

DOI: 10.19666/j.rlfed.202209238

基于负荷预测的飞轮-火电系统 自动发电控制响应性能优化

魏乐¹, 苏少忻¹, 房方¹, 李军², 洪烽¹

(1. 华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206;

2. 国家电网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250000)

[摘要] 随着新能源发电占比的不断增加, 电网频率的稳定性受到严峻挑战, 传统火电机组参与电网调频的作用愈发突出, 然而部分火电机组的调节速率和精度难以满足电网负荷变动需求。为此, 提出一种基于负荷预测的飞轮-火电系统自动发电控制响应性能优化策略。首先对负荷进行预测, 采用基于树的管道优化工具 TPOT 库自动机器学习搭配并训练负荷回归预测模型, 在训练数据中引入自动发电控制日前计划值以减少预测误差; 然后根据负荷预测值以及飞轮系统的当前荷电状态, 以火电机组调节速率最小化为优化目标, 在负荷分配中优先动作飞轮储能系统, 并调整飞轮荷电状态; 最后基于湖北某火电厂实际运行数据进行仿真实验, 实验结果证明了所提方法能够有效改善火电机组的调频性能。

[关键词] 飞轮储能; 火电机组; 自动发电控制; 自动机器学习; 负荷预测

[引用本文格式] 魏乐, 苏少忻, 房方, 等. 基于负荷预测的飞轮-火电系统自动发电控制响应性能优化[J]. 热力发电, 2023, 52(5): 92-99. WEI Le, SU Shaoxin, FANG Fang, et al. Optimization of automatic generation control response performance of flywheel-thermal power system based on load forecasting[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(5): 92-99.

Optimization of automatic generation control response performance of flywheel-thermal power system based on load forecasting

WEI Le¹, SU Shaoxin¹, FANG Fang¹, LI Jun², HONG Feng¹

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. State Grid Shandong Electric Power Company Research Institute of Electric Power, Jinan 250000, China)

Abstract: As the proportion of new energy power generation continues to increase, the stability of grid frequency is severely challenged, and the role of conventional thermal power units in grid frequency regulation has become increasingly prominent. However, the adjustment rate and accuracy of some thermal power units are difficult to meet the demand of grid load fluctuations. Therefore, a response performance optimization strategy for flywheel-thermal power system automatic generation control based on load forecasting was proposed. Firstly, the load is predicted, using the tree-based pipeline optimization tool TPOT library to automatically machine learning to match and train the load regression prediction model, and the automatic generation control day-ahead planned value is introduced into the training data to reduce the prediction error. Then, according to the load prediction value and the current flywheel system, with the optimization goal of minimizing the regulation rate of thermal power units, the flywheel energy storage system is acted firstly in load distribution, and the state of charge of the flywheel is adjusted meanwhile. Finally, a simulation experiment is carried out based on the actual operation data of a power plant in Hubei, and the experimental results prove that the proposed method can effectively improve the frequency modulation performance of thermal power units.

Key words: flywheel energy storage; thermal power unit; automatic generation control; automatic machine learning; load forecast

收稿日期: 2022-09-20 网络首发日期: 2022-12-22

基金项目: 国家电网有限公司总部管理科技项目 (52060021N00P)

Supported by: Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (52060021N00P)

第一作者简介: 魏乐 (1976), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为新能源发电系统故障诊断、火电厂智能优化控制, weile@ncepu.edu.cn.

通信作者简介: 苏少忻 (1998), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为飞轮储能-火电机组联合系统调频优化, 1416023230@qq.com.

“双碳”发展目标提出以后，风电、水电、太阳能发电等绿色能源在电网供给侧占比不断增加，但是由于绿色能源输出电压的波动性和间歇性使得电网频率稳定性受到前所未有的挑战。

目前电网调频的主要方式为一次调频和自动发电控制 (automatic generation control, AGC) 调频。一次调频的主要特点是响应迅速，在短时间内发生小扰动的情况下调频效果比较明显，但是在在大扰动工况下调节出力受限，甚至可能会危及火电机组的安全稳定运行。AGC 调频作为后续电网负荷调整的重要手段，受到各区域电网越来越多的重视。

为此，国家能源局对于火电机组的 AGC 指令响应速度、精度等指标均提出了明确的要求。如华中监管局在 2020 年 153 号印发的《两个细则》要求火电机组每分钟的调节速率不低于开机容量的 1.5%。但是对于火电机组的核心设备而言，调节速率越高则稳定性越差。为了兼顾核心资产的使用寿命与考核要求，机组搭配储能系统用于分担考核压力有着积极意义。

在众多储能系统中，飞轮储能由于其响应速度快、调节精准、功率密度大、循环寿命长、工作温度范围广、环境友好等特性有着广阔的应用前景。但其缺点在于能量密度低，持续充放电时间短且造价较高。

国内外学者对于飞轮储能参与辅助火电机组 AGC 调频应用进行了广泛的研究：Dar 等人研究发现，在经典的两区域电网模型中加入飞轮储能系统，频率和连接功率偏差分别降低了 93.2% 和 60.0%。因此，使用飞轮不仅可以抑制振荡，还可以使系统更快地达到稳态稳定性^[1]。为了解决火电机组调频调峰技术发展过程中遇到的瓶颈，杨伟明提出一种飞轮储能-火储联合系统调频技术并且提出了飞轮在参与调频时基于分时控制系统的飞轮可切出控制模式^[2]。黄登超研究了国内各项二次调频考核性能指标和储能系统对于调频性能的提升能力，同时为避免过充过放情况对储能系统的荷电状态 (state of charge, SOC) 有所限制，并采取 SOC 越线回归策略，最后根据储能系统在全生命周期过程中的各项成本和收益进行了核算^[3]。隋云任等建立了火储参与二次调频的经济收益最大化的目标函数，并使用遗传算法优化了适合燃煤机组的最优容量和最佳功率^[4]。HILEL 等人对飞轮储能系统 6 种不同的调速器控制方案进行了比较，结果验证

含有飞轮储能系统的电网能有效解决频率质量问题^[5]，He 等人提出了一种用于混合储能能量管理的随机模型预测控制的方法，其效果优于传统模型^[6]。蒋华婷针对电网区域偏差和储能荷电状态的关系提出一种火储联合调频的控制策略，在实现调频的同时，最大化保持储能系统的寿命^[7]。

为了让飞轮储能系统能更好地参与火电机组 AGC 调频，本文提出一种基于负荷预测的飞轮储能-火电机组联合系统 AGC 响应性能优化策略：利用基于树的管道优化工具 (tree-based pipeline optimization tool, TPOT) 自动机器学习搭配并训练回归预测模型，实现日内短期负荷指令的预测；结合飞轮储能-火电机组联合系统的工况，以火电机组调节速率最小化为优化目标，对负荷指令进行分配；最后基于湖北某发电厂实际运行数据进行仿真实验，验证该策略的有效性。

1 基于负荷预测的飞轮储能系统与火电系统 AGC 响应特性优化策略流程

基于负荷预测的飞轮储能系统辅助 AGC 流程如图 1 所示。



图 1 基于负荷预测的飞轮储能系统辅助 AGC 流程
Fig.1 The assisted AGC process of flywheel energy storage system based on load forecasting

图 1 中单个采样周期中包含模型训练、预测和负荷分配 3 个子环节, 并通过时间窗口的后移实现重复滚动优化。

1.1 预测环节

预测环节的核心在于建立高精度的 AGC 负荷指令预测模型, 如式(1)所示:

$$y(t_0 + i\Delta T | t_0) = y_0(t_0) + \sum_{j=1}^i \Delta u(t_0 + j\Delta T | t_0), i=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中: $y(t_0 + i\Delta T | t_0)$ 表示在 t_0 时刻预测未来 i 个时间周期后的 AGC 调度指令; $y_0(t_0)$ 为 t_0 时刻实际初始值; $\Delta u(t_0 + j\Delta T | t_0)$ 表示预测的偏差量; M 为预测时间窗口长度。

式(1)在一阶滞后过程 $y(t_0 + \Delta T) = y(t_0)$ 的基础上, 引入偏差量 Δu 为优化过程的控制目标。根据 AGC 历史指令数据即可建立偏差量 $\Delta u(t_0 + \Delta T)$ 与 $y(t_0)$ 之间的回归函数, 应用于后续模型预测过程。

1.2 负荷分配环节

工程设计中的最优化问题是由目标函数及其相关的约束条件 2 部分组成^[8]。对于飞轮储能参与的火电机组 AGC 调节, 定义目标函数为火电机组负荷调节速率的最小化; 而同时为满足电网的 AGC 指令响应速度, 不足的部分由飞轮储能供应, 因此飞轮储能系统的荷电状态构成约束条件, 由此即可定义完整的最优化问题。

具体而言, 在预测环节的基础上, 稳态优化环节定义了优化目标函数与约束条件。基于负荷预测的优化调控目标为实现火电机组负荷调节速率的最小化, 最大化利用飞轮储能系统响应 AGC 调节, 且满足系统总体负荷调节速率以及飞轮荷电状态限制。

稳态优化目标函数为:

$$\min F = \sum_{i=1}^M |\overline{V_{TP}}| \quad (2)$$

$$|\overline{V_{TP}} + V_{FW}| \geq V_0 \quad (3)$$

$$S_{OC, \min} \leq S_{OC} \leq S_{OC, \max} \quad (4)$$

式中: F 为系统优化总体目标; $\overline{V_{TP}}$ 为火电机组平均负荷调节速率, 取升负荷为正值; $|\cdot|$ 表示绝对值; V_{FW} 为飞轮储能系统充(放)电速率, 取对外放电为正值; V_0 为电网规定的调节速率; S_{OC} 为某一时刻下飞轮储能系统的荷电状态, 在单步预测过程中 S_{OC} 取传感器测量值计算, 在多步预测过程中取上一步预测结果; $S_{OC, \min}$ 为飞轮储能系统调节区的荷

电状态调节下限; $S_{OC, \max}$ 为飞轮储能系统调节区的荷电状态调节上限。

式(2)一式(4)定义了优化问题的目标函数与约束条件。在本文的应用试验中, 使用改进遗传算法 (MGA)^[9]对优化问题进行求解。

1.3 修正环节

修正环节基于预测值实现开环控制, 但由于控制精度依赖于预测结果的精度, 且实际的 AGC 调度指令的随机性往往较高, 因此在实际生产中还必须引入反馈信息以修正预测偏差, 从而实现闭环控制, 如式(5)所示:

$$y_0(t_0 + \Delta T) = y_{\text{real}}(t_0 + \Delta T) \quad (5)$$

式中: $y_0(t_0 + \Delta T)$ 表示下一个调节周期的初始值; $y_{\text{real}}(t_0 + \Delta T)$ 表示下一个调节周期的实发 AGC 调度指令。

2 基于自动机器学习的 AGC 负荷指令预测

AGC 负荷指令预测是典型的时间序列预测问题, 是电力系统传统研究方向之一。其基本方法包括趋势外推法、模糊推理法、神经网络法等。由于各地电网的调度规则不一, AGC 负荷指令预测并不存在通用的模型训练方法^[10]。本文根据 AGC 负荷指令的历史时间序列和 AGC 日前计划值, 基于自动机器学习方法对 AGC 负荷进行预测。

2.1 AGC 负荷指令预测值的生成步骤

AGC 负荷指令预测值的生成步骤如图 2 所示。

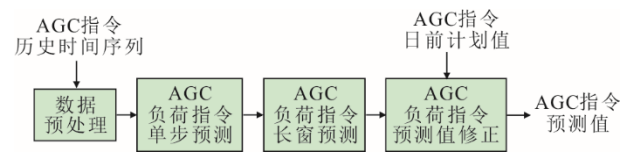


图 2 AGC 负荷指令预测值生成步骤
Fig.2 The AGC load forecast build steps

1) 数据预处理

历史数据是时间序列预测问题数据集的重要组成部分。可将 AGC 负荷指令的时间序列分解为多个因素的叠加或耦合, 并使用局部加权回归的季节和趋势分解 (seasonal and trend decomposition using loess, STL) 实现时间序列数据的预处理^[11]。其计算式为:

$$y_t = T_t + S_t + C_t + I_t \quad (6)$$

式中: y_t 为 t 时刻下的 AGC 负荷指令观测值; T_t 为

长期趋势项; S_t 为季节变动项; C_t 为循环波动项; I_t 为不规则波动项。

2) AGC 负荷指令单步预测

AGC 负荷指令单步预测训练算法包括时序预测算法及回归拟合算法等。

对于单步预测模型而言, 可表示为:

$$y_{t+1} = f_1(y_{t-d+1}, y_{t-d}, \dots, y_t) \quad (7)$$

式中: y_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的 AGC 负荷指令预测值 (未修正); f_1 为待训练的单步预测模型; d 为单步预测中输入的时间步个数。

3) AGC 负荷指令长窗预测

由式(1)可知飞轮储能预测控制需要考虑 AGC 负荷指令的长窗预测, 因此采用“直接+递归”的策略以减少长时间步的预测误差。这样既考虑直接的映射关系, 又使用递归策略进行逐步预测, 以避免直接策略的条件独立假设, 减少误差积累。该策略可表示为:

$$y_{t+h,\text{in}} = \begin{cases} f_h(y_{t-d+1}, \dots, y_t), & h=1 \\ f_h(y_{t-d}, \dots, y_{t+h-1}), & h \in [2, M] \end{cases} \quad (8)$$

式中: h 为向前预测的时间步个数; $y_{t+h,\text{in}}$ 为未修正仅基于历史数据计算的预测值; f_h 为待训练的长窗预测模型。

4) AGC 负荷指令预测值修正

由于 AGC 负荷指令的不确定性较高, 仅通过历史趋势或周期的训练得到精度较低, 因此在数据集构建中还引入了 AGC 日前计划数据作为外部因素, 对仅考虑了历史数据的预测值进行修正。在该过程中, 输入特征为基于 (多步) 预测得到的 AGC 预测值 $y_{t+h,\text{in}}$ 以及 (多个) AGC 提前计划值 y_t^* , 输出特征为实际 AGC 指令值。基于回归的机器学习算法可以拟合构建修正模型, 以进一步提升模型预测的精度, 可以表示为:

$$y_{t+h} = g_h(y_{t-d}^*, \dots, y_t^*) y_{t+h,\text{in}} \quad (9)$$

式中: y_{t+h} 为修正后的预测值; g_h 为待训练的修正模型。需要说明的是, 不同于式(8), 式(9)外部因素的修正仅考虑了直接策略。

2.2 预测模型的选择与训练

自动机器学习不仅利用了机器学习算法自动挖掘数据集中的隐藏规律与信息, 还引入固化了机器学习专家的经验, 以提高建模效率、保证预测的准确性^[12]。本文中, 采用了 TPOT 库开展自动机器学习以实现模型训练。TPOT 是一种基于树结构的机器学习流程优化算法库, 提供了特征选择与特征

构造等特征处理方法优化以及模型选择与超参数配置优化等功能^[13]。

在基于 TPOT 库开展模型训练的过程中, 无需用户关注参数设置或模型选择问题, 算法会自动在尽可能多的参数和模型方案中寻找最优训练结果。相较于用户正向搭建的模型训练流程, 自动机器学习方法同样可以得到 AI 模型, 在此基础上还可以导出寻优后的算法管道及其超参数配置。

本文中预测模型的选择与训练流程为: 首先基于 TPOT 库可自动构建算法管道, 实现预测模型及超参数选择, 包括数据预处理、异常点清洗、特征生成、特征敏感性筛选、选择算法模型、优化模型超参数等。然后基于 Python 编程语言实现算法管道, 导入数据集, 即可训练得到数据模型。

3 算例分析

时间序列预测模型训练是在 Python 3.8.8 编译环境下, 调用 TPOT (版本 0.11.7) 求解。优化及控制环节基于仿真软件平台进行仿真分析, 并调用 m 文件进行计算。仿真用的参数, 包括飞轮储能系统与火电机组的参数见表 1。

表 1 飞轮储能系统与火电机组参数
Tab.1 Parameters of the flywheel energy storage system and thermal power unit

设备	参数	数值
飞轮储能系统	质量 m/kg	2 830
	转动惯量 $J/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	1 166
	内径 D_{in}/m	0.43
	外径 D_{ex}/m	0.8
	高度 H/m	1.1
	最高转速 $N_{\text{max}}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	9 000
	最低转速 $N_{\text{min}}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	4 500
	额定功率 p_{F}/kW	200
火电机组	组数 n_{F}	20
	额定功率 p_{B}/MW	350
	频率 f_{B}/Hz	50
	考核调节速率 $V_{\text{O}}/(\text{MW} \cdot \text{min}^{-1})$	4.2

本文使用数据来自湖北某热电厂 2020 年 5 月至 2021 年 3 月共 10 个月的 AGC 数据, 15 min 采集 1 个点。输入特征包括历史数据中前 8 个点的 AGC 负荷指令实际值 (应用 STL 分解), 以及作为外因的 8 个 AGC 日前计划值。单步预测模型的输出特征为下一个采样点的 AGC 负荷指令, 长窗预测模型的输出特征为未来 4 个采样点 (即 1 h) 的 AGC 负荷指令。在本文构建的时间序列预测模型

中, 通过将历史数据作为输入特征的方式, 将时序预测问题转化为回归问题, 并假设新构建的数据集满足独立同分布假设。因此, 训练集与测试集可采用随机划分的形式, 选取其中 70% 的样本为训练集, 另外 30% 作为测试集。

3.1 时间序列预测模型有效性分析

为测试基于 TPOT 库的自动机器学习在 AGC 负荷指令预测任务方面的有效性, 基于相同的数据集, 还引入了另外 2 种模型训练方式作为时间序列预测模型有效性的对比方法, 分别为仅考虑 AGC 日内历史数据的差分整合移动平均自回归 (autoregressive integrated moving average, ARIMA) 模型^[14], 以及仅考虑 AGC 日前计划数据的多层感知机 (multilayer perceptron, MLP) 模型。其中, 对于 ARIMA 模型, 将日内历史数据作为内生变量, 日前计划数据作为外生变量; 对于 MLP 模型与 TPOT 模型, 将日内历史数据与日前计划数据均作为输入变量。

为定量比较各个模型的预测精度, 引入 2 类评价指标进行描述, 分别为平均绝对误差 E_{MAE} 以及 R 方值 E_{R2} 。其计算表达式为:

$$E_{MAE} = \frac{1}{N_S} \sum_{i=1}^{N_S} |y_{pre} - y_{act}| \quad (10)$$

$$E_{R2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_S} (y_{pre} - y_{act})^2}{\sum_{i=1}^{N_S} (\bar{y}_{pre} - y_{act})^2} \quad (11)$$

式中: N_S 为测试集预测样本数量; y_{pre} 为 AGC 负荷指令预测值; y_{act} 为 AGC 负荷指令实际值; \bar{y}_{pre} 为测试集上 AGC 负荷指令实际值的算数平均值。

经过模型 (自动) 超参数寻优, 确定 3 种 AGC 负荷指令预测模型参数设置, 结果见表 2。

表 2 AGC 负荷指令预测模型配置

Tab.2 Configuration of the AGC load order prediction model

模型	超参数	配置
ARIMA	p	3
	d	0
	q	8
MLP	hidden layer sizes	(100, 50)
	activation	ReLU
TPOT	pipeline	LassoLarsCV(PCA(DecisionTreeRegressor))

3 种负荷指令预测模型有效性对比见表 3。由表 3 可见, 基于相同的数据集, 相较于另外 2 种模型, 本文提出的基于 TPOT 搭建的模型精度指标最优。

这表明, TPOT 能够自动学习数据集所对应的最优性能的机器学习管道及其超参数, 最大化挖掘训练集中存在的对应关系, 进而保证时间序列预测模型的有效性。

表 3 AGC 负荷指令预测模型有效性对比

Tab.3 Comparison of effectiveness of the AGC load command prediction models

模型	E_{MAE}/MW	$E_{R2}/\%$
ARIMA	15.61	95.56
MLP	6.92	97.22
TPOT	3.91	98.97

绘制测试集上, 由预测模型计算得到的预测值与真实值之间的对应关系, 结果如图 3 所示。由图 3 可以看出, 预测模型在“峰-平-谷”各段的预测结果均有良好的表现, 能够较好地跟踪负荷指令的变动。因此, 本文提出的 AGC 负荷指令预测模型具有较好的应用价值。将该模型应用于式(1)中, 即可预测未来若干个时间周期后的 AGC 调度指令, 以支持后续的优化控制工作。

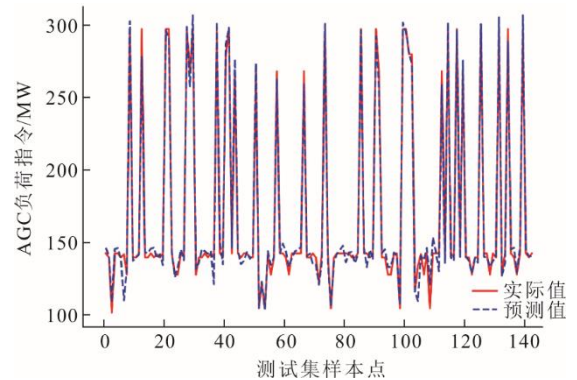


图 3 本文模型预测值与实际值对比
Fig.3 Comparison between the predicted values and the actual values

3.2 飞轮储能系统优化控制仿真分析

本节在 3.1 节预测模型的基础上, 将预测结果应用于飞轮储能系统的优化控制。由 2.2 节可知, 在满足限制条件的前提下, 基于负荷预测的优化控制目标为实现最小的火电机组负荷调节速率。为验证本文提出基于负荷预测的控制策略的有效性, 将其与原控制策略作对比。原控制策略为电网下达给电厂远程终端控制系统的 AGC 指令, 分别送给飞轮储能控制系统和机组协调控制系统^[15]。飞轮储能负荷响应速率快, 根据飞轮储能电池荷电状态控制储能输出功率, 当储能达到限值无法继续响应时, 机组协调控制系统通过控制锅炉、汽轮机等子系统

调整燃料、给水、空气等控制发电机有功功率^[16], 根据发电机输出功率和储能输出功率反馈之和完成 AGC 负荷指令的闭环精准控制。基于负荷预测模型的火储一体化控制策略如图 4 所示, 通过负荷指令预测模型实时优化储能荷电状态, 将储能荷电状态调整至最优响应区间, 以实现 AGC 指令变化时可以更多地利用飞轮储能, 减少机组协调控制系统负荷调节速率的峰值^[17-22]。

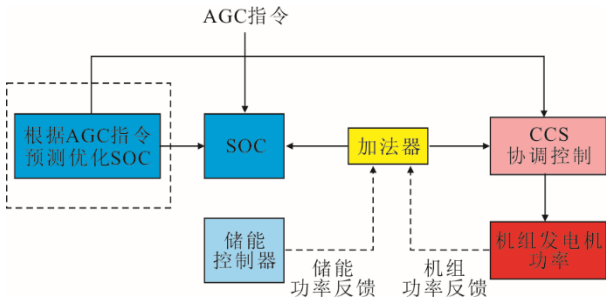


图 4 基于负荷预测模型的火储一体化负荷控制
Fig.4 Block diagram of the integrated fire-storage load control based on load forecasting model

原控制策略由于不能事先调整飞轮的荷电状态, 因此在接收到新的 AGC 负荷指令后, 需要被动地修正火电机组调节速率以满足考核要求。算例采用某日内 24 h 的 AGC 负荷指令, 其随时间的变化曲线如图 5 所示。

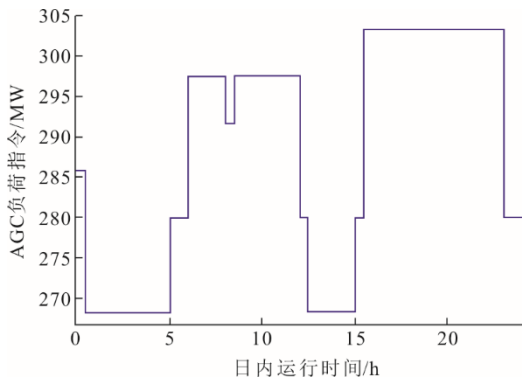


图 5 日内 24 h AGC 负荷指令
Fig.5 The 24-hour AGC load instruction

分别应用本文提出的优化控制策略与原控制策略对比, 绘制飞轮储能系统的荷电状态以及火电机组的调节速率等 3 类参数随时间的变化, 结果如图 6 和图 7 所示。由图 6 可见, 相较于接收到 AGC 下发指令后开始进行负荷调节的控制方式, 本文提出的基于负荷预测的控制策略会预先对飞轮进行充放电, 在图 6 中表现为飞轮储能系统的荷电状态更加频繁的波动, 即为式(2)一式(4)的优化问题求解

结果。如在运行的第 15 h 后, 当飞轮完成本次调节任务, 预测到下一个周期仍然为同向调节, 因此会在间歇周期完成自恢复, 以实现最大化利用有限的飞轮储能容量。

另外, 由于 AGC 负荷指令预测值与实际值之间不可避免存在偏差, 在预先充(放)电环节会留有 10% 的裕度, 以避免实际参与调节后飞轮进入紧急充(放)电区域, 造成不稳定运行^[23-29]。

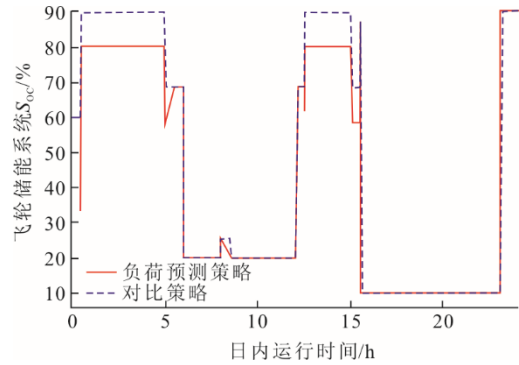


图 6 飞轮储能系统 Soc 日内变化曲线
Fig.6 Intraday variation curve of Soc of the flywheel energy storage system

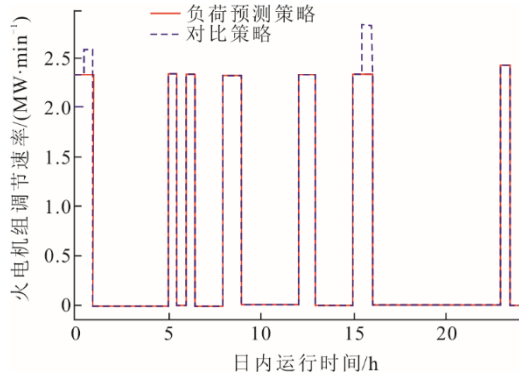


图 7 火电机组调节速率日内变化曲线
Fig.7 Intraday variation curve of the regulation rate of thermal power units

从图 7 中可以直观分析出负荷预测策略对火电机组参与 AGC 调节的影响。当未启用负荷预测策略时, 飞轮储能系统达到单向充(放)电区间后, 不满足电网考核调节速率的部分全部由火电机组承担。而当启用负荷预测策略后, 可有效削减火电机组调节速率峰值。

需要注意的是, 当 2 次相邻的 AGC 负荷指令要求飞轮储能系统进行满充电或满放电时, 在不能扩充飞轮储能系统容量的限制下, 2 种控制策略之间基本不存在差异, 如图 6 与图 7 中的第 23 h 所示。

3.3 结果与讨论

表 4 为在本算例中 2 种控制策略对飞轮储能系统

与火电机组的影响。根据表4可以得出,基于负荷预测的控制策略下,火电机组响应AGC负荷调节时的平均速率可以降低2.9%,这对于延长锅炉、汽轮机等核心部件的寿命具有积极意义。其代价为飞轮储能系统需要更加频繁地充放电,单日累计充放电能增加了42.4%。但由于飞轮储能系统本身循环寿命长、能量转换效率高,因此对系统整体而言是有利的。

表4 不同控制策略对飞轮储能系统与火电机组的影响
Tab.4 Influence of different control strategies on the flywheel energy storage system and thermal power unit

控制策略	飞轮累计充放电能/ (MW·h)	火电平均调节速率/ (MW·min ⁻¹)
负荷预测策略	0.625	2.342
对比策略	0.439	2.412
变化率/%	42.4	-2.9

在考虑火电机组搭配飞轮储能系统的经济性中,除了控制策略本身,另一个重要的影响因素是飞轮储能容量配比。限于篇幅,本文设定了固定的火电机组与飞轮储能额定功率配比87.5:1.0,实现火电平均调节速率降低2.9%。在后续的研究中可以固定本文提出的负荷预测策略,将额定功率配比设定为优化目标,约束条件中综合考虑固定投资成本(飞轮组数)和运维成本(火电平均调节速率),以实现火电机组整体经济性的最优化。

4 结 论

1) 本文面向飞轮储能辅助火电机组AGC调频系统,提出了一种基于负荷预测的控制策略,从而最大化利用飞轮储能的优势。

2) 建立了基于负荷预测的控制模型,对飞轮储能系统与火电机组进行协调控制以满足AGC指令,包括预测环节、稳态优化环节及动态控制环节。

3) 通过构建AGC负荷指令日内历史值与日前计划值的数据集,并结合自动机器学习训练,实现了AGC负荷指令的预测。研究中发现,预测模型在测试集上的 E_{R2} 指标可以达到98.97%,在“峰-平-谷”各段的预测结果均有着良好的表现,能够较好地跟踪负荷指令的变动。

4) 通过对某热电厂24h内AGC负荷指令的算例研究,发现相较于不采用负荷预测的控制策略,飞轮储能系统累计充放电能增加42.4%,但火电机组响应AGC负荷调节时的平均速率降低2.9%。

需要说明的是,在基于负荷预测的飞轮储能辅助火电机组AGC调频应用研究中引入了较多的假

设,如火电机组的负荷响应为线性变化,其目的是使优化目标与影响变量之间的关系更直观清晰。在后续的研究中,可以考虑火电机组各部件在调节负荷时的非线性响应,使控制结果更加贴近实际。

[参 考 文 献]

- [1] DAR S Z N, BARANIYA S. Integration of flywheel energy storage to AGC of two area power system [C]//2020 IEEE Bangalore Humanitarian Technology Conference, 2020: 1-4.
- [2] 杨伟明. 超超临界发电机组耦合飞轮储能调频技术研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2021: 1. YANG Weiming. Research on frequency modulation technology of coupled flywheel energy storage for ultra-supercritical generator sets[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2021: 1.
- [3] 黄登超. 300 MW 供热机组飞轮储能辅助调频研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2020: 1. HUANG Dengchao. Research on flywheel energy storage auxiliary frequency regulation of 300 MW heating unit[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2020: 1.
- [4] 隋云任, 梁双印, 黄登超, 等. 飞轮储能辅助燃煤机组调频动态过程仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(8): 2597-2605. SUI Yunren, LIANG Shuangyin, HUANG Dengchao, et al. Simulation study on frequency modulation process of coal burning plants with auxiliary of flywheel energy storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(8): 2597-2605.
- [5] HILEL G P, MARCOS B, GUILLERMO M L, et al. Comparison and influence of flywheels energy storage system control schemes in the frequency regulation of isolated power systems[J]. IEEE Access, 2022, 10: 37892-37911.
- [6] HE J Q, SHI C L, WEI T Z, et al. Stochastic model predictive control of hybrid energy storage for improving AGC performance of thermal generators[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 393-405.
- [7] 蒋华婷. 储能系统参与自动发电控制的控制策略和容量配置[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2019: 1. JIANG Huating. The control strategy and capacity configuration of energy storage system participating in automatic generation control[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2019: 1.
- [8] 徐万超. 考虑时延因素的电站锅炉燃烧多目标优化控制研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2022: 1. XU Wanchao. Multi-objective optimal control of power plant boiler combustion considering delay factor[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2022: 1.
- [9] 张顶学. 遗传算法与粒子群算法的改进及应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2007: 1. ZHANG Dingxue. Modifications and applications of genetic algorithm and particle swarm optimization[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007: 1.
- [10] 窦全胜, 史忠植, 于尔铿, 等. 基于知识发现的电力负荷预测模型[J]. 计算机科学, 2010, 37(4): 212-214. DOU Quansheng, SHI Zhongzhi, YU Erkeng, et al. Power load forecasting model based on knowledge discovery[J]. Computer Science, 2010, 37(4): 212-214.

- [11] 王本涛, 白杨, 邢红涛, 等. 基于 STL 与 MMoE 多任务学习的区域多光伏电站超短期功率联合预测方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(9): 17-23.
WANG Bentaoy, BAI Yang, XING Hongtao, et al. Combined ultra-short-term power prediction method for regional multiphotovoltaic power stations based on STL and MMoE multi-task learning[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(9): 17-23.
- [12] 涂同珩, 金炜东. 基于自动机器学习流程优化的雷达辐射源信号识别[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(1): 191-193.
TU Tongheng, JIN Weidong. Radar emitter signal recognition based on optimization of automatic machine learning pipeline[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(1): 191-193.
- [13] RANDAL S O, JASON H M. TPOT: a tree-based pipeline optimization tool for automating machine learning[C]//Workshop on automatic machine learning. PMLR, 2016: 66-74.
- [14] 梅兰. 基于知识与大数据的火电机组智能 AGC 控制技术[D]. 上海: 上海电力学院, 2018: 1.
MEI Lan. Research on intelligent AGC control technology for thermal power plant based on KDD and big data[D]. Shanghai: Shanghai Electric Power University, 2018: 1.
- [15] 牟春华, 兀鹏越, 孙钢虎, 等. 火电机组与储能系统联合自动发电控制调频技术及应用[J]. 热力发电, 2018, 47(5): 29-34.
MU Chunhua, WU Pengyue, SUN Ganghu, et al. AGC frequency modulation technology and application for combination of thermal power unit and energy storage system[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(5): 29-34.
- [16] 张汝峰. 飞轮储能辅助火电机组调频技术研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2021: 1.
ZHANG Rufeng. Research on frequency regulation technology of flywheel energy storage aided thermal power unit[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2021: 1.
- [17] 于军琪, 聂己开, 赵安军, 等. 基于特征挖掘的 ARIMA-GRU 短期电力负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(3): 91-99.
YU Junqi, NIE Jikai, ZHAO Anjun, et al. ARIMA-GRU short-term power load forecasting based on feature mining[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(3): 91-99.
- [18] 皮振宏, 戴兴建, 魏殿举, 等. 飞轮储能系统容量分析与设计[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(4): 778-783.
PI Zhenhong, DAI Xingjian, WEI Dianju, et al. Analysis and design of the capacity and efficiency of a flywheel energy storage system[J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(4): 778-783.
- [19] 熊东平, 张维. 预测控制技术在超临界机组 AGC 控制中的应用[J]. 电力勘测设计, 2018(9): 24-29.
XIONG Dongping, ZHANG Chu. Application of predictive control technology in automatic generation control of supercritical unit[J]. Electric Power Survey and Design, 2018(9): 24-29.
- [20] 石家魁. 大型汽轮发电机组 AGC 性能综合优化策略研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2020: 1.
SHI Jiakui. Research on comprehensive optimization strategy of large steam turbine electric generator AGC performance[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2020: 1.
- [21] 罗耀东, 田立军, 王垚, 等. 飞轮储能参与电网一次调频协调控制策略与容量优化配置[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(9): 71-82.
LUO Yaodong, TIAN Lijun, WANG Yao, et al. Coordinated control strategy and optimal capacity configuration for flywheel energy storage participating in primary frequency regulation of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(9): 71-82.
- [22] 朱国栋, 朱蕾, 王楠, 等. 基于自动机器学习的机场温度预报方法研究[J]. 沙漠与绿洲气象, 2021, 15(6): 113-119.
ZHU Guodong, ZHU Lei, WANG Nan, et al. Research on airport temperature forecast method based on automatic machine learning[J]. Desert and Oasis Meteorology, 2021, 15(6): 113-119.
- [23] 涂同珩. 基于自动机器学习的雷达信号识别研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018: 1.
TU Tongheng. Research on radar signal recognition based on automatic machine learning[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018: 1.
- [24] 张海波, 段洁琼, 奚耀冕, 等. 计及储能 SOC 恢复的孤岛直流外送 AGC 模型预测控制[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(10): 199-204.
ZHANG Haibo, DUAN Jieqiong, XI Yaomian, et al. AGC model predictive control of islanded HVDC sending end considering SOC recovery of energy storage[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(10): 199-204.
- [25] 钟敏. 面向单元机组的炉电网协调控制[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016: 1.
ZHONG Min. Boiler-turbine-grid coordinated control applied to unit plant[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016: 1.
- [26] 田云峰, 郭嘉阳, 刘永奇, 等. 用于电网稳定性计算的再热凝汽式汽轮机数学模型[J]. 电网技术, 2007, 31(5): 39-44.
TIAN Yunfeng, GUO Jiayang, LIU Yongqi, et al. A mathematical model of reheat turbine for power grid stability calculation[J]. Power System Technology, 2007, 31(5): 39-44.
- [27] 王鑫. 园区智慧能源负荷预测分析及软件平台系统研发[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2021: 1.
WANG Xin. Intelligent energy load forecasting analysis and software platform system development in the park[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2021: 1.
- [28] 胡岩康. 大功率储能飞轮控制及在火电系统中的应用[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2021: 1.
HU Yankang. High-power energy storage flywheel control and its application in thermal power generation system[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2021: 1.
- [29] 孙春顺, 王耀南, 李欣然. 飞轮辅助的风力发电系统功率和频率综合控制[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(29): 111-116.
SUN Chunshun, WANG Yaonan, LI Xinran. Synthesized power and frequency control of wind power generation system assisted through flywheels[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(29): 111-116.

(责任编辑 杜亚勤)