04

基金项目:国家自然科学基金项目(52005131);中国华能集团有限公司2022年度科技项目(HNKJ22-HF22)

October 31, 2022 to 16:00 on November 1, 2022, and the VAR model is optimized according to the test results using the NSGA-II algorithm; and the VAR model is optimized on the sample interval from 8:00 on October 2, 2022 to 16:00 on November 2, 2022 using the NSGA-II algorithm; the VAR model is optimized according to the test results in the test stage. The prediction accuracy of the optimized model is further tested on the sample interval from 8:00 on November 2, 2022 to 16:00 on November 3, 2022, using the NSGA-II algorithm to optimize the VAR model based on the test results. The results show that the root-mean-square error of the prediction is 15.341 MW, and the average absolute error is 7.839 MW, which is improved compared with other time series prediction models. Therefore, the model can be practically applied to the load forecasting of similar coal power units, thus providing a reference for subsequent operation decisions.

Key words: coal-fired power plant; combustion efficiency; load forecasting; NSGA-II algorithm; VAR model

0 引言

在电力负荷需求时刻波动的背景下,准确预测燃煤电厂的发电负荷可以帮助发电公司合理安排发电计划,以满足电力需求,避免供需失衡导致的电力紧缺或浪费。

燃煤电厂发电负荷预测是通过对燃煤电厂历史数据和相关影响因素进行分析,从而建立预测模型来预测未来一段时间内的电厂发电负荷的。发电负荷预测对电厂运行中的配煤掺烧和电厂调峰具有重要意义,可以帮助电厂做出合理的发电计划、配煤安排以及人员调度方案,以满足电力需求并提高电厂的发电效率;当前形势下,为了保证电力供应稳定、提高电力系统灵活性、降低系统运行成本、促进可再生能源的发展,燃煤发电厂的调峰作用日益凸显^[1-2]。调峰过程中随着负荷的不断变化,电厂的燃烧煤种也应随当前负荷情况动态调整,以达到经济、安全和环保指标的最优^[3]。因此,针对于燃煤电厂的负荷预测对于混煤掺烧起到重要的指导和参考作用^[4]。

现有燃煤电厂负荷预测技术多采用深度学习理论中的时间序列预测模型进行发电量预测,而使用该模型可解释性弱,不能够通过系数来解释变量之间的内生关系,且需要大量历史数据进行建模,模型复杂度高,计算效率低,占用了大量的计算空间与内存容量,导致实用性能不强;此外,多数燃煤电厂预测模型只考虑了将历史电量数据做为模型输入特征,未引入与发电量相关的其他变量,不能捕捉到影响发电量的其他机组参数,更加降低了模型的解释能力^[5-9]。多数燃煤电厂负荷预测现有模型主要依赖于历史电量数据作为输入,忽略了其他可能影响发电量的关键因素,如主蒸汽温度、煤质参数等。这种有限的

特征选择可能导致模型无法全面理解和预测发电量变化,从而影响预测的准确性和模型的泛化能力。在实际应用中,燃煤发电厂需要一个能够综合多种因素并提供可靠预测的模型。

本文采用斯皮尔曼相关性进行特征筛选,捕捉与发电量具有非线性关系的重要特征,对比其他同类燃煤电厂符合预测模型,特征筛选更加简单高效,鲁棒性更强^[10-11]。同时,使用自相关性函数和偏自相关性函数对筛选出的特征序列进行初步分析,检测和量化序列数据中的相关性和依赖关系,对比同类时间序列模型和预测任务,其特征序列分析角度更加全面,使负荷预测结果更加精准^[12-15]。此外,通过非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)对赤池信息量准则(akaike information criterion, AIC)、贝叶斯信息准则(bayesian information criterion, BIC)、施瓦茨信息准则(schwarz information criterion, SIC)、汉南-奎恩信息准则(hannan-quinn information criterion, HQ)4类信息指标及似然比检验统计量(likelihood ratio test statistic, LR)确定的模型阶数范围进行进一步寻优。与现有文献中使用统计量确定最终阶数的方式相比,采用优化算法寻优模型阶数可以通过最小化损失函数来拟合数据,从而提高模型的准确性和拟合能力,且优化算法避免了多重假设检验问题和错误的显著性判断。本文采用向量自回归模型(vector autoregression, VAR)^[16-24]进行发电量预测,与现有同类文献相比,所提模型复杂度更低、计算效率更高,模型可解释性更强,预测结果更加准确,且对比其他同类预测模型预测精度有所提高,得到的负荷预测值可作为运行人员参数调整、配煤方案寻优等运行决策的依据。

1 研究方法

1.1 建模流程

本文建模流程如图1所示。

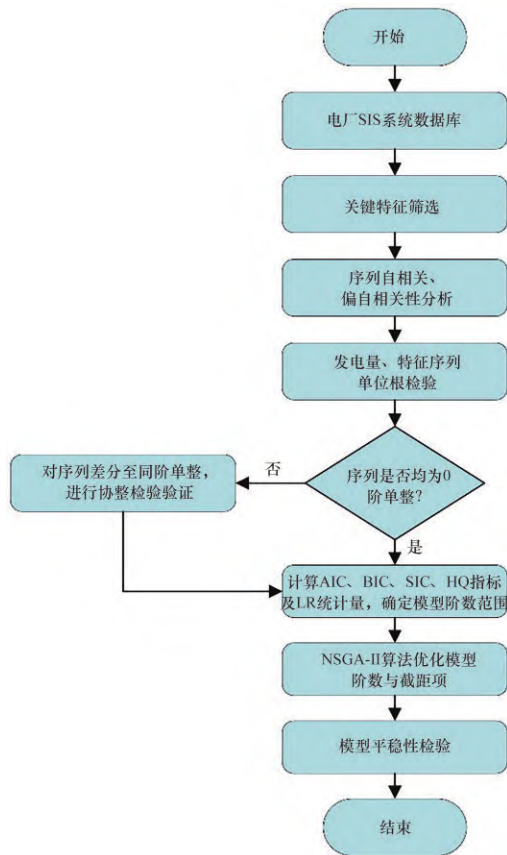


图1 建模流程图

Fig.1 Modeling flow chart

1.2 数据处理

1.2.1 数据筛选

从上海某燃煤电厂安全仪表系统(safety instrumented system, SIS)系统初步筛选采集重要的特征数据:热耗、锅炉效率、厂用电率、发电煤耗、主蒸汽温度、再热蒸汽温度、SCR入口NO_x浓度、燃煤实时热值、燃煤实时水分、燃煤实时挥发分、燃煤实时灰分、燃煤实时固定碳和燃煤实时硫分。用斯皮尔曼相关性系数进行特征筛选,捕捉与发电量具有非线性关系的重要特征。选取与发电量相关性系数的绝对值大于0.5的特征序列做为模型预测变量,求解公式为

$$R_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1)$$

式中: n 为总特征样本数; x_i, y_i 为2个样本数据的位次。特征筛选结果如表1所示。

表1 各特征数据与发电量的斯皮尔曼相关系数

Tab.1 Spearman's correlation coefficients of each characteristic data with electricity generation

特征	相关性系数值
发电功率	1
热耗	-0.057
锅炉效率	0.31
厂用电率	-0.22
发电煤耗	-0.066
过热蒸汽温度	0.52
再热蒸汽温度	0.54
SCR入口NO _x 浓度	0.33
燃煤实时热值	0.48
燃煤实时水分	-0.08
燃煤实时挥发分	0.097
燃煤实时灰分	0.46
燃煤实时固定碳	0.068
燃煤实时硫分	0.43

由表1可知,过热蒸汽温度序列与发电量的斯皮尔曼相关性系数为0.52;再热蒸汽温度序列与发电量的斯皮尔曼相关性为0.54。故使用以上2种历史时间序列及历史发电量序列建立发电量预测模型。

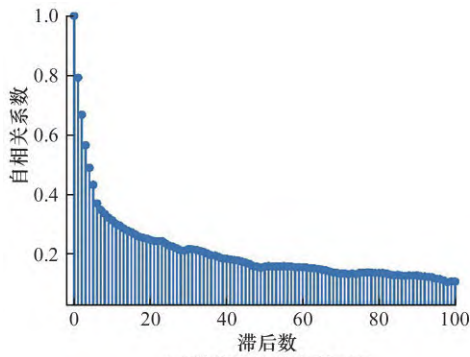
1.2.2 时间序列相关性

以上海某机组2022年10月25日—2022年10月30日共1441个数据为数据样本区间(从00:00起每隔5min一个数据样本),分别对过热蒸汽温度时间序列、再热蒸汽温度时间序列、发电量时间序列进行自相关性(autocorrelation coefficient, ACF)、偏自相关性(partial autocorrelation coefficient, PACF)分析,分析单一序列的拖尾特性和截尾阶数。

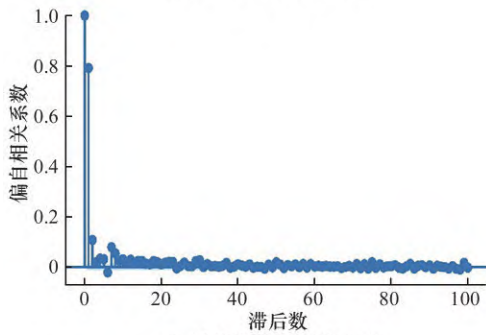
如图2—图4所示,分别为过热蒸汽温度时间样本序列、再热蒸汽温度时间序列的ACF与PACF分析结果。序列样本容量为1441个;自相关函数性质均为拖尾,偏自相关函数性质为截尾,故3种序列均符合单独建立自回归模型(autoregressive model, AR)的必要条件。

1.2.3 时间序列单位根检验

对1.2.2小节3个序列分别进行增广迪克-福勒



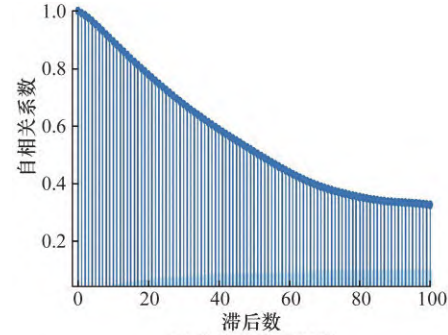
(a) 过热汽温度序列ACF



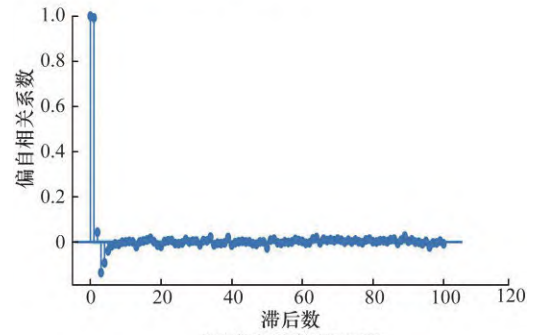
(b) 过热汽温度序列PACF

图2 过热蒸汽温度时间样本序列相关性分析

Fig.2 Correlation analysis of time sample series of superheated steam temperature



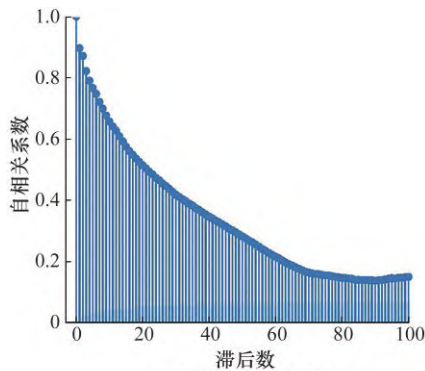
(a) 发电量序列ACF



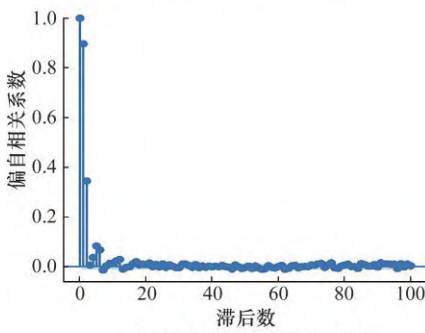
(b) 发电量序列PACF

图4 发电量时间样本序列相关性分析

Fig.4 Correlation analysis of time-sample series of electricity generation



(a) 再热汽温度序列ACF



(b) 再热蒸汽温度序列PACF

图3 再热蒸汽温度时间样本序列相关性分析

Fig.3 Correlation analysis of reheat steam temperature time sample series

(augmented dickey–fuller test, ADF)单位根检验,定量分析序列本身的平稳阶数^[25–26],判断序列是否需要协整检验。ADF检验模型为

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \rho X_{t-1} + \sum_{j=1}^m \delta_j \Delta X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

式中: α 为截距项; β 为趋势项系数; ρ 为一阶滞后系数; δ_j 为j阶滞后系数; ε_t 为随机误差项。使用SIC准则来根据样本量选择最优的滞后长度j。

根据单整性检验结果知,发电量序列、过热蒸汽温度序列、再热蒸汽温度序列的ADF统计量均小于显著性水平为0.01、0.05、0.1时,对应的拒绝域,故拒绝零假设,3个序列均为0阶单整时间序列,故无需进行序列间协整检验。

1.3 NSGA-II-VAR 负荷预测模型

1.3.1 VAR 模型基本原理

向量自回归模型(vector autoregression, VAR)是AR模型的推广,是经济学、自然科学领域中一种常用的模型^[27–30]。在一定的条件下,多元移动平均(moving average, MA)模型和差分自回归移动平均模型(autoregressive moving average model, ARMA)模型也可转化成VAR模型。向量自回归模

型把每个内生变量作为系统中所有内生变量滞后值的函数来构造模型,使得VAR模型在分析多个相关变量之间的动态关系时非常有用^[9]。本文将发电量时间序列、过热蒸汽时间序列和再热蒸汽时间序列的当期变量做为VAR模型输入,对上海某台燃煤发电机组未来8h的发电量进行回归预测,VAR预测模型为

$$y_t = c_0 + c_1^1 x_{t-1}^1 + c_2^1 x_{t-2}^1 + \dots + c_p^1 x_{t-p}^1 + c_1^2 x_{t-1}^2 + c_2^2 x_{t-2}^2 + \dots + c_p^2 x_{t-p}^2 + d_1 y_{t-1} + d_2 y_{t-2} + \dots + d_p y_{t-p} \quad (3)$$

式中: c_0 为模型截距项; $c_i, d_i (i \geq 1)$ 为变量系数; ε_t 为模型扰动项; $x_{t-i}^1 (i \geq 1)$ 为当期过热蒸汽温度; $x_{t-i}^2 (i \geq 1)$ 为当期再热蒸汽温度; y_{t-i} 为当期发电量; y_t 为待预测负荷值。

1.3.2 VAR预测模型构建

将过热蒸汽序列、再热蒸汽序列与发电量时间序列均视为内生变量,分别计算确定AIC指标、BIC指标、SIC指标、HQ指标及LR统计量,初步确定出VAR的模型滞后阶数范围 $p(p_1 < p < p_2)$ (其中: p_1 为上述指标确定阶数的最小值; p_2 为上述指标确定阶数的最大值,并且以LR统计量确定的阶数做为模型初始化阶数,得到初始化模型)。AIC指标、BIC指标、SIC指标、HQ指标计算公式为

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \quad (4)$$

$$BIC = -2\ln(L) + \ln(n)k \quad (5)$$

$$SIC = \ln(L) - k \ln(n) \quad (6)$$

$$HQ = -2\ln(L) + \ln(\ln(n))k \quad (7)$$

经计算,AIC指标确定的模型阶数为4阶;BIC指标确定的模型阶数为4阶;SIC及HQ指标确定的模型阶数为3阶;LR统计量确定的模型阶数为7阶。故VAR模型的阶数范围为 $3 \leq p \leq 7$,且初始化模型为VAR(7)。

采用最小二乘法对VAR(7)模型进行参数估计,模型估计结果结果为

$$y_t = 1.337y_{t-1} - 0.192y_{t-2} - 0.060y_{t-3} - 0.135y_{t-4} + 0.056y_{t-5} + 0.010y_{t-6} - 0.027y_{t-7} + 0.257x_{t-1}^1 - 0.123x_{t-2}^1 - 0.009x_{t-3}^1 - 0.189x_{t-4}^1 + 0.311x_{t-5}^1 - 0.142x_{t-6}^1 + 0.035x_{t-7}^1 - 0.639x_{t-1}^2 + 0.461x_{t-2}^2 + 0.008x_{t-3}^2 + 0.050x_{t-4}^2 - 0.164x_{t-5}^2 - 0.109x_{t-6}^2 + 0.205x_{t-7}^2 + 37.768 \quad (8)$$

式中: $x_{t-i}^1 (i \geq 1)$ 为当期过热蒸汽温度; $x_{t-i}^2 (i \geq 1)$ 为

当期再热蒸汽温度; y_{t-i} 为当期发电量; y_t 为待预测负荷值。

1.3.3 VAR预测模型优化

对VAR预测模型的阶数及截距项使用NSGA-II算法进行进一步优化。NSGA-II是一种常用的多目标优化算法,由Deb等^[31-33]在2002年提出。它是NSGA的改进版本,用于解决多目标优化问题,即同时优化多个互相冲突的目标函数。NSGA-II的目标是找到一组解(称为Pareto前沿)。在多目标优化中,通常不存在单一的最优解,而是存在一组有效解,这些解构成了帕累托前沿。帕累托前沿上的解被认为是相互非支配的,即在某个目标上改进一个解而不会使其在其他目标上变差^[34-36]。在NSGA-II算法中,找到一个“最优个体”实际上是指根据某种标准从帕累托前沿中选择一个解(因为在帕累托前沿上的解都是最优的,所以选择哪一个最优解取决于决策者的偏好)。

本文根据Pareto前沿中所有个体距离原点的欧几里得距离对个体进行排序,选择出欧氏距离最小的个体作为优化策略的最优解,其计算公式为

$$d = \sqrt{f_1^2 + f_2^2} \quad (9)$$

式中: d 为个体到原点的欧几里德距离; f_1 为目标函数1对应的坐标; f_2 为目标函数2对应的坐标。

NSGA-II算法优化VAR模型流程图如图5所示。

1.3.4 NSGA-II-VAR预测模型构建

经对比分析,以各类指标计算得出的阶数范围及VAR(7)模型截距的正负0.5倍范围为约束条件,如式(10)所示。在2022年10月31日8:00—2022年11月1日16:00的样本数据(样本数据间隔为5min)上测试模型的预测效果,得出RMSE与MAE指标,将2个指标视为优化目标函数 f_{RMSE}, f_{MAE} ,最小化上述目标函数,如式(11)、式(12)所示。采用NSGA-II算法对变量VAR模型阶数 p 及截距 c 进行进一步优化,直至NSGA-II算法迭代次数等于 $G=200$ 时停止迭代,确定出最终的参数个体,进而得到最终的VAR(p)模型。

$$\begin{cases} 3 \leq p \leq 7 (p \text{ 为整数}) \\ 37.768 - 37.768 \times 0.5 \leq c \\ \leq 37.768 + 37.768 \times 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中: p 为模型滞后阶数; c 为模型截距项。

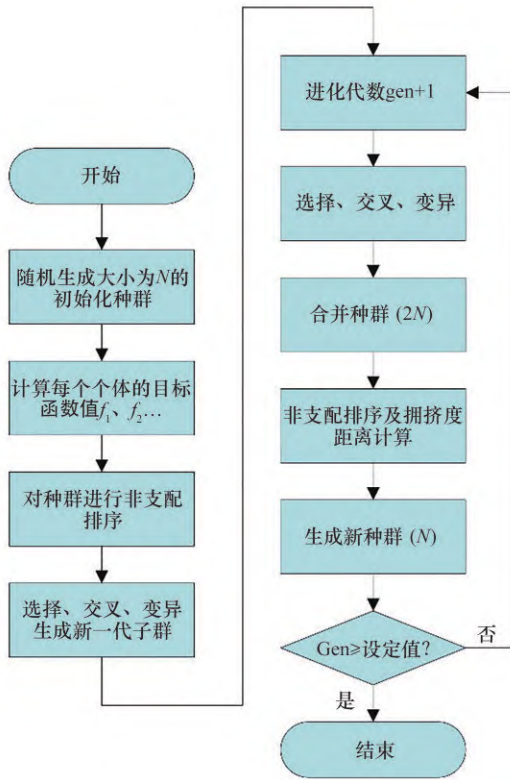


图5 NSGA-II 算法优化流程图

Fig.5 Flow chart of NSGA-II algorithm optimization

$$f_{RMSE, \min} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$f_{MAE, \min} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (12)$$

式中： y_i 为负荷实际值； \hat{y}_i 为负荷预测值； m 为样本数量。

初始化种群大小为150个个体 $[p_i, c_i]$, $1 \leq i \leq 150$ (i 为整数)。对个体进行选择、交叉和变异操作，最终得出个体的解集分布如图6所示。

在最优个体中选择在目标空间中距离原点(即均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)都达到最小值)最近的解。最终得出最优解个体为 $[6, 54.411]$, 最优预测模型为

$$y_i = 1.335y_{i-1} - 0.190y_{i-2} - 0.058y_{i-3} - 0.134y_{i-4} + 0.055y_{i-5} + 0.017y_{i-6} + 0.265x_{i-1}^1 - 0.162x_{i-2}^1 - 0.008x_{i-3}^1 - 0.192x_{i-4}^1 + 0.298x_{i-5}^1 - 0.082x_{i-6}^1 - 0.628x_{i-1}^2 + 0.45x_{i-2}^2 + 0.004x_{i-3}^2 + 0.051x_{i-4}^2 - 0.082x_{i-5}^2 - 0.006x_{i-6}^2 + 54.411 \quad (13)$$

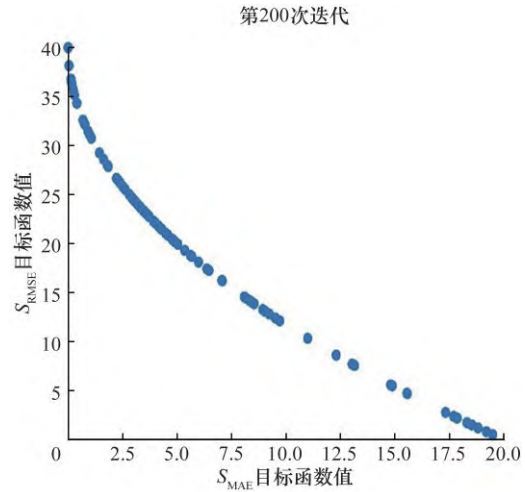


图6 最优个体解集分布

Fig.6 Optimal Individual Solution Set Distribution

1.3.5 最优模型平稳性检验

对式(13) VAR(6)预测模型进行单位圆平稳性检验, 确保预测发电量序列的随机过程统计特性在时间上保持不变, 以保证模型的可靠性。VAR模型平稳性检验结果为: 18个特征根均位于单位圆内部, 故预测模型平稳, 如图7所示。

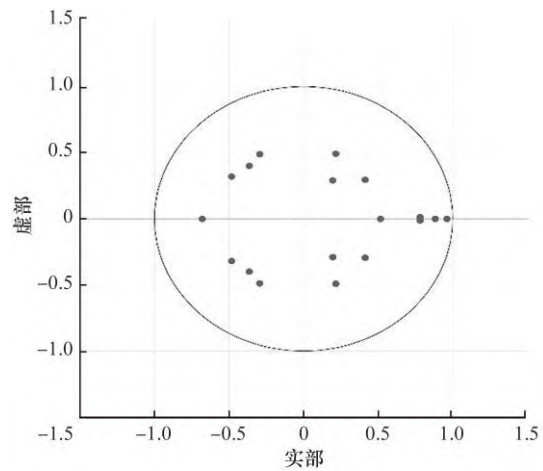


图7 模型平稳性检验

Fig.7 Model Smoothness Test

2 结果与讨论

为验证本文方法的有效性, 在数据集2022年11月2日8:00—2022年11月3日16:00的样本(样本数据间隔为5 min)上进行模型测试, 使用RMSE和MAE指标评估预测模型的准确性。采用RMSE和MAE 2个指标对比 NSGA-II-VAR模型、未采用

NSGA-II 算法优化的 VAR 模型和长短时记忆网络 (long short term memory networks, LSTM) 时间序列模型之间的预测效果, 如表 2 所示。模型预测值对比如图 8 所示。

由表 2 结果可知: NSGA-II-VAR 模型的预测效果相较于 VAR 和 LSTM 模型更好。其中, 相比于 VAR 模型, NSGA-II-VAR 模型的 S_{RMSE} 由 36.583 MW 降低至 15.341 MW, S_{MAE} 由 21.949 MW 降低至 7.839 MW。相比于 LSTM 模型, NSGA-II-VAR 模型的 S_{RMSE} 由 29.784 MW 降低至 15.341 MW, S_{MAE} 由 16.973 MW 降低至 7.839 MW。NSGA-II-VAR 模型的预测准确性相较于单一 VAR 模型有所提高, 且 VAR 模型的阶数与截距项经过 NSGA-II 算法的优化后, 其预测精度相比于传统 LSTM 时间序列预测模型精度也有所提高, 明显改善了单一 VAR 模型负荷预测精度低于 LSTM 模型的情况。

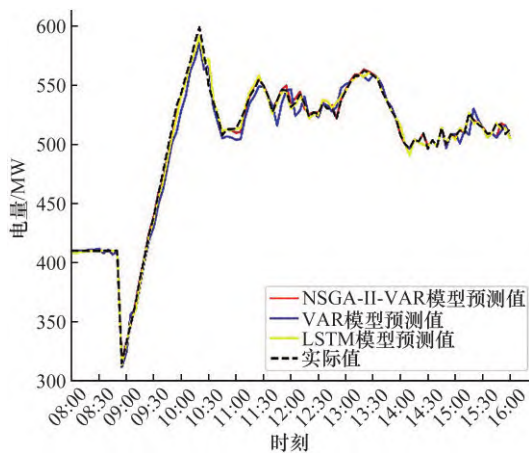


图8 模型预测结果

Fig.8 Graph of model prediction result

表2 不同模型的预测精度对比

Tab.2 Comparison of prediction accuracy of MW

项目	S_{RMSE}	S_{MAE}
NSGA-II-VAR	15.341	7.839
VAR	36.583	21.949
LSTM	29.784	16.973

由图 8 可知, 基于 NSGA-II-VAR 模型的燃煤电厂负荷预测模型预测值与实际值基本吻合, 且预测值与实际值的拟合效果相较于单一 VAR 模型与传统 LSTM 时间序列预测模型有明显提升。

3 结论

本文提出基于 NSGA-II-VAR 的燃煤电厂负荷预测方法, 从时间序列的相关性、平稳性研究出发, 建立适应于时间序列数据特征的负荷预测模型, 并得出结论如下:

1) NSGA-II-VAR 预测模型可以同时处理多个相互关联的时间序列变量, 因此适用于捕捉多个变量之间的相互依赖性和动态关系, 使模型在处理多变量时间序列预测问题时具有优势。

2) 本文采用 NSGA-II 算法对 AIC、BIC、SIC 和 HQ 4 类信息指标及 LR 统计量确定的模型阶数范围进行进一步寻优。与使用 LR 统计量确定最终阶数的方法相比, 采用优化算法寻优模型阶数可以通过最小化损失函数来拟合数据, 从而提高模型的准确性和拟合能力; 优化算法避免了多重假设检验问题和错误的显著性判断; 同时使用 NSGA-II 算法对模型截距项进行优化, 进一步修正了 VAR 模型的预测误差。

3) NSGA-II-VAR 预测模型较深度学习模型 LSTM 复杂度更低、计算效率更高, 模型可解释性更强, 预测结果更加准确。

在后续的研究工作中, 需要进一步考虑其他外部变量因素对燃煤电厂负荷波动的影响, 如天气温度、煤电负荷竞价交易量、机组调峰、检修状态等, 从而进一步提高预测模型的泛化性与精度。

参考文献:

- [1] 杨海瑞, 杨冬, 刘欢鹏. “燃煤电厂深调峰技术”专题客座主编致读者[J]. 洁净煤技术, 2023, 29(6): 3-6.
YANG Hairui, YANG Dong, LIU Huanpeng. Guest editor-in-chief of "deep peaking technology for coal-fired power plants" to readers [J]. Clean Coal Technology, 2023, 29(6): 3-6.
- [2] 杨冬锋, 刘厚伟, 孙勇, 等. 考虑绿证交易机制与碳捕集电厂深度调峰补偿的多主体联合调峰优化调度[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 100-112.
YANG Dongfeng, LIU Houwei, SUN Yong, et al. Optimized dispatch of multi-initiative joint peaking considering green certificate trading mechanism and deep peaking compensation for carbon capture power plants [J]. Power Grid Technology, 2024, 48(1): 100-112.
- [3] 胡涛, 茅大钧, 程鹏远, 等. 基于煤质预测的多目标优化配煤方法研究[J]. 热能动力工程, 2021, 36(12): 151-156.
HU Tao, MAO Dajun, CHENG Pengyuan, et al. Research on multi-

- objective optimization of coal blending method based on coal quality prediction[J].*Thermal Power Engineering*,2021,36(12):151-156.
- [4] 胡涛,茅大钧,程鹏远,等.基于火电厂发电量预测的多目标配煤方法[J].*煤炭转化*,2021,44(4):73-80.
HU Tao, MAO Dajun, CHENG Pengyuan, et al. Multi-objective coal allocation method based on power generation forecast of thermal power plant[J].*Coal Conversion*,2021,44(4):73-80.
- [5] 丁伟,任少君,司凤琪,等.一种基于HMF的火电机组短期负荷预测方法[J].*热能动力工程*,2020,35(1):191-197.
DING Wei, REN Shaojun, SI Fengqi, et al. A short-term load forecasting method for thermal power units based on HMF[J].*Thermal Power Engineering*,2020,35(1):191-197.
- [6] 王力光,封亚钊,王涛,等.基于IHMF算法的火电机组短期负荷预测研究[J].*能源研究与利用*,2021(1):47-50.
WANG Liguang, FENG Yazhao, WANG Taot et al. Study on short-term load forecasting of thermal power units based on IHMF algorithm[J].*Energy Research and Utilization*,2021(1):47-50.
- [7] 马良玉,成蕾.考虑回热循环的超超临界机组负荷预测神经网络模型[J].*热力发电*,2016,45(4):19-27+34.
MA Liangyu, CHENG Lei. Neural network model for load prediction of ultra-supercritical unit considering heat return cycle[J].*Thermal Power Generation*,2016,45(4):19-27+34.
- [8] 程鹏远,茅大钧,胡涛.基于移动平均及LSTM组合模型的火电厂日发电量预测研究[J].*青海电力*,2021,40(4):7-10+26.
CHENG Pengyuan, MAO Dajun, HU Tao. Research on daily power generation prediction of thermal power plant based on moving average and LSTM combination model[J].*Qinghai Electric Power*,2021,40(4):7-10+26.
- [9] 张然然,刘鑫屏.火电机组超短期负荷预测[J].*热力发电*,2018,47(7):52-57.
ZHANG Ranran, LIU Xinping. Ultra-short-term load forecasting for thermal power units[J].*Thermal Power Generation*,2018,47(7):52-57.
- [10] 李元,刘雨田,冯立伟.基于斯皮尔曼相关分析的非线性动态过程特征提取与故障检测[J].*山东科技大学学报(自然科学版)*,2023,42(2):98-107.
LI Yuan, LIU Yutian, FENG Liwei. Nonlinear dynamic process feature extraction and fault detection based on spearman correlation analysis[J].*Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*,2023,42(2):98-107.
- [11] 赵慧超,刘耀东,刘铭礼,等.基于Spearman相关性和燃烧三维数值计算的汽油机碳氢排放分析[J/OL].*吉林大学学报(工学版)*,1-10.[2024-04-22].<http://doi.org.shiep.vpn358.com/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230590>.
ZHAO Huichao, LIU Yaodong, LIU Mingli, et al. Hydrocarbon emission analysis of gasoline engine based on Spearman's correlation and combustion three-dimensional numerical calculation[J/OL].*Journal of Jilin University (Engineering Edition)*,1-10.[2024-04-22].<http://doi.org.shiep.vpn358.com/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230590>.
- [12] 王仲平,何黎黎,丁更乾.基于EMD-LSTM-ARMA模型短期发电量组合预测[J].*现代电子技术*,2023,46(3):151-155.
WANG Zhongping, HE Lili, DING Gengqian. Short-term power generation combination prediction based on EMD-LSTM-ARMA model[J].*Modern Electronic Technology*,2023,46(3):151-155.
- [13] 滕陈源,丁逸超,张有兵,等.基于VMD-Informer-BiLSTM模型的超短期光伏功率预测[J].*高电压技术*,2023,49(7):2961-2971.
TENG Chenyuan, DING Yichao, ZHANG Youbing, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction based on VMD-Informer-BiLSTM model[J].*High Voltage Technology*,2023,49(7):2961-2971.
- [14] HESAMIAN G, TOKKIAN F, JOHANNSEN A, et al. An exponential autoregressive time series model for complex data[J].*Mathematics*,2023,11(19):3329-3337.
- [15] NIHARIKA B, SINGH MD, ARUN K, et al. Humbert generalized fractional differenced ARMA processes[J].*Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*,2023(9):125.
- [16] JALAL M U. Investigating the impulse responses of renewable energy in the context of China: A bayesian VAR approach[J].*Renewable Energy*,2023,219(2):9981-9989.
- [17] 刘洪,王丹阳,高跃伟.稳态随机先验下MF-VAR预测模型及其应用[J].*统计与决策*,2023,39(5):22-26.
LIU Hong, WANG Danyang, GAOYuewei. MF-VAR forecasting model and its application under steady state stochastic prior[J].*Statistics and Decision Making*,2023,39(5):22-26.
- [18] 谢林林,姚雪松,王志勇.金融发展、科技创新与产业升级—基于VAR和中介效应模型的实证研究[J].*技术经济与管理研究*,2023(9):42-47.
XIE Linlin, YAO Xuesong, WANG Zhiyong. Financial development, scientific and technological innovation and industrial upgrading: an empirical study based on VAR and mediation effect model[J].*Research on Technological Economy and Management*,2023(9):42-47.
- [19] 张筱峰,符环宇.美联储加息对中国多层次债券市场的溢出效应—基于TVP-SV-VAR模型的实证研究[J].*经济问题*,2023(12):34-41.
ZHANG Xiaofeng, FU Huanyu. Spillover effects of Fed's interest rate hike on China's multilevel bond market—an empirical study based on TVP-SV-VAR model[J].*Economic Issues*,2023(12):34-41.
- [20] 崔惠颖,赵海文.经济政策不确定性、企业家信心与出口贸易——基于TVP-SV-VAR模型的实证分析[J].*技术经济与管理研究*,2023(10):94-99.
CUI Huiying, ZHAO Haiwen. Economic policy uncertainty, entrepreneurial confidence and export trade—an empirical analysis based on TVP-SV-VAR model[J].*Research on Technical Economics and Management*,2023(10):94-99.
- [21] MALAGHBP R. Adaptive information-based methods for determining the co-integration rank in heteroskedastic VAR models[J].*Econometric Reviews*,2023,42(9):725-757.
- [22] YONGMIAO S T Z. Fast estimation of a large TVP-VAR model with score-driven volatilities[J].*Journal of Economic Dynamics and Control*,2023,157(6):11157-11166.

- [23] 陈腾,阮舟,郑志敏.基于VAR和集成神经网络分位数回归的短期负荷概率预测[J].电力需求侧管理,2023,25(6):63-68.
CHEN Teng, RUAN Zhou, ZHENG Zhimin. Short-term load probability forecasting based on VAR and integrated neural network quantile regression[J]. Electricity Demand Side Management, 2023, 25(6):63-68.
- [24] 寇露彦,廖竞,李学俊,等.基于VAR模型的加拿大气候变化预测[J].计算机与现代化,2022(10):13-18.
KOU Luyan, LIAO Jing, LI Xuejun, et al. Climate change prediction in Canada based on VAR model[J]. Computer and Modernization, 2022(10):13-18.
- [25] 范涛涛,寇艳廷,刘晨,等.时间序列分析中数据的平稳性判定研究[J].现代电子技术,2013,36(4):66-68, 72.
FAN Taotao, KOU Yanting, LIU Chen, et al. Hongchan. Research on the determination of smoothness of data in time series analysis[J]. Modern Electronic Technology, 2013, 36(4):66-68, 72.
- [26] 管河山,邹清明,罗智超.时间序列平稳性分类识别研究[J].统计与信息论坛,2016,31(4):3-8.
GUAN Heshan, ZOU Qingming, LUO Zhichao. Research on classification identification of time series smoothness[J]. Statistics and Information Forum, 2016, 31(4):3-8.
- [27] 王倩,郝文倩,廖泽芳.官方新闻对人民币汇率变动的影响——基于TVP-VAR模型的研究[J].管理现代化,2024(2):38-51.
WANG Qian, HAO Wenqian, LIAO Zefang. The impact of official news on RMB exchange rate changes - a study based on TVP-VAR model[J]. Management Modernization, 2024(2):38-51.
- [28] İSMAIL C, HAKAN K. Forecasting the dynamics of the Istanbul real estate market with the Bayesian time-varying VAR model regarding housing affordability[J]. Habitat International, 2024(9):13035-13043.
- [29] CAO Huimin, WANG Ping, ZHANG Surong, et al. Research on the relationship between environmental and economic coupling systems in bohai bay area based on a vector autoregression (VAR) model[J]. Journal of Ocean University of China, 2024, 23(2):557-566.
- [30] ZHANG Q, WEI R. Carbon reduction attention and financial market stress: a network spillover analysis based on quantile VAR modeling[J]. Journal of environmental management, 2024(8): 120640-120652.
- [31] 李超文,尹瑞雪.基于GA-BP与NSGA-II的数控铣削参数优化研究[J].工具技术,2024,58(3):86-92.
LI Chaowen, YIN Ruixue. Research on optimization of CNC milling parameters based on GA-BP and NSGA-II [J]. Tool Technology, 2024, 58(3):86-92.
- [32] 叶恒昌,龚红英,张志强,等.基于响应面法和NSGA-II的接线盒仿真优化[J].锻压技术,2023,48(4):72-76.
YE Hengchang, GONG Hongying, ZHANG Zhiqiang, et al. Simulation optimization of junction box based on response surface method and NSGA-II [J]. Forging Technology, 2023, 48(4):72-76.
- [33] SHI S, XIONG H. Solving the multi-objective job shop scheduling problems with overtime consideration by an enhanced NSGA-II [J]. Computers Industrial Engineering, 2024(3):19011-19023.
- [34] LI J, TAO L, CHEN Y, et al. Heat dissipation optimization of ventilated brake disc recirculation zone based on NSGA-II algorithm[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2024, 238(5): 1263-1276.
- [35] 杨昊霖,王茹芸,罗利敏,等.基于改进NSGA-II算法的RV减速器参数多目标优化研究[J/OL].机电工程,2024: 1-10.[2024-04-23]. [http://h-p.kns.cnki.net.shiep.vpn358.com/kcms/detail/33.1088.TH.20231129.1426.009.html](http://h-p.kns.cnki.net/shiep.vpn358.com/kcms/detail/33.1088.TH.20231129.1426.009.html).
YANG Haolin, WANG Ruyun, LUO Limin, et al. Research on multi-objective optimization of RV gearbox parameters based on improved NSGA-II algorithm [J/OL]. Electromechanical Engineering, 2024: 1-10. [2024-04-23]. [http://h-p.kns.cnki.net.shiep.vpn358.com/kcms/detail/33.1088.TH.20231129.1426.009.html](http://h-p.kns.cnki.net/shiep.vpn358.com/kcms/detail/33.1088.TH.20231129.1426.009.html).
- [36] 李二超,刘辰森.Pareto解集旋转的分类多策略预测动态多目标优化[J/OL].计算机工程与应用,2024: 1-18.[2024-04-23].[http://h-p.kns.cnki.net.shiep.vpn358.com/kcms/detail/11.2127.tp.20240318.0902.003.html](http://h-p.kns.cnki.net/shiep.vpn358.com/kcms/detail/11.2127.tp.20240318.0902.003.html).
LI Erchao, LIU Chenmiao. Dynamic multi-objective optimization for categorical multi-strategy prediction with Pareto solution set rotation[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 2024: 1-18. [2024-04-23]. [http://h-p.kns.cnki.net.shiep.vpn358.com/kcms/detail/11.2127.tp.20240318.0902.003.html](http://h-p.kns.cnki.net/shiep.vpn358.com/kcms/detail/11.2127.tp.20240318.0902.003.html).



第一作者简介:韩伟伦(1994—),男,硕士研究生,主要从事智慧电厂等方面的研究, 383507304@qq.com;



通信作者简介:茅大钧(1966—),男,教授,主要从事智慧燃料、故障预警等方面的研究, maodajun@sina.cn;



陈思勤(1970—),女,教授级高级工程师,主要从事电厂生产过程自动化和智能化等方面的研究, chensiqin36881@hotmail.com。