

火电机组变负荷过程热耗率特性分析与修正方法研究

刘维,任少君,司凤琪

(东南大学 能源热转换及过程测控教育部重点实验室,江苏 南京 210096)

摘要:为解决火电机组频繁大幅变负荷过程中动态特性引起的热耗率计算精确度与可靠性下降问题,本文以某600 MW 抽凝机组为研究对象,利用 APROS 仿真软件构建机组动态模型,并在此基础上进行升降负荷仿真验证。将不同升降负荷速率下机组动态过程的计算热耗率与稳态模型计算结果进行对比,分析机组变负荷过程热耗率动态特性,提出动态热耗率的修正方法,将实时热耗率分为稳态热耗率与动态热耗率偏差,并依据极端随机树(Extra Trees)算法建立动态热耗率偏差预测模型,将稳态热耗率作为机组热经济性评价指标。结果表明:修正后的热耗率相比于修正前波动减少,变化趋势更为平稳,计算结果更为准确可靠。

关键词:火电机组;热耗率;动态过程

中图分类号:TM621

文献标识码:A

DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.12.008

[引用本文格式] 刘维,任少君,司凤琪. 火电机组变负荷过程热耗率特性分析与修正方法研究[J]. 热能动力工程,2024,39(12):67-74. LIU Wei, REN Shaojun, SI Fengqi. Research on analysis and correction methods for thermal rate characteristics of thermal power units during variable load process [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(12): 67-74.

Research on Analysis and Correction Methods for Thermal Rate Characteristics of Thermal Power Units During Variable Load Process

LIU Wei, REN Shaojun, SI Fengqi

(Key Laboratory of Energy Thermal Conversion and Control of the Ministry of Education, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096)

Abstract: To address the decline in accuracy and reliability of heat rate calculations caused by dynamic characteristics during frequent and significant load changes in thermal power units, this paper took a 600 MW extraction-condensing unit as the research subject, a dynamic model was constructed using the APROS simulation software, and simulation validations for load increase and load reduction were conducted based on this model. The calculated heat rates during the dynamic process of the unit under different load change rates were compared with the results calculated by the steady-state model. The dynamic characteristics of the heat rate during the load change process of the unit were analyzed, and a correction method for the dynamic heat rate was proposed. The real-time heat rate was divided into a steady-state heat rate and a dynamic heat rate deviation. Based on the extreme random tree (extra trees) algorithm, a prediction model for the dynamic heat rate deviation was established, with the steady-state heat rate serving as an indicator for evaluating the thermal economic performance of the unit. The results show that the fluctuation of the corrected heat rate is reduced compared to that before the correction, the trend is more stable, and the calculation results are more accurate and reliable.

Key words: thermal power units, thermal rate, dynamic process

引 言

实现燃煤机组快速变负荷、提高机组运行灵活性是推进现代能源系统变革、促进新型电力系统建设的重中之重^[1]。如何在实现机组快速变负荷的同时保持运行稳定性是未来发展中亟需解决的难题。不同于稳定工况,动态负荷条件下的热储存特性导致热工质释放热量与冷工质吸收热量不相等,能量传递的不匹配引发系统内工作介质参数的动态响应延迟,使得机组工质参数变化存在滞后现象^[2-3]。为适应机组灵活性的运行特征,实现动态过程的节能降耗成为当前火电机组技术发展的新方向。

作为衡量发电机组运行效率和经济性的关键性能指标,热耗率是机组性能监测的主要内容之一。然而,在计算实时热耗率的过程中,由于受到动态过程中复杂因素影响,基于传统稳态工况假设的计算结果出现显著波动。这种波动性不仅妨碍了对机组运行经济性的准确评估,还降低了机组性能监测的可靠性和精确度^[4]。

针对火电机组热耗率实时计算准确性问题,众多学者已经从多个维度进行了深入研究,包括影响因素分析、计算方法改进与修正、机器学习模型预测等方面。文献[5]对影响热耗率计算准确性的关键因素以及主要参数进行了归纳分析。闫顺林等人^[6]基于热力系统能效分析模型,提出主蒸汽压力对热耗率的修正计算模型。张彦鹏等人^[7]分别对供热循环和凝汽循环机组进行研究,提出背压对机组热耗率的修正计算方法。部分学者利用预测算法模型,如快速学习网络(Fast Learning Network,FLN)^[8]、

广义回归神经网络(General Regression Neural Network, GRNN)^[9]、最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)^[10]等,结合现场运行数据建立热耗率的预测模型。同时,为提高预测精度,利用智能算法,如混沌粒子群优化算法(Chaotic Particle Swarm Optimization, CPSO)、多目标萤火虫算法(Multi-Objective Firefly Algorithm, MOFA)、混沌非线性灰狼优化算法(Chaotic Nonlinear Grey Wolf Optimizer, CNGWO)等,优化模型参数。动态过程对热耗率计算的影响也引起部分学者关注,考虑到容积效应机理,推导热耗率修正数学模型^[11]。然而,上述方法或大多集中于稳态工况下热耗率计算而忽略动态特性的影响,或从单一参数入手进行热耗率修正而缺乏综合考量。因此,有必要进一步研究变负荷过程的热耗率特性及修正方法。

为深入研究火电机组变负荷过程热耗率变化动态特性,本文以某 600 MW 抽凝机组为研究对象,利用 APROS 仿真软件建立机组动态模型,进行升降负荷仿真实验。将不同升降负荷速率下机组动态过程的计算热耗率与稳态模型计算结果进行对比,分析机组变负荷过程热耗率动态特性,提出动态热耗率的修正方法。

1 研究对象和仿真模型

1.1 研究对象

以某 600 MW 抽凝机组为研究对象,该机组采用亚临界压力一次中间再热控制循环汽包锅炉和单轴三缸四排汽直接空冷凝气式汽轮机。

燃用煤种的工业煤质分析如表 1 所示。

表 1 燃用煤种煤质分析结果

Tab.1 Analysis results of coal type and coal quality for combustion

元素分析					工业分析			低位发热量
$C_{ar}/\%$	$H_{ar}/\%$	$O_{ar}/\%$	$N_{ar}/\%$	$S_{ar}/\%$	$A_{ar}/\%$	$M_t/\%$	$V_{daf}/\%$	$Q_{net,ar}/\text{kJ}\cdot\text{kg}^{-1}$
50	3.14	10.27	1.19	0.45	26.45	8.50	38.46	18 880

1.2 APROS 建模的理论依据

APROS 仿真软件作为一种用于模拟能源动力系统、电厂以及工业过程的高精度动态仿真工具,由芬兰国家技术研究院与芬兰富腾工程技术有限公司联合研发。基于 APROS 平台,通过动态平衡方程确

保质量、能量以及动量守恒,为混合物料流动、固体内部热传递以及流体与固体结构间的热量交换提供了有效的解决方案^[12]。

APROS 提供从建模、分析到仿真的全过程支持,适用于多种电厂的动态过程分析和自动化系统

的协同工作研究。软件内置了经过验证的解算器和单元模型库,其中不同模块内可设计具体的空间尺寸、流动参数、传热参数及计算精度等,支持电厂热力系统运行的动态模拟,有助于用户使用简单的动态建模和仿真工具。同时,APROS 软件能够进行高精度的动态仿真,模拟系统的瞬变现象和不同状态^[13]。

1.3 仿真模型

利用 APROS 仿真软件构建模型,采用模块化分析方法,将机组模型分解为锅炉模块和汽轮机模块。

1.3.1 锅炉系统模型

锅炉作为一种复杂能量的转化设备,在汽水循环中,其输入工质为给水,输出工质为过热蒸汽。在风烟侧,输入工质为煤粉和一/二次风等,输出工质为烟气。根据锅炉实际工作流程,分别搭建汽水系统和风烟系统等子系统模块,并依据汽水流动及烟气走向,将各子系统相互连接,构建锅炉系统仿真模型如图 1 所示。

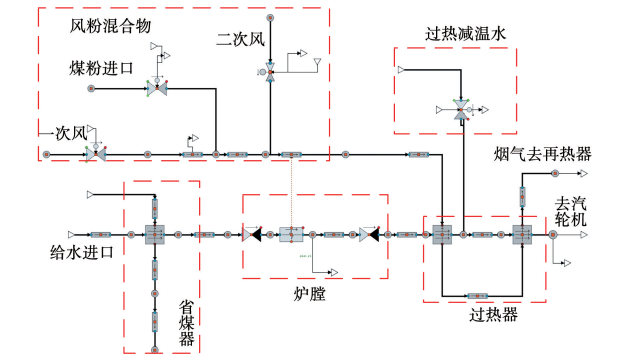


图 1 锅炉系统仿真模型
Fig. 1 Boiler system simulation model

1.3.2 汽轮机系统模型

依据汽轮机各缸体结构、凝汽器以及高/低加热器特性,依次搭建高/中/低压缸模型、凝汽器与循环水系统模型、高/低压加热器与除氧器模型等,实现汽轮机系统的建模如图 2 所示。将锅炉系统模型与汽轮机系统模型相互对接,完成机组仿真模型的搭建。在此基础上,根据实际运行需求,进一步完成测量及控制系统的模型构建。

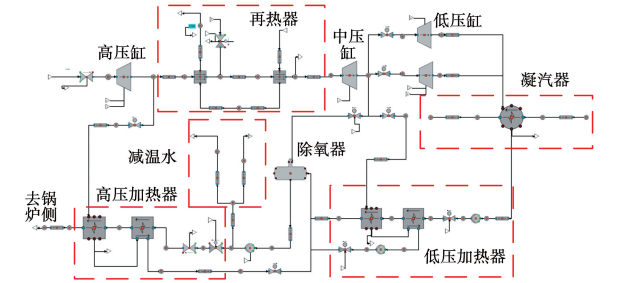


图 2 汽轮机系统仿真模型
Fig. 2 Steam turbine system simulation model

1.4 模型验证

1.4.1 模型稳态验证

表 2 给出了典型工况下机组设计值与模型仿真值对比结果。以热耗率验收(THA)工况为基点,对 100% THA、75% THA 和 50% THA 3 种典型工况下机组主要参数的设计值和模型仿真值进行验证。由表 2 可知,在不同工况下机组设计值与模型仿真值吻合度较高,最大偏差不超过 1%,满足稳态精度要求,表明 APROS 仿真软件搭建的机组模型在稳态工况下具有较高的准确性。

表 2 典型工况下机组主要参数设计值与模型仿真值对比
Tab. 2 Comparison between design values of main parameters of the unit and simulated values of the model under typical operating conditions

参 数	设计值			仿真值		
	100% THA	75% THA	50% THA	100% THA	75% THA	50% THA
主蒸汽温度/℃	538	538	538	538	538	538
主蒸汽压力/MPa	16. 67	14. 71	9. 886	16. 67	14. 71	9. 886
主蒸汽流量/kg·s ⁻¹	532	376. 68	248. 38	532	376. 68	248. 38
再热蒸汽压力/MPa	3. 543	2. 586	1. 752	3. 545	2. 578	1. 765
再热蒸汽温度/℃	538	538	538	538	538	538
排汽焓/kJ·kg ⁻¹	2 446. 1	2 478. 6	2 503. 4	2 441. 2	2 469. 3	2 491. 6

1.4.2 模型动态响应验证

为进一步评估模型的精确性,确定模型的可行性,将模型的动态响应过程与机组现场实际数据进行对比,分析升、降负荷过程仿真模型输出结果与现

场实际输出结果对比如图 3、图 4 所示。

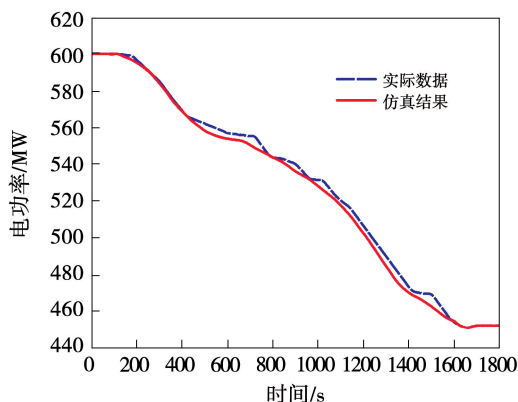


图 3 100%THA ~ 75%THA 降负荷响应过程仿真模型输出结果和现场实际输出结果对比

Fig. 3 Comparison between simulation model output results and actual on-site output results in the response process of load reduction from 100% THA to 75% THA

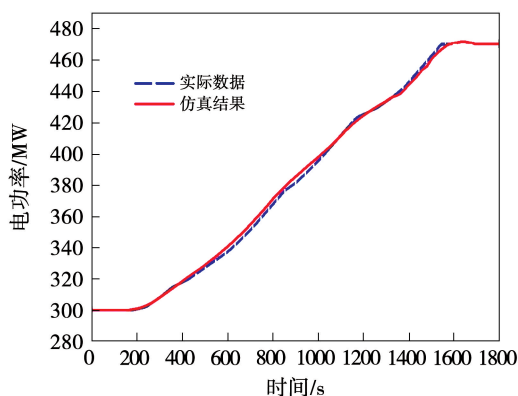


图 4 55%THA ~ 75%THA 升负荷响应过程仿真模型输出结果和现场实际输出结果对比

Fig. 4 Comparison between simulation model output results and actual on-site output results in the response process of load increase from 55% THA to 75% THA

由图 3、图 4 电功率变化曲线可以看出,机组仿真模型在升降负荷过程中运行稳定,负荷的变化趋势及动态过渡过程响应效果好,所建模型能够满足机组特性分析及系统动态运行的精度要求,可为后续研究提供模型和数据的支持。

2 机组热耗率动态特性分析

2.1 热耗率特性分析

热耗率是反映机组运行经济性的重要指标,通过热力试验获取稳定状态下的运行参数,并在此基础上进行计算得出热耗率结果。绝大多数在线计算

方法是以机组处于稳定工况为基本前提,在热力试验规程的基础上制定的^[14],而现机组实际运行处于灵活变工况中,稳态热耗在线计算方法已不能满足机组在动态运行状态下所需的精确度。机组的历史运行数据曲线表明,在变负荷过程中,热耗率的在线计算结果会有较大波动。

只要机组运行过程处于工况变化中,通过稳态计算方法计算热耗率将不可避免地导致误差,热耗率在线计算方法基于以下假设:

(1) 忽略汽轮机高/中/低压缸体及各连接管道之间的热惯性作用;

(2) 忽略再热器及冷再、热再管道热惯性作用;

(3) 忽略各高/低压加热器热惯性作用。

当不计过热器、再热器减温水以及其他汽水损失时,再热式汽轮机热耗率:

$$HR = \frac{D_0(h_0 - h_f) + D_{rc}(h_{rh} - h_{rc})}{P_{el}} \quad (1)$$

式中: HR —机组热耗率, $\text{kJ}/(\text{kW} \cdot \text{h})$; P_{el} —发电机功率, MW ; D_0 —主蒸汽流量, kg/s ; h_0 —主蒸汽焓, kJ/kg ; h_f —给水焓, kJ/kg ; D_{rc} —冷再热蒸汽流量, kg/s ; h_{rh} —冷再热蒸汽焓, kJ/kg ; h_{rc} —热再热蒸汽焓, kJ/kg 。

当机组处于热力试验要求的稳定工况时,上述计算热耗率公式是可行的,因为此时假设均可满足,认为给水流量与主蒸汽流量相等,且再热器的冷端与热端流量一致。然而,由于再热器、汽轮机各缸体以及连通管道的容积效应,动态过程中再热器热端流量变化滞后于冷端流量变化,造成冷热端流量不等,同时给水流量与主蒸汽流量不等,此时假设不再成立。

2.2 仿真模型结果分析

机组从某一稳态工况过渡到另一稳态工况称为变负荷过程,在不同变负荷速率下机组以不同路径到达同一稳态工况属于不同的变负荷过程。

本文研究在 500 ~ 600 MW 升负荷过程中,控制升负荷速率为 4 MW/min 时,机组变负荷过程动态特性参数变化,如图 5 所示。同时计算不同变负荷速率下机组动态过程热耗率,并将其与稳态模型计算热耗率进行对比。

由图 5 可知,在升负荷过程中,主蒸汽流量与冷再热蒸汽流量随负荷增加而增加;升负荷起始阶段

和结束阶段对应的热耗率出现骤升及骤降变化,这是由于相同负荷下主蒸汽流量在脱离稳态以及重新恢复稳态时相较于稳态主蒸汽流量产生偏差所致,造成计算热耗率变化;而在升负荷中间阶段,热耗率随负荷增加而缓慢降低,这与稳态热耗率与负荷的对应关系相符。

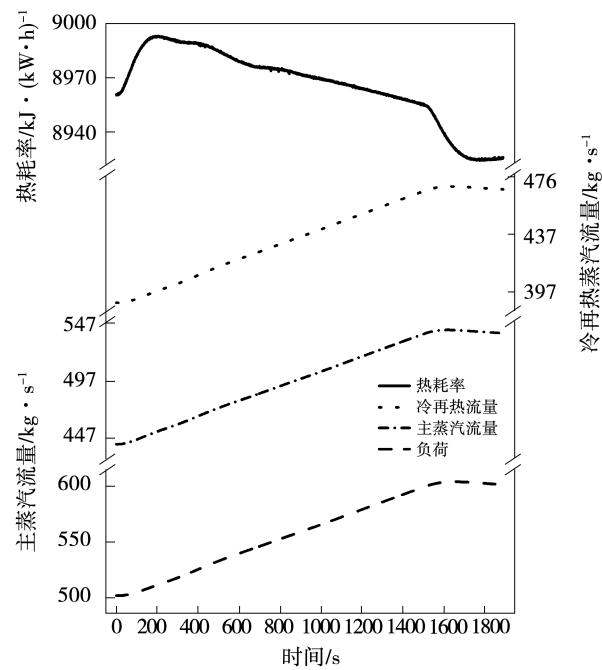


图 5 升负荷速率为 4 MW/min 时,机组动态特性参数变化

Fig. 5 Variation of dynamic characteristic parameters of the unit when load increase rate is 4 MW/min

对机组动态过程中的热惯性作用进行研究,主蒸汽流量、给水流量变化关系如图 6 所示。

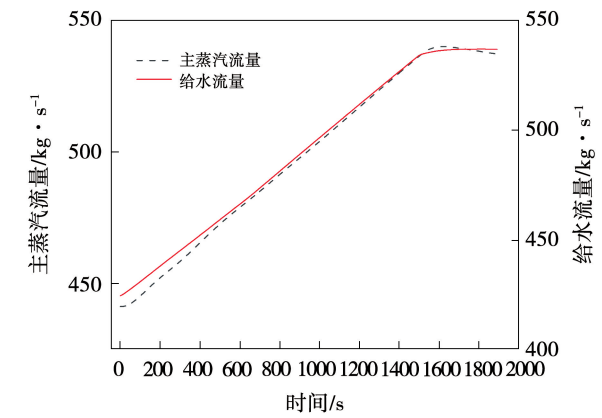


图 6 升负荷过程主蒸汽流量、给水流量变化图

Fig. 6 Diagram of changes in main steam and feedwater flow during load increase process

当升负荷指令发出时主蒸汽流量变化滞后于给水流量变化,由于动态过程中的延迟环节带来热惯性作用,使得给水流量与主蒸汽流量之间存在滞后效应。同理,在冷再热蒸汽流量与热再热蒸汽流量之间同样存在滞后效应。这是因为在动态过程中应用稳态热耗率计算公式会产生偏差,机组的实时在线热耗率计算曲线产生较大波动,影响运行人员对机组实时运行经济性的判断。

动态过程中不同升降负荷速率下热耗率与负荷关系如图 7 所示。其中,稳态热耗率的计算结果是采用机组仿真模型在对应负荷下处于稳态时根据相关参数计算得到的,由一系列稳态点组成。不同变负荷速率下计算得到的热耗率不同,相比于稳态模型下的计算热耗率,升负荷速率越快,机组热耗率越高,降负荷速率越快,机组热耗率越低。

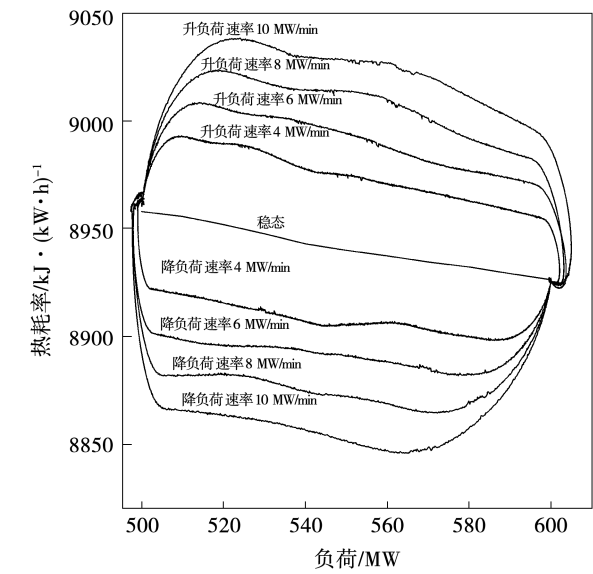


图 7 不同升降负荷速率下热耗率与负荷的关系

Fig. 7 The relationship between thermal rate and load under different load ramp rates

通过不同的变负荷过程机组从一个稳定工况达到另一个稳定工况,变化过程的热耗率因变负荷速率的不同而存在差异。火电机组在变负荷时,机组的实时热耗率受机组负荷和不同升降负荷速率的影响。由于在稳态过程中机组热耗率与负荷基本呈线性关系,将机组热耗率受负荷影响部分采用稳态模型计算记为 HR_{steady} ,以变负荷过程引起的热耗率增(减)量 δHR 作为修正项,建立动态过程机组热耗率

实时计算模型为:

$$HR(\tau) = HR_{\text{steady}}(\tau) + \delta HR(\tau) \quad (2)$$

式中: $HR(\tau)$ —动态过程实时热耗率, $\text{kJ}/(\text{kW} \cdot \text{h})$; $HR_{\text{steady}}(\tau)$ —对应负荷下稳态热耗率, $\text{kJ}/(\text{kW} \cdot \text{h})$; $\delta HR(\tau)$ —动态过程引起的热耗率偏差, $\text{kJ}/(\text{kW} \cdot \text{h})$; τ —时间, s 。

3 机组热耗率动态修正方法

在机组实际运行过程中可以通过机组实时运行数据计算得到实时热耗率,然而由于实时热耗率波动性较大,很难通过实时热耗率对机组动态运行过程的经济性进行评价,而采用以上动态过程机组热耗率实时计算模型可以得到,升负荷时 $\delta HR(\tau)$ 为正,降负荷时 $\delta HR(\tau)$ 为负:

$$HR_{\text{steady}}(\tau) = HR(\tau) - \delta HR(\tau) \quad (3)$$

以升降负荷速率为 $4 \text{ MW}/\text{min}$ 为例,动态与稳态工况下热耗率与负荷关系如图 8 所示。可以通过热耗率的稳态计算指标 $HR_{\text{steady}}(\tau)$ 对机组动态过程运行经济性进行评价。在已有机组实时热耗率计算结果的基础上,通过建立动态热耗偏差预测模型进一步挖掘热耗率的稳态计算指标。

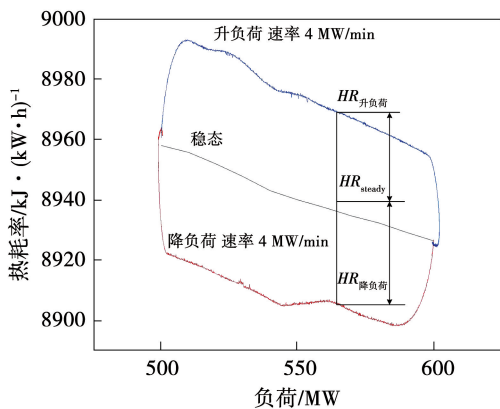


图 8 升降负荷速率为 $4 \text{ MW}/\text{min}$ 时动态与稳态工况下热耗率与负荷关系

Fig. 8 The relationship between dynamic and steady-state thermal rates and load when load ramp rate is $4 \text{ MW}/\text{min}$

在不同负荷与变负荷速率下,机组动态热耗偏差 $\delta HR(\tau)$ 不同,这表明动态热耗偏差与实时负荷 P_{el} 以及变负荷速率 V_{e} 有关,同时,由于不同变负荷过程中负荷变化的起终点影响对应的动态过程实时

热耗率,动态热耗偏差还与实时热耗率相关,故 $\delta HR(\tau) = f(P_{\text{el}}(\tau), V_{\text{e}}(\tau), HR(\tau))$ 。

以升负荷过程为例,构建以负荷、热耗率、变负荷速率为输入参数,动态热耗率偏差为输出参数的预测模型。由于建模维度较高,数据量较大,初步筛选认为极端梯度提升算法(Extreme Gradient Boosting, XG-BooSet)^[15]、梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)^[16]、极端随机树(Extra Trees)^[17]和随机森林(Random Forest, RF)^[18]具有较好的预测效果,故选取以上 4 种算法进行对比优选。采用 4 个指标对算法的精度和拟合度进行评估,其中,精度指标有均方误差(Mean Square Error, MSE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE);拟合度指标为决定系数 R^2 。

采集升负荷段 $450 \sim 600 \text{ MW}$ 和 $500 \sim 600 \text{ MW}$, 升负荷速率 $4, 6, 8$ 和 $10 \text{ MW}/\text{min}$, 共计 12 750 条仿真数据作为训练集;将升负荷段 $550 \sim 600 \text{ MW}$, 升负荷速率 $6 \text{ MW}/\text{min}$, 共计 870 条数据作为测试集。对不同算法的预测结果进行多项误差指标分析,结果如图 9 所示。由图 9 可知,相较于其他算法,Extra Trees 算法精度误差指标最小,拟合度指标最高,在上述训练测试集中具有最佳预测精度。

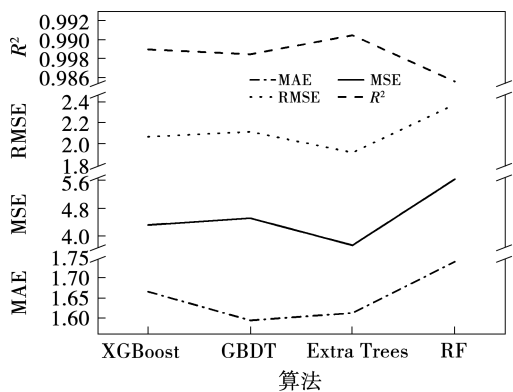


图 9 不同算法评价指标

Fig. 9 Evaluation metrics for different algorithms

根据对比分析结果,采用 Extra Trees 算法作为热耗率偏差预测算法。在机组动态过程中根据实时数据计算实时热耗率,由预测模型输出热耗率动态偏差值,对实时热耗率进行修正,得到相对平稳的、与负荷相关性更强的稳态热耗率值,作为机组动态

过程经济性评价指标。

将上述模型应用于机组频繁的变负荷过程中,对模型应用效果进行检验,基于机组仿真模型开展升降负荷仿真试验,不同变负荷速率下负荷随时间变化如图 10 所示。采集仿真数据计算机组的实时热耗率,同时根据动态热耗率偏差模型输出计算得到稳态热耗率值作为优化后结果。实时热耗率优化前后对比如图 11 所示。在变负荷过程中,由于动态过程的影响实时计算的热耗率存在较大波动,在某一负荷下会对应多个热耗率,使得热耗率与负荷之间呈带状分布,根据热耗率偏差模型得到的修正热耗率相比于修正前不仅波动减少,变化趋势也更平稳,而且修正后的热耗率与负荷关系相比于修正前更明确且更接近设计值,说明修正后得到的热耗率更准确可靠。

4 结 论

- (1) 动态过程实时热耗率由两部分组成,即实时负荷对应的稳态计算热耗率和动态热耗率偏差;机组动态热耗率偏差受机组负荷和变负荷速率影响。
- (2) 机组变负荷起始与结束阶段是热耗率波动最剧烈阶段,升负荷过程,动态热耗率相比于稳态热耗率正向偏离;降负荷过程负向偏离,且随着机组变负荷速率的增加,动态热耗率偏差变大。
- (3) 对比分析多种预测算法模型,建立了基于极端随机树的动态热耗率偏差预测模型,并基于该模型提出热耗率动态修正方法,结果表明修正后热耗率相比于修正前波动减少,变化趋势更平稳,修正后热耗率更准确可靠。

参考文献:

[1] 帅 永,赵 斌,蒋东方,等.中国燃煤高效清洁发电技术现状与展望[J]. 热力发电,2022,51(1):1-10.
SHUAI Yong,ZHAO Bin,JIANG Dongfang,et al. Status and prospect of coal-fired high efficiency and clean power generation technology in China[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(1): 1-10.

[2] 王朝阳,李冰心,苗国耀,等.660 MW 机组不同变负荷速率下瞬态过程的能耗特性研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(19):5665-5673.
WANG Chaoyang,LI Bingxin,MIAO Guoyao,et al. Study on energy consumption characteristics during transient process of a 660 MW coal-fired power plant with different load-variation rates[J]. Proceedings of the CSEE,2017,37(19):5665-5673.

[3] 严俊杰,刘 明,王朝阳,等.燃煤发电机组瞬态过程高效灵活清洁协同的能势动态匹配技术及应用[J/OL]. 西安交通大学学报,1-8[2024-03-12].
YAN Junjie,LIU Ming,WANG Chaoyang,et al. Efficient,flexible and clean coordination of energy potential dynamic matching technology and application for transient processes in coal-fired power generation units[J/OL]. Journal of Xi'an Jiaotong University,1-8[2024-03-12].

[4] 张 建,曹祖庆.中间再热机组在动态过程中的热耗率在线监测数学模型[J]. 汽轮机技术,1992,34(1):35-39.
ZHANG Jian,CAO Zuqing. On-line monitoring mathematical model of thermal rate for intermediate reheat units in dynamic processes[J]. Turbine Technology,1992,34(1):35-39.

[5] 云 曦,阎维平.火电厂汽轮机组热耗率计算影响因素的分析

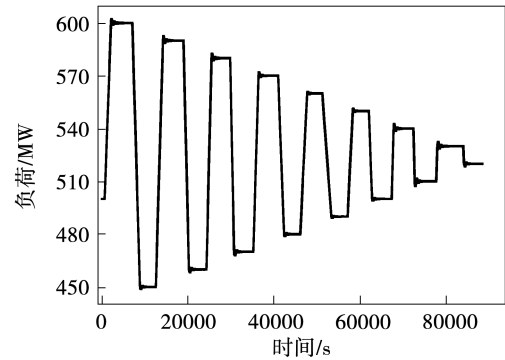


图 10 不同变负荷速率下负荷随时间的变化
Fig. 10 Load variation as a function of time at different variable load rates

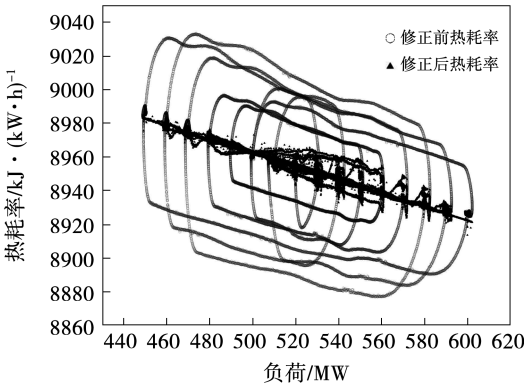


图 11 修正前后实时热耗率对比
Fig. 11 Comparison of real-time thermal rates before and after correction

[J]. 电力设备,2007,8(3):50-53.

YUN Xi,YAN Weiping. Influencing factors on heat rate calculation of steam turbine unit in coal-fired power plant[J]. Electric Power Equipment,2007,8(3):50-53.

[6] 闫顺林,兰红颖. 主汽压变化对汽轮机热耗率影响的修正分析[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2013,40(1):81-83.

YAN Shunlin,LAN Hongying. A analysis for correction of the effect of main steam pressure on steam turbine heat rate[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2013,40(1):81-83.

[7] 张彦鹏,郑 威,祝令凯,等. 背压对抽凝机组热耗率的修正计算[J]. 中国电机工程学报,2021,41(S1):229-235.

ZHANG Yanpeng,ZHENG Wei,ZHU Lingkai, et al. Correction calculation of heat rate of extraction condensing steam turbine by modified back pressure [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1):229-235.

[8] 胡 坚,刘 超. CPSO-FLN 模型在汽轮机热耗率预测中的应用研究[J]. 中国电力,2019,52(8):179-184.

HU Jian,LIU Chao. Application study on CPSO-FLN model in the steam turbine heat rate forecast[J]. Electric Power,2019,52(8): 179-184.

[9] 钟 震,童小忠,司风琪,等. 基于 MFOA-GRNN 的汽轮机热耗率预测模型[J]. 热能动力工程,2020,35(2):63-69,86.

ZHONG Zhen,TONG Xiaozhong,SI Fengqi, et al. Prediction model of steam turbine heat rate based on MFOA-GRNN[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2020,35(2):63-69,86.

[10] 左智科,陈国彬,刘 超,等. 基于 CNGWO-LSSVM 的汽轮机热耗率预测模型[J]. 中国电力,2018,51(8):148-153.

ZUO Zhike,CHEN Guobin,LIU Chao, et al. Prediction model of steam turbines heat rate based on CNGWO-LSSVM[J]. Electric Power,2018,51(8):148-153.

[11] 李 逗,司风琪,顾 慧,等. 计及容积效应的汽轮机热耗率修正数学模型[J]. 汽轮机技术,2018,60(1):73-77.

LI Dou,SI Fengqi,GU Hui, et al. Mathematical model for the turbine heat rate considering volume effect[J]. Turbine Technology, 2018,60(1):73-77.

[12] ZENG C,XING T,ZHU X. Study on the model and simulation of single-unit isolated grid operation using APROS[J]. Journal of Physics:Conference Series,2022,2237(1):1-6.

[13] 周丽丽. 超超临界机组宽负荷运行建模仿真与系统优化[D]. 南京:东南大学,2021.

ZHOU Lili. Modeling simulation and system optimization of ultra-supercritical units under wide load operation[D]. Nanjing:South-east University,2021.

[14] 马 琳. 热力发电机组性能在线监测的动态校正与数据验证的研究[D]. 南京:东南大学,2005.

MA Lin. Research on dynamic correction and data verification of online monitoring for thermal power generation units [D]. Nan-jing:Southeast University,2005.

[15] CHEN T,GUESTRIN C. Xgboost: A scalable tree boosting system [C]//Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, 2016.

[16] ZHANG Z,JUNG C. GBDT-MO: Gradient-boosted decision trees for multiple outputs[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2021,32(7):3156-3167.

[17] MASTELINI S M,NAKANO F K,VENS C, et al. Online extra trees regressor[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2023,34(10):6755-6767.

[18] SCHONLAU M,ZOU R Y. The random forest algorithm for statistical learning[J]. The Stata Journal,2020,20(1):3-29.

(王治红 编辑)