

基于 VMD-SABO-LSSVM 电网频率预测的 凝结水蓄热辅助一次调频研究

李展¹, 刘磊¹, 康静秋¹, 杨振勇¹, 梁璐², 洪烽²

(1. 华北电力科学研究院有限责任公司, 北京 100045; 2. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘要:为解决凝结水蓄热辅助火电机组一次调频时负荷响应滞后的问题,使用变分模态分解算法(Variational Modal Decomposition, VMD)对电网频率进行多模态分解,去掉频率数据中的干扰因素;将各分模态量作为最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LSSVM)的输入向量,对各模态进行分别预测;将各模态分量进行重构,得出未来15 s的电网频率预测值。为克服LSSVM算法模型中核函数宽度因子和正则化两参数的敏感性,提高算法的泛化能力,引入一种减法平均优化算法(Subtraction Average Based Optimizer, SABO)对两个参数进行寻优。仿真结果表明:与LSSVM和SABO-LSSVM算法相比,VMD-SABO-LSSVM算法的平均绝对误差MAE值分别降低78.9%、67.8%,均方根相对误差RMSE值分别降低75.3%、62.7%;在频率预测值的基础上,通过凝结水系统辅助机组调频的协同控制逻辑,其调频积分电量达到了理论要求动作值的119.7%,可明显提高机组一次调频支撑能力。

关键词:凝结水蓄热;响应滞后;模态分解;泛化能力;协同控制

中图分类号:TM621 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2025.11.020

[引用本文格式]李展,刘磊,康静秋,等.基于VMD-SABO-LSSVM电网频率预测的凝结水蓄热辅助一次调频研究[J].热能动力工程,2025,40(11):183-190. LI Zhan, LIU Lei, KANG Jingqiu, et al. Research on condensed water heat storage assisted primary frequency regulation based on VMD-SABO-LSSVM grid frequency prediction[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(11):183-190.

Research on Condensed Water Heat Storage Assisted Primary Frequency Regulation based on VMD-SABO-LSSVM Grid Frequency Prediction

LI Zhan¹, LIU Lei¹, KANG Jingqiu¹, YANG Zhenyong¹, LIANG Lu², HONG Feng²

(1. North China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing, China, Post Code: 100045;

2. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing, China, Post Code: 102206)

Abstract: To solve the problem of load response lag during the primary frequency regulation of thermal power units assisted by condensed water heat storage, the variational modal decomposition (VMD) algorithm was used to perform multi-modal decomposition on the grid frequency, removing interference factors from the frequency data; using each modal quantity as the input vector for least squares support vector machines (LSSVM), each modality was predicted separately; each modal component was reconstruct to obtain the predicted power grid frequency for the next 15 seconds. To overcome the sensitivity of kernel width factor and regularization parameters in the LSSVM algorithm model and improve the generalization ability of the algorithm, a subtraction average based optimizer (SABO) algorithm was introduced to opti-

收稿日期:2025-03-31; 修订日期:2025-07-22

基金项目:国家自然科学基金项目支持(52376007)

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China (52376007)

作者简介:李展(1990-),男,华北电力科学研究院有限责任公司高级工程师。

mize the two parameters. The simulation results show that the mean absolute error (MAE) values of VMD-SABO-LSSVM algorithm are 78.9% and 67.8% lower than that of LSSVM and SABO-LSSVM algorithms, respectively; the root mean square error (RMSE) values are decreased by 75.3% and 62.7%, respectively. Based on the frequency prediction value, the coordinated control logic of the condensed water system assisted unit frequency regulation achieves 119.7% of the theoretical required action value for the frequency regulation integrated power, significantly improving the primary frequency regulation support capability of the unit.

Key words: condensed water heat storage, response lag, modal decomposition, generalization ability, cooperative control

引 言

随着新型电力系统建设提速,火电机组的调频任务愈加繁重。尤其是在机组深度调峰期间,一般需要借助机组内部蓄热的深度利用及外部储能的辅助作用,方可完成要求的一次调频负荷动作。凝结水蓄热调节是目前使用较多的辅助调频手段。在凝结水蓄热辅助调频方面,王倩等人^[1]依据试验分析了不同负荷及不同凝结水量扰动量下凝结水蓄热辅助火电机组调频的能力。赵征等人^[2]从理论分析方面研究了凝结水蓄热调节辅助火电机组快速变负荷的性能。王寒雨等人^[3]提出了一种由凝结水蓄热辅助火电进行快速调频的协调控制策略,并仿真验证了策略的优越性。张开萍等人^[4]从机组蓄热辅助调频经济性角度出发,对凝结水蓄热调节参与机组宽负荷运行时负荷的响应特性进行了具体研究,分析了凝结水蓄热对机组经济性指标的影响。张可臻等人^[5]建立了凝结水系统蓄热模型,并分析了其负荷响应特性。刘畅等人^[6]建立了机组凝结水蓄热系统的动态模型,获得了系统动态响应特性。赵征等人^[7]、龙东腾^[8]、胡勇^[9]提出了凝结水节流辅助火电机组进行快速变负荷的协同控制策略。曹沂风^[10]开发了基于支持向量机的风轮故障诊断方法研究。邵必林等人^[11]提出了一种基于谱聚类 and 多元变分模态分解的人工神经网络算法,对风电功率进行预测。张鲁一航等人^[12]提出一种变分模态分解算法,对区域电力短期负荷进行预测。

上述文献对凝结水蓄热调频的模型及对负荷的响应特性进行了较多的研究,但未能对凝结水负荷响应滞后提出较好的解决办法,影响了凝结水蓄热

的调频效果。在智能预测算法研究方面,目前国内专家学者在新能源出力、故障诊断等方面应用较多,但在电网频率预测方面鲜有人研究。

为了解决凝结水蓄热辅助火电机组调频方面的响应慢、安全性低的问题,本研究首先使用变分模态分解算法(Variational Mode Decomposition, VMD)对电网频率进行模态分解;再使用最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LSSVM)算法对上述各模态分量进行预测;然后对各模态分量进行重构,得出电网频率的预测值;为进一步提升模型性能,并采用减法平均优化算法(Subtraction Average based Optimizer, SABO)对 LSSVM 中的核参数和正则化参数进行优化;最后根据频率预测值通过相应协同逻辑搭建,精确控制凝结水蓄热系统的调频触发时机与出力大小。仿真结果表明,本研究所提出的 VMD-SABO-LSSVM 频率预测方法及凝结水蓄热耦合机组调频的协同控制策略具有较好的调频效果,可有效提高机组在宽负荷运行工况下的调频能力。

1 基本理论

1.1 变分模态分解算法

电网频率序列同时具有平稳性和非平稳性特征,如果直接将电网频率序列作为算法输入向量,预测误差较大。变分模态分解(Variational Modal Decomposition, VMD)作为一种时间序列型分解技术,可以将原始数据进行分解^[12]。VMD 的核心原理是将原始序列自适应地分解为一系列模态函数(IMFs),这些模态的和等于原始序列,且其估计带宽之和最小。每个模态 μ_k 带宽估计过程为:

(1) 首先利用希尔伯特变换对子模态 μ_k 进行解析,获取单边频谱。

(2) 使用指数算子 $e^{-j\omega_k t}$ 将各子模态映射到基带上。

(3) 利用信号的梯度范数平方值评估每个模态的带宽值。

基于此,约束变分问题可用公式表示为^[10]:

$$\begin{cases} \min_{\{\mu_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^n \left\| \partial_t \left\{ \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \mu_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \sum_{k=1}^n \mu_k = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\{\mu_k\} = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ —子模态函数集合; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ —各对应中心频率集合; n —子模态分量的个数; ∂_t —函数在时间 t 上的偏导数; $\delta(t)$ —单位脉冲函数; $f(t)$ —原始序列信号。

1.2 减法平均优化算法

为克服 LSSVM 算法模型中核函数和惩戒参数的敏感性,提高算法的鲁棒性,使用减法平均优化算法 (Subtraction Average Based Optimizer, SABO) 对 LSSVM 算法主要参数进行寻优。SABO 算法实现过程如下。

步骤 1: 输入原始数据、目标函数、约束条件等。

步骤 2: 设置粒子群规模 L 和运算迭代次数 T 。

步骤 3: 初始化粒子位置, 计算目标函数, 如式(2)所示:

$$p_{i,d} = l_d + e_{i,d}(u_d - l_d) \quad (2)$$

式中: $p_{i,d}$ —第 d 个参数在第 i 次迭代中的初始值; u_d, l_d —第 d 个参数的上、下界; $e_{i,d}$ —第 d 个参数在第 i 次迭代中初始值范围的变量因子, 一般为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

步骤 4: 根据粒子初始化位置, 计算目标函数值。

步骤 5: 持续迭代更新, 迭代原理为:

首先计算第 i 粒子的减法平均向量 $\vec{\Delta}_i(t)$, 即在第 t 次迭代中, 当前粒子相对于整个种群的平均位置信息。

$$\vec{\Delta}_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\vec{X}_i(t) - \vec{X}_j(t)) \quad (3)$$

式中: N 为种群大小; $\vec{X}_i(t), \vec{X}_j(t)$ 为第 i, j 个粒子在第 t 次迭代时的位置向量。

利用上述的减法平均向量来更新每个粒子的新位置:

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) + \frac{\vec{\Delta}_i(t) + \vec{r} \cdot \vec{X}_{best}(t)}{2} \quad (4)$$

式中: $\vec{r}$ 为 $0 \sim 1$ 之间的随机向量; $\vec{X}_{best}(t)$ 为在 t 次迭代中目标函数最优的粒子位置。

1.3 LSSVM

LSSVM 算法用等式约束代替常规不等式约束, 实现将二次规划问题转化为线性方程组求解问题^[13]。LSSVM 的求解函数模型为:

$$f(x) = \mathbf{m}^T \varphi(x) + b \quad (5)$$

式中: $\mathbf{m}$ —特征空间中权重向量; $\varphi(x)$ —LSSVM 的核函数; b —偏差量值。

为得到上式 $\mathbf{m}, b$ 的精确值, 将 LSSVM 算法优化问题转化为:

$$\min J(\mathbf{m}, b, \mathbf{e}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{m}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l \mathbf{e}_i^2 \quad (6)$$

$$\mathbf{m}^T \varphi(x_i) + b + \mathbf{e}_i = y_i, i = 1, \dots, l \quad (7)$$

式中: $\mathbf{e}_i$ —误差向量; γ —正则化参数。

引入 Lagrange 乘子 λ_i , 通过 KKT 条件得到 LSSVM 预测模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \lambda_i K(x_i, y_i) + b \quad (8)$$

选择径向基函数作为核函数, 即:

$$K(x_i, y_i) = \exp\left(\frac{-\|x_i - y_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中: σ —核函数宽度因子。

2 模型构建

考虑到电网频率波动的非线性特征, 具体模型预测构建具体过程如下:

(1) 首先, 初始化 SABO 及 LSSVM 的模型参数, 使用 SABO 算法对 LSSVM 模型的核函数宽度因子 σ 和正则化参数 γ 进行优化, 并选取 RBF 函数作为 LSSVM 模型的核函数, 优化流程图如图 1 所示。

(2) 再使用 VMD 算法将原始电网频率序列信号分解为不同的模态分量 (IMF), 具体分解层数可以使用中心频率法确定, 在此不再赘述。

(3) 将各个模态分量 IMF 作为 LSSVM 算法的输入向量, 使用优化后的 LSSVM 算法对各 IMF 进行预测。

(4) 最后将上述各模态分量 IMF 预测结果进行重构, 并得出频率预测值。

基于 VMD-SABO-LSSVM 算法对频率预测的具体步骤如图 1 所示。

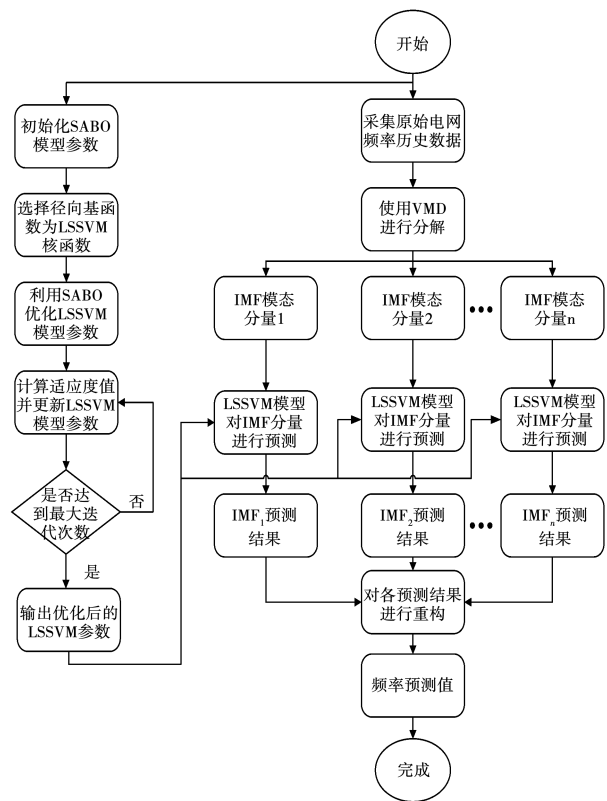


图1 VMD-SABO-LSSVM 模型预测流程图

Fig.1 Model prediction flowchart of VMD-SABO-LSSVM

3 算例分析

采集华北地区某电厂一天内的频率数据,精度为每隔 1 s 采集一次。由于前 200 s 的频率数据比较平稳,为了加大预测难度,选择 200 ~ 500 s 的数据作为研究对象。为对比不同算法下频率预测的精确性,使用平均绝对误差 (MAE)、均方根相对误差 (RMSE) 两种评价标准,对预测结果进行评价,具体计算公式为:

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{10}$$

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right)^2} \times 100\% \tag{11}$$

式中: $y_i, \hat{y}_i$ —实际频率、预测频率; n —预测负荷数据的个数。

其中图 2 为使用 VMD 算法对原始频率信号进行模态分解后的结果,其中 IMF1-IMF3 为高频信号,IMF4-IMF8 为低频信号,单位为 Hz。

图 3 为经过 SABO-LSSVM 算法对每个 IMF 分量进行分解后 15 s 预测的结果。

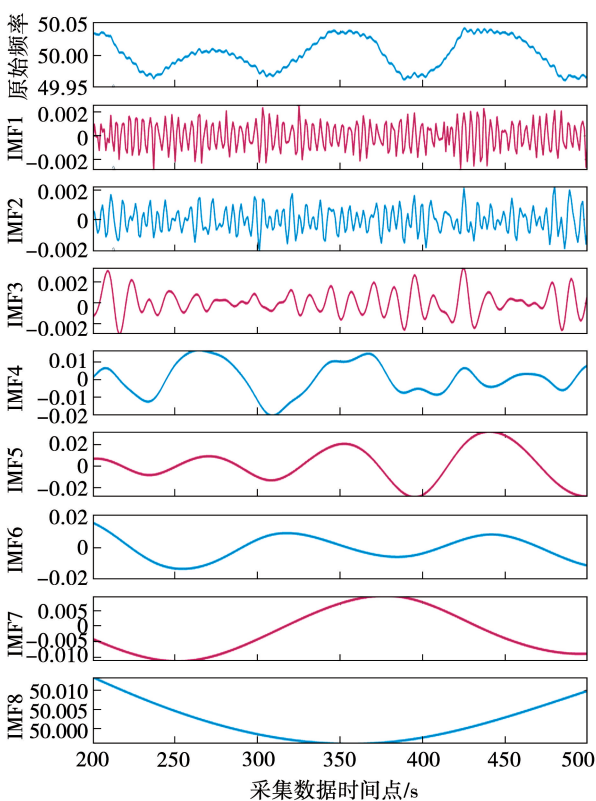


图2 200 ~ 500 s 的频率采集数据分解 (Hz)

Fig.2 Data decomposition for frequency acquisition from 200 to 500 s (Hz)

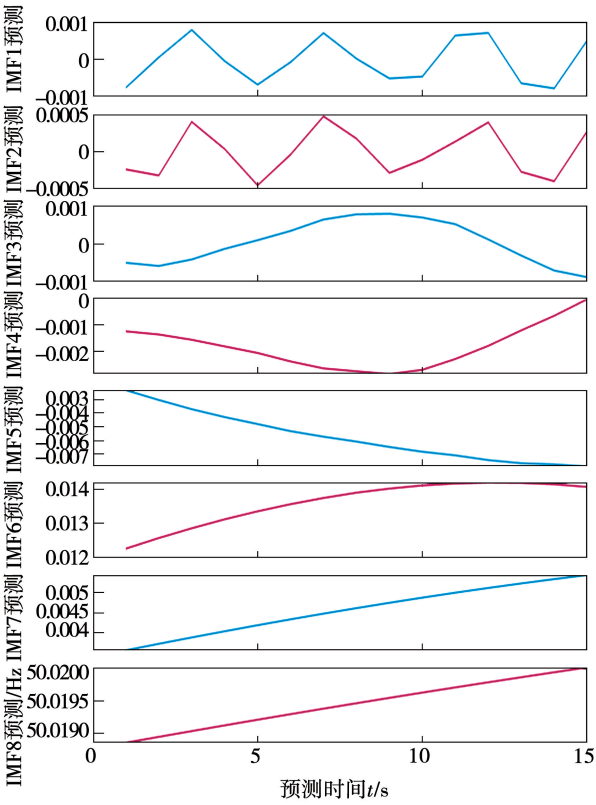


图3 分解后 15 s 频率预测数据 (Hz)

Fig.3 Frequency prediction data in 15 seconds after decomposition (Hz)

图 4 为分别使用 LSSVM、SABO-LSSVM、VMD-SABO-LSSVM 3 种预测算法预测的频率值对比图。从图 4 中可见,使用本文提出的 VMD-SABO-LSSVM 算法预测结果明显更接近机组的实际频率值。

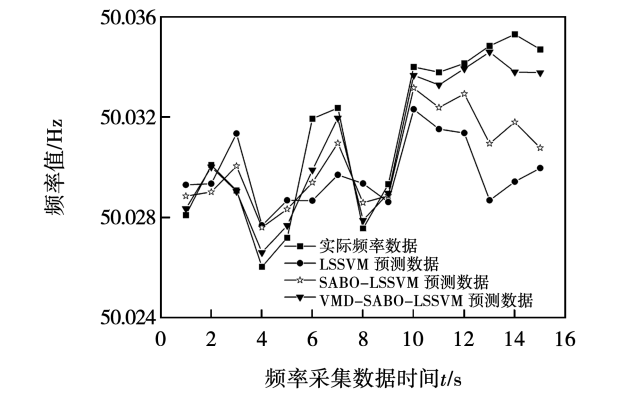


图 4 不同方法预测的频率值对比

Fig.4 Comparison of frequency values predicted by different methods

表 1 为 3 种预测算法下平均绝对误差 (MAE) 和均方根相对误差 (MSE) 的对比结果。从表 1 中可以看出,VMD-SABO-LSSVM 算法的 MAE 值比 LSSVM、SABO-LSSVM 分别降低了 78.9% 和 67.8%;RMSE 值分别降低了 75.3% 和 62.7%。

表 1 不同方法下的评价指标分析

Tab.1 Analysis of evaluation indicators under different methods

预测模型名称	E_{MAE}/Hz	E_{RMSE}
LSSVM	2.616×10^{-3}	6.1879×10^{-5}
SABO-LSSVM	1.713×10^{-3}	4.0956×10^{-5}
VMD-SABO-LSSVM	0.551×10^{-3}	1.5272×10^{-5}

4 凝结水蓄热辅助调频响应特性研究

为补偿火电机组调频时主汽蓄热量不足的短板。选取某一额定功率 (P_e) 为 600 MW 机组进行凝结水蓄热辅助机组一次调频的工程试验,探究凝结水蓄热对功率的响应。如图 5 所示,选取 85% P_e 工况下进行研究,当凝结水流量快速减少 500 t/h 时,机组的有功可增加 10 MW 左右。同时从图中可以看出,在凝结水流量变化时,机组功率存在延时变化,但其功率变化可持续性较好。可见,利用凝结水

蓄热辅助机组调频具备可行性。

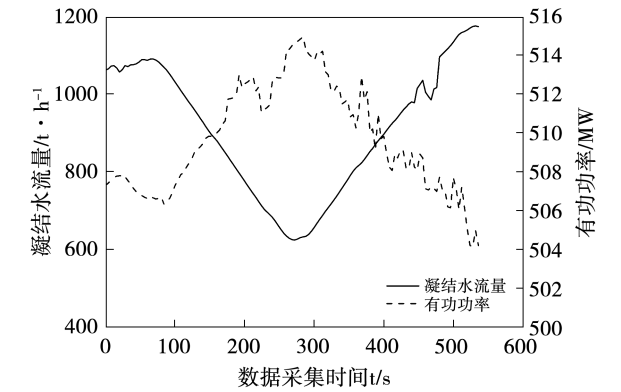


图 5 凝结水系统蓄热对机组功率响应

Fig.5 Response of condensed water system heat storage to unit power

使用改进粒子群算法^[14]对凝结水系统蓄热 - 负荷的响应进行辨识,得到近似的传递函数为式(12)所示,从传递函数中可以看出凝结水蓄热对负荷的响应可以近似为一阶惯性纯延迟环节。

$$G(s) = \frac{e^{-10s}}{50(66s + 1)} \quad (12)$$

从公式(12)中可以看出,凝结水蓄热辅助机组调频存在大约 10 s 左右的时间延迟,但目前相关规程要求,火电机组需要无偿提供秒级的调频服务,凝结水辅助调频的时间延迟会削弱其利用价值。为了充分利用凝结水蓄热的调频能力,减缓时间延迟带来的不利影响,本文在下一节提出基于机组频率预测的凝结水蓄热辅助机组调频的新方法。

5 基于频率预测的凝结水蓄热辅助调频分析

凝结水蓄热辅助火电机组调频,具有出力稳定、持久等特征,但是也存在负荷响应慢的特点。目前凝结水辅助调频响应时间普遍为 10 s 左右,甚至更长时间。按照华北区域一次调频考核规则,一次调频动作后考核指标需要满足 15 s 达到理论极值调节量的 75%,30 s 达到理论极值调节量的 90%,积分电量达到理论调频量的 75% 3 个指标。根据实际数据统计来看 15 s 的考核指标最为重要,一般 15 s 考核指标合格率直接决定整体合格率。为了尽可能提高机组 15 s 合格率,就需要缩短响应时间。本研究提出使用 VMD-SABO-LSSVM 方法,预测频率后 15 s 的变化趋势,提前判断凝结水蓄热动作时机,以期缩短凝结水蓄热辅助机组调频的响应时间,具体

分为 3 个步骤。

步骤一：采用 VMD-SABO-LSSVM 方法算法对电网频率进行后 15 s 的预测,预测的频率数据间隔时间为 1 s,如图 4 所示。为避免凝结水蓄热调节系统频繁动作,这里预设当预测的频率值中连续有 5 个值超过死区后,则认为大概率触发有效调频考核记录,即此时应触发凝结水调频动作。

步骤二：当凝结水系统调频动作逻辑触发以后,凝结水系统根据预测频率值中的最大频差对应的调频功率进行动作。如后续有更大调频需要,则凝结水系统依据极大值点的调频功率进行动作,但整个过程中承担的调频功率不允许向调频功率量减小的方向动作,直到预测的电网频率值中有连续 5 个值恢复到死区以内,才认为本次调频结束。为防止频率频繁动作,造成凝结水系统不稳定,凝结水调频每次触发后,需至少延时 5 s 后,对凝结水调频动作进行复位。凝结水系统的延迟恢复特性,可使调频的积分电量考核减少。本研究提出的方法可有效缩短凝结水蓄热调频的响应时间,减少凝结水系统上水调门动作的次数,增加凝结水上水调门的使用寿命。

凝结水系统辅助机组协同调频逻辑为图 6 所示,其中,功率-凝结水流量转换函数需要依据机组实际的摸底试验结果进行设置,同时考虑到不同的负荷下凝结水流量对机组的影响大小不同,因此,对最终的凝结水流量进行了负荷修正。

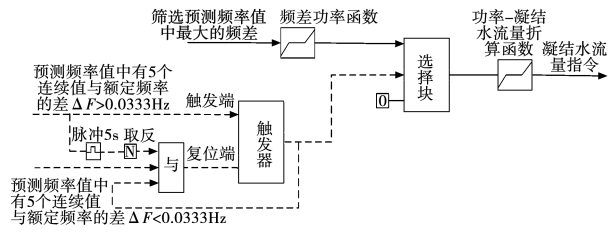


图 6 凝结水系统辅助机组协同调频控制策略
Fig. 6 Coordinated frequency regulation control strategy of auxiliary units in condensed water system

步骤三：由于凝结水系统受除氧器、凝汽器、低压加热器等容器液位的安全裕度影响,以及凝结水压力、凝泵变频调节速率等客观因素影响,导致凝结水蓄热调节所产生的负荷可能无法达到相关规程所要求的机组调频量,差值可以使用机组原调门节流调频进行补充。图 7 是基于电网频率预测的凝结水

蓄热辅助机组进行一次调频的流程图。

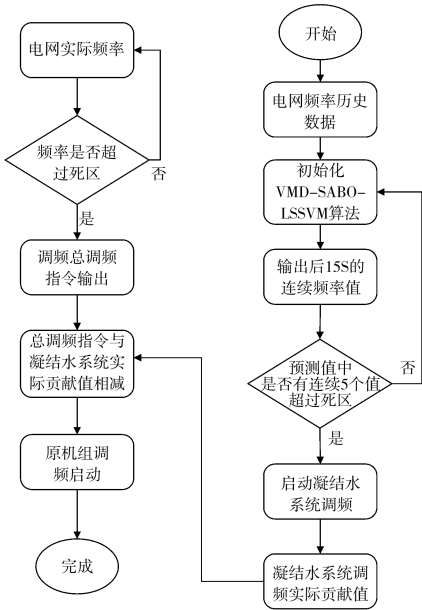


图 7 凝结水系统辅助火电机组调频流程图
Fig. 7 Flowchart of frequency regulation for auxiliary thermal power units in condensed water system

假设某机组额定功率为 1 000 MW,不等率为 5%,以图 4 中的实际频率变化趋势为例,对比分析当使用 VMD-SABO-LSSVM 算法叠加如图 6、图 7 所示的流程,协同控制策略和传统凝结水蓄热辅助机组时的调频效果。由于机组在不同负荷段凝结水对负荷的响应时间不完全相同,一般在 10 s 左右,甚至更长时间,为防止将考核的功率基准值人为抬高,即凝结水系统调频可以适当晚动一点。假设凝结水调频从调频触发到功率实际发生变化,需要 9 s 的时间。同时为了更清晰地说明不同方式下,凝结水系统调频的效果,选取当系统频率在后半段超过死区工况,且不考虑原机组的动作情况为例进行说明。

表 2 为不同调频模式下调频动作触发时刻对比。使用 A 模式代表理论调频模式;B 模式代表传统凝结水蓄热辅助调频模式;C 模式代表只使用 VMD-SABO-LSSVM 频率预测方法;D 模式同时使用 VMD-SABO-LSSVM 频率预测方法和本文提出的协同调频控制策略。表中“0”表示调频未触发,“1”表示调频触发。从表 2 中可以看出,C、D 两种模式由于使用本文所提出的 VMD-SABO-LSSVM 预测算法可以提前预判机组频率的变化,其动作时间比 A、B 两种模式提前 9 s。

表 2 不同调频模式下调频动作触发时间对比

调频模式	时间/s														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
C	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
D	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

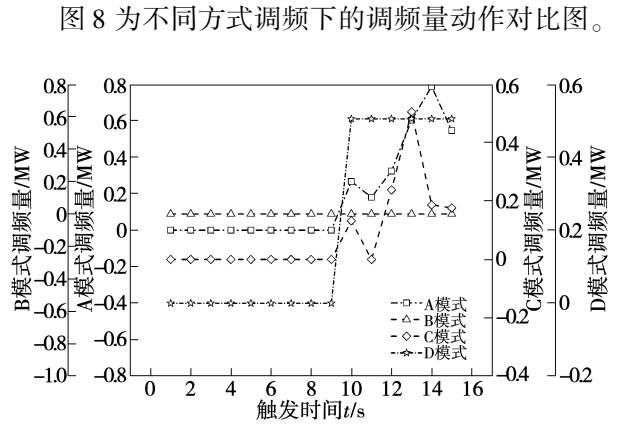


图 8 不同调频方式下调频量对比图

Fig. 8 Comparison chart of frequency regulation quantity under different frequency regulation modes

由图 8 可知,B 模式调频出力值始终表现为 0 MW。这是因为,虽然 B 模式在第 10 s 开始动作,但从凝结水流量到机组功率变化会有延迟。D 模式使用本文提出的频率预测算法,其调频动作从第 1 s 开始已经动作,由于受到延迟影响,其调频功率表现在第 9 s 开始变化,同时外加协同控制策略可以使凝结水系统按照预测频率中最大的频差值进行调频动作,最终使机组实际调频动作值都更符合甚至超过理论要求,即 A 模式调频的动作量。C 模式由于只使用本文所提的预测算法,而不使用协同控制策略,虽然和 D 模式一样,其第 1 s 已经开始动作,但受延迟影响,其功率表现在第 9 s 开始变化。由于这时凝结水系统是按预测频率的变化而实时调整出力,最终导致 C 模式系统出力值小于 D 模式。

为了更清楚的说明本文所提方法的有效性,按照《华北区域并网发电厂辅助服务管理实施细则》考核规定,进行调频积分电量的计算,如公式(13)所示:

$$Q = \int_{t_0}^{t_1} P_s(t) dt / 3600$$

(13)

式中: t_0 —调频开始的时刻; t_1 —调频结束时刻; P_s —实际调频功率动作值。

通过公式(13)计算可得,A、B、C、D 模式下的调频电量分别为 0.752,0,0.344 和 0.842 kW·h。D 模式下的积分电量更接近甚至超过了 A 模式下的理论积分电量,达到了 A 模式电量的 119.7%,明显高于另外两种方法的积分电量。

6 结 论

本文首先使用 VMD 算法将原始频率数据分解为多个模态量,并使用 SABO 算法对 LSSVM 算法中的核函数宽度因子 σ 和正则化参数 γ 进行寻优,并用优化后的算法对各个模态分量进行训练,最后将各个模态分量预测值进行重构,得出电网频率预测值。在此预测值的基础上搭建凝结水辅助火电机组调频控制策略,并对此策略下的机组综合调频效果进行验证,得出以下结论:

- (1) 在电网频率预测方面,本研究提出的 VMD-SABO-LSSVM 算法对频率进行预测时的平均绝对误差(MAE)相比于 LSSVM、SABO-LSSVM 分别降低了 78.9% 和 67.8%;均方根相对误差(RMSE)分别降低了 75.3% 和 62.7%。
- (2) 在频率预测的基础上,使用本研究提出的凝结水协同机组调频策略,可以较大幅度的提高机组的调频指标,其调频积分电量达到了理论要求动作值的 119.7%。
- (3) 本研究所提的 VMD-SABO-LSSVM 预测算法耦合凝结水系统辅助调频的协同控制策略,可以很好提升原机组的一次调频支撑能力。

参考文献:

[1] 王 倩,惠文涛,吕永涛,等. 超超临界 1 000 MW 机组一次调

- 频多变量优化策略[J]. 热力发电, 2019, 48(1): 24–29.
- WANG Qian, HUI Wentao, LYU Yongtao, et al. Multivariable optimization strategy of primary frequency modulation for an ultra-supercritical 1 000 MW unit[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(1): 24–29.
- [2] 赵 征, 孙赫宇, 陈江丽. 基于 AGC 负荷指令优化分解的火电机组蓄能综合利用[J]. 动力工程学报, 2023, 43(5): 575–581, 589.
- ZHAO Zheng, SUN Heyu, CHEN Jiangli. Optimized decomposition of AGC load command for comprehensive utilization of energy storage in the thermal power unit[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023, 43(5): 575–581, 589.
- [3] 王寒雨, 周丽丽, 胥建群, 等. 超超临界 1 050 MW 机组凝结水节流特性研究[J]. 汽轮机技术, 2022, 64(4): 295–298, 311.
- WANG Hanyu, ZHOU Lili, XU Jianqun, et al. Study on throttling characteristics of condensate of ultra-supercritical 1 050 MW unit[J]. Turbine Technology, 2022, 64(4): 295–298, 311.
- [4] 张开萍, 高明明, 张洪福, 等. 基于凝结水节流及热网蓄能的循环流化床供热机组变负荷性能研究[J]. 热力发电, 2022, 51(4): 47–54.
- ZHANG Kaiping, GAO Mingming, ZHANG Hongfu, et al. Research on variable load performance of CFB heating unit based on condensate throttle and thermal network energy storage[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(4): 47–54.
- [5] 张可臻, 赵永亮, 刘 明, 等. 燃煤机组凝结水节流过程蓄热转换特性分析[J]. 工程热物理学报, 2021, 42(8): 1936–1943.
- ZHANG Kezhen, ZHAO Yongliang, LIU Ming, et al. Analysis of the exergy conversion during condensate throttling processes in coal-fired power plants[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2021, 42(8): 1936–1943.
- [6] 刘 畅, 耿林霄, 高 林, 等. 凝结水变负荷深度调峰技术实现方法及其经济性评价[J]. 热力发电, 2018, 47(5): 57–62.
- LIU Chang, GENG Linxiao, GAO Lin, et al. Realization method and economic evaluation of variable load deep peak regulation technology based on condensate water throttling[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(5): 57–62.
- [7] 赵 征, 于悦波, 孙昊天. 基于凝结水节流的新型协调优化控制策略[J]. 动力工程学报, 2021, 41(2): 107–112, 128.
- ZHAO Zheng, YU Yuebo, SUN Haotian. Optimization of a new coordinated control strategy based on condensate throttling[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2021, 41(2): 107–112, 128.
- [8] 龙东腾. 基于凝结水节流的火电机组快速变负荷控制研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.
- LONG Dongteng. Research on rapid load control of coal-fired power plants based on condensate throttling[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [9] 胡 勇. 基于汽轮机蓄能特性的大型火电机组快速变负荷控制研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
- HU Yong. Research on rapid load adjustment control of large capacity coal-fired power plant based on the characteristics of turbine stored energy[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [10] 曹沂风. 基于支持向量机的风轮不平衡故障诊断方法研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(8): 613–620.
- CAO Yifeng. Study on rotor imbalance fault identification method based on multi-kernel learning support vector machine[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(8): 613–620.
- [11] 邵必林, 纪丹阳. 基于 VMD-SE 的电力负荷分量的多特征短期预测[J]. 中国电力, 2024, 57(4): 162–170.
- SHAO Bilin, JI Danyang. Multi-feature short-term prediction of power load components based on VMD-SE[J]. Electric Power, 2024, 57(4): 162–170.
- [12] 张鲁一航, 杨彦明, 陈永展, 等. 基于 VMD-CNN-BiLSTM 的变工况涡扇发动机剩余寿命预测[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 1–15[2024–10–02].
- ZHANG Luyihang, YANG Yanming, CHEN Yongzhan, et al. Remaining useful life life prediction of variable-operating turbofan engine based on VMD-CNN-BiLSTM[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1–15[2024–10–02].
- [13] 潘 超, 李润宇, 蔡国伟, 等. 基于属性约简重构的自校正卷积分记忆风速预测[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(7): 2721–2732.
- PAN Chao, LI Runyu, CAI Guowei, et al. Wind speed prediction with self-tuning convolutional memory based on attribute reduction reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2721–2732.
- [14] 张经纬, 归一数, 康英伟, 等. 基于改进粒子群算法的锅炉再热蒸汽温度模型辨识[J]. 热力发电, 2017, 46(7): 72–78.
- ZHANG Jingwei, GUI Yishu, KANG Yingwei, et al. Identification of boiler reheat steam temperature model based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(7): 72–78.

(姜雪梅 编辑)