

文章编号:1674-7607(2020)10-0801-07

DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2020.10.004

超临界火电机组多变量前馈预见预测控制

牛玉广^{1,2}, 何青波¹, 李永生³, 陈彦桥³, 张文亮³, 范国朝³

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206; 2. 华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206; 3. 国电科学技术研究院有限公司北京分公司, 北京 100081)

摘要: 采用BP神经网络算法建立超临界火电机组协调控制系统的多输入多输出数学模型,并在此基础上利用前馈控制、预见控制及预测控制对机组进行优化控制,形成一个多变量前馈预见预测(FFP)控制系统。结果表明:神经网络前馈预见预测控制使机组更快、更准确地跟踪机组AGC曲线、滑压目标值和中间点温度设定值;前馈控制加剧了主汽压和中间点温度的波动,预见控制能使这2项指标趋于平稳;采用前馈预见预测控制算法来控制超临界火电机组,能够提高机组的AGC响应速度、经济性、稳定性和安全性。

关键词: 火电机组; 神经网络; 预测控制; 前馈控制; 预见控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

学科分类号: 510.80

Multi-variable Feedforward Foreseeable Predictive Control for Supercritical Thermal Power Units

NIU Yuguang^{1,2}, HE Qingbo¹, LI Yongsheng³, CHEN Yanqiao³, ZHANG Wenliang³, FAN Guochao³

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. State Key Laboratory of Alternate Electric Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 3. Beijing Branch, Guodian Science & Technology Research Institute Co., Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: A multi-input multi-output mathematical model was established using neural network algorithm for the coordinated control system of a supercritical thermal power unit, based on which, the feedforward, foreseeable and predictive method were used to optimize the control of the unit, thus to form a multivariable feedforward foreseeable predictive (FFP) control system. Results show that the neural network predictive control enables the unit to track the AGC curve, the sliding pressure target value and the midpoint temperature set value more quickly and accurately, whereas the feedforward control aggravates the fluctuation of the main steam pressure and the intermediate point temperature, while the foreseeable control has the effect of making these two indicators tend to be stable. Therefore, using the feedforward foreseeable predictive (FFP) algorithm to control the supercritical thermal power unit could improve the AGC response speed, the economy, the stability and the safety of the unit.

Key words: thermal power unit; neural network; predictive control; feedforward control; foreseeable control

收稿日期:2019-10-15 修订日期:2020-03-26

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2017YFB0902100)

作者简介:牛玉广(1964—),男,河南滑县人,教授,博士,研究方向为发电过程状态监测与优化控制、控制系统故障检测与分析诊断。

何青波(通信作者),男,硕士研究生,电话(Tel.):19801339305;E-mail:heqingbo2018@126.com。

火电机组是一个非线性、强耦合的受控对象,其运行状态和运行参数与机组工况密切相关^[1]。由于火电机组需要更高的灵活性以承担电网“削峰填谷”的任务,因此在运行时常被偏离设计工况,表现出较强的非线性^[2-3]。目前,电厂设备的控制回路大部分采用传统的比例积分微分(PID)控制,控制性能往往难以满足生产需要。

随着计算机技术的高速发展,先进控制策略得到了广泛应用。由于火电机组在控制过程中存在多约束、多变量等问题,且具有非线性、大时滞等特点,国内外学者都试图利用先进的控制方案实现发电过程的优化控制^[4-7]。

线性预测控制系统因其设计的灵活性、良好的鲁棒性和优秀的控制性能,在热工控制领域取得了显著成果。但当被控对象具有较强的非线性时,预测模型得到的输出与实际输出具有较大偏差,因此线性预测控制中的“预测作用”也失去了其参考价值,达不到优化控制效果^[8]。针对非线性系统的特点研究对应的先进控制策略,一直备受研究者的关注^[9]。人工神经网络为非线性系统的建模和控制提供了强有力的手段,在控制领域发展迅速,已有不少文献对此进行了研究^[10-11]。在这些研究中,神经网络预测控制就是其中典型的应用范例^[12]。

预测控制算法作为一种先进的优化控制策略,能对复杂且具有约束的多变量系统进行控制^[13]。在多变量系统中,对象输入、输出间存在着复杂关系,预测控制算法在多变量系统的参数整定要比在单变量系统中复杂得多。在火电机组协调控制系统中,出于安全性和可实施性的考虑,必须根据现场实际情况把给煤量、给水量等输入量以及负荷、主蒸汽温度(以下简称主汽温)、主蒸汽压力(以下简称主汽压)等输出量约束在一定范围内。

另外,在机组变负荷过程中,为实现机组安全稳定地对电网自动发电控制(Automatic Generation Control, AGC)指令进行快速跟踪,需综合考虑机组的主汽压、主汽温和机组变负荷的速率。预见控制思想于1966年被首次提出^[14],是在已知未来信息的基础上对系统进行前馈补偿,并根据当前输出信息对系统进行反馈控制的一种方法^[15-16]。

预见控制与预测控制既相似又有区别。相似之处在于:两者都以系统的性能指标(目标函数)最优为控制目标,且将系统未来的目标信息作为前馈信息,从而对系统进行补偿。区别在于:预见控制适用于模型和未来信息已知且响应速度快的系统,可以直接利用可预见的系统未来信息,而预测控制则适

用于模型不精确、具有受约束和非线性等特性的系统,是通过预测模型预测系统未来信息。

笔者将机组负荷、主汽温和主汽压三者信息进行融合、前馈,实现机组有约束的、基于前馈的预见预测优化控制,进一步改善机组控制性能。

1 神经网络建模

人工神经网络是一种大规模并行的非线性系统,具有很强的非线性拟合能力、联想学习能力、自组织、自适应能力和高度的非线性运算能力^[17-18]。利用深度神经网络对系统进行辨识无需预先建立系统传统意义上的数学关系,只需确定神经网络的结构并获取现场的实际运行数据即可^[19]。笔者拟采用BP神经网络算法建立超临界火电机组被控模型。

所建立的火电机组神经网络模型结构图见图1,其中输入层有主蒸汽调门开度、给煤量和给水量3个控制量;隐层有2层,每个隐层包含10个神经元;输出层包括机组负荷、主汽压和汽水分离器出口温度(中间点温度)。

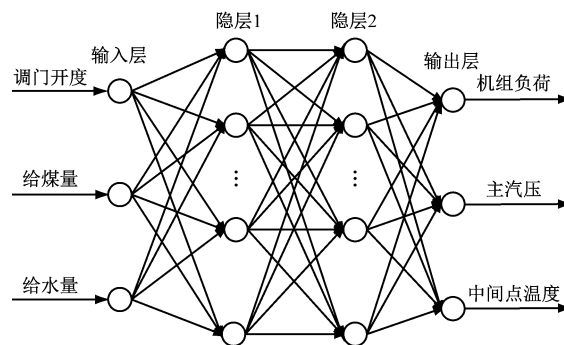


图1 神经网络模型结构图

Fig. 1 Structure of the neural network model

采集10 200组现场运行数据作为模型的训练输入,得到一个3入3出的单元机组神经网络模型;另取1 000组历史数据对模型进行检验,结果见图2。由图2可知,所建立的火电机组神经网络模型能够很好地模拟机组实际运行情况。

2 机组前馈预见预测控制

2.1 前馈预见预测控制

预测控制是以预测模型为基础的一种控制算法,该算法通过在线滚动优化手段和反馈校正策略,来最大限度地抑制干扰、迟滞等因素对被控对象的影响,从而使系统输出值最大限度地接近预期目标(参考轨迹),并使系统具有良好的适应性、可移植性和稳定性^[20]。预测控制系统主要由预测模型、参考

轨迹、滚动优化和反馈校正^[21]4部分组成。笔者在神经网络预测控制方法的基础上还采用了前馈控制和预见控制的方案,形成一个前馈预见预测(FFP)控制系统,其控制原理见图3。

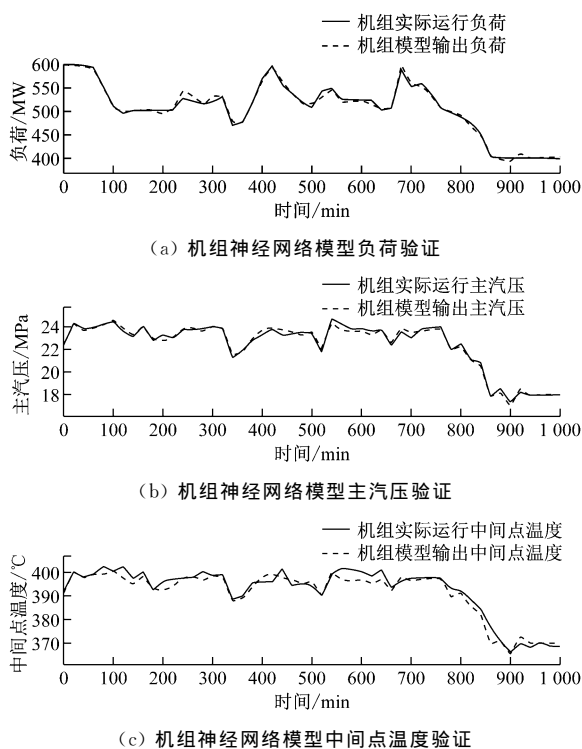


图2 机组协调控制模型验证图

Fig. 2 Verification chart for the coordination control model of the unit

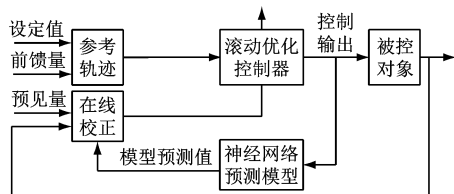


图3 前馈预见预测控制原理图

Fig. 3 Schematic diagram of the feedforward foreseeable predictive control

本文参考轨迹由一系列1行3列的行向量构成,且参考轨迹是根据机组运行状态的前馈信息和运行设定值综合计算得到的;预测模型采用神经网络模型;在线滚动优化控制器采用遗传算法实现;在实现滚动优化的过程中,根据当前控制预测出下一时刻的模型输出,并与机组实际输出形成误差,按照常规方法进行反馈校正。预测控制是以滚动方式实施的,每一时刻的控制量通过在线求解非线性优化问题得到;同时运用预见控制的思想来进一步修正机组的控制量。

2.2 机组神经网络预测模型

预测模型具备预测系统未来动态信息的能力,可为系统的优化控制提供指导,从而调整系统未来

的控制输入,使系统未来时刻的输出最大限度地接近目标值。预测控制的预测模型与传统意义上的数学模型相比,摆脱了传统意义上严格的数学结构要求,只重点关注模型是否具有预测功能而不关注模型的具体结构。

本文预测模型中,因机组 t 时刻的输出与机组之前时刻的输入、输出息息相关,因此选择机组 $t-1$ 时刻和 $t-2$ 时刻的给煤量、给水量、调门开度,以及机组负荷、主汽压和中间点温度共12个节点作为系统输入;2层隐层中隐层1有36个节点,隐层2有12个节点;系统输出层有3个节点,表示 t 时刻的机组负荷、主汽压和中间点温度。

采集10 000组现场运行数据作为模型的训练输入,训练得到一个12入3出的单元机组神经网络模型;另取1 000组历史数据对模型进行检验,结果见图4。

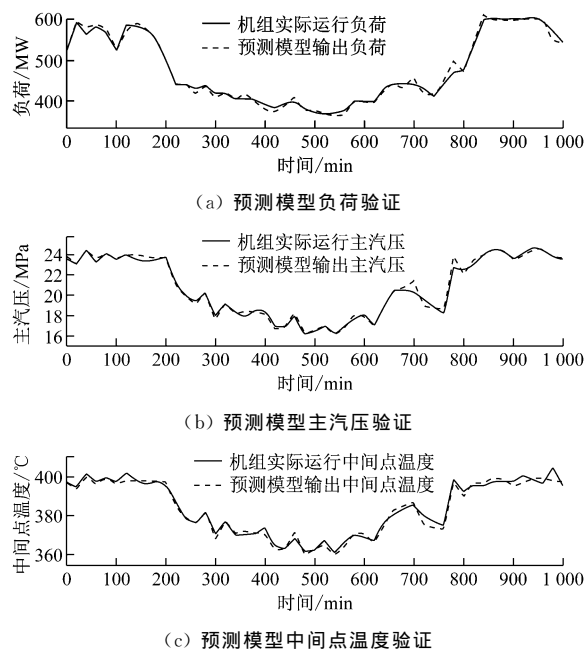


图4 预测模型验证图

Fig. 4 Verification chart of the predictive model

2.3 参考轨迹与前馈信息

本文参考轨迹行向量信息包括中调给出的机组AGC指令、机组对应的滑压目标值以及机组的中间点温度(根据机组的运行状态及要求的过热度来设定)。在此基础上,根据机组过去的运行数据来预估机组当前时刻可能达到的运行状态,从而对机组的参考轨迹进行前馈修正,优化机组的参考轨迹,以提高机组对AGC指令的响应速度、机组安全性和稳定性。

在机组实际运行过程中,机组负荷、主汽温 and 主汽压三者相互影响,相互制约,很难找到一个均衡点

让三者均处于最佳运行位置。实际运行时,需考虑让主汽温和主汽压在一定安全范围内波动,保证机组快速、准确地响应 AGC 指令;当机组的主汽压和主汽温波动较大时,则首先考虑平复机组这 2 项指标的波动,而牺牲机组的 AGC 响应能力。变负荷过程中,如果能够根据机组主要参数的变化规律来预估下一时刻机组的状态并进行预判,提前改变机组的运行设定值,则机组运行将会更加经济稳定。

对于机组负荷的参考轨迹,综合考虑 AGC 指令、主汽压及中间点温度的前馈值,其表达式为:

$$N_E = N_0 + \alpha_1 [(p_{t-1} - p'_{t-1}) - (p_{t-2} - p'_{t-2})] + \alpha_2 [(T_{t-1} - T'_{t-1}) - (T_{t-2} - T'_{t-2})] \quad (1)$$

式中: N_E 为机组负荷的参考轨迹; N_0 为机组的 AGC 指令; p_{t-1} 、 p'_{t-1} 和 p_{t-2} 、 p'_{t-2} 分别为机组 $t-1$ 时刻、 $t-2$ 时刻的主汽压实际值和滑压目标值; T_{t-1} 、 T'_{t-1} 和 T_{t-2} 、 T'_{t-2} 分别为机组 $t-1$ 时刻、 $t-2$ 时刻的中间点温度实际值和设定值; α_1 、 α_2 分别为相应的前馈系数。

对于机组中间点温度的参考轨迹,应综合考虑机组煤水质量流量比(简称煤水比)、锅炉给煤量及中间点温度设定值,其表达式为:

$$T = T_0 + \gamma_1 (K_{t-1} - K_{t-2}) + \gamma_2 (q_{mc,t-1} - q_{mc,t-2}) \quad (2)$$

式中: T 为机组中间点温度参考轨迹; T_0 为中间点温度设定值; K_{t-1} 、 K_{t-2} 分别为 $t-1$ 时刻、 $t-2$ 时刻机组实际的煤水比; $q_{mc,t-1}$ 、 $q_{mc,t-2}$ 分别为 $t-1$ 时刻、 $t-2$ 时刻机组实际的给煤量; γ_1 、 γ_2 分别为相应的前馈系数。

对于机组主汽压参考轨迹,应综合考虑机组的给水量、负荷及滑压值,其表达式为:

$$p = p_0 + \beta_1 (q_{mw,t-1} - q_{mw,t-2}) + \beta_2 (N_{t-1} - N_{t-2}) \quad (3)$$

式中: p 为机组主汽压的参考轨迹; p_0 为滑压值; $q_{mw,t-1}$ 、 $q_{mw,t-2}$ 分别为 $t-1$ 时刻、 $t-2$ 时刻机组实际的给水量; N_{t-1} 、 N_{t-2} 分别为 $t-1$ 时刻、 $t-2$ 时刻机组实际的负荷; β_1 、 β_2 分别为相应的前馈系数。

本文所选择的参考轨迹为 3 个目标值所构成的向量,即 $[N_E \quad p \quad T]$ 。

2.4 滚动优化

采用遗传算法实现预测控制系统的滚动优化,其基本步骤如下:(1)选择编码策略;(2)定义适应度函数 $f(X)$;(3)确定遗传策略;(4)生成初始种群 M ;(5)计算群体中各个体的适应度值;(6)将遗传算子代入种群,产生下一代种群;(7)迭代终止判定。

设 t 时刻的优化性能指标 $J(t)$ 为:

$$\min J(t) = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^L [\hat{y}(t+h) - y_r(t+h)]^2 \quad (4)$$

式中: $\hat{y}(t+h)$ 为各个 BP 神经网络预测模型在未来输入为 $u(t+h-1)$ 时的输出值; $y_r(t+h)$ 为输出期望值; L 为预测步长。

通过遗传算法迭代求解可得预测模型未来的输入量 $u(t+h-1)$,包括汽轮机高调门开度、机组给煤量和给水量。考虑机组控制量的上、下限及机组运行情况,修正后的给水量范围在 850~1 900 t/h;修正后的给煤量范围在 150~330 t/h;修正后的高调门开度范围在 60%~98%。考虑遗传算法得到的控制量是随机的,相邻两步得到的优化控制量可能存在跳变的情况,而机组实际运行过程不允许短时间内控制量大幅变动,因此应对寻优控制量进行二次限制,使两步间的控制量平稳过渡。具备二次限制能力的优化性能指标有如下形式:

$$\min J(t) = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^L [\hat{y}(t+h) - y_r(t+h)]^2 + \frac{1}{2} \sum_{h=1}^L \{r_h [u(t+h-1) - u(t+h-2)]^2\} \quad (5)$$

式中: r_h 为对应的加权值。

2.5 反馈校正

在火电机组具体控制过程中,由于存在预测模型和协调模型与实际系统模型失配的情况以及外界环境干扰的影响,由目标函数通过遗传算法在线滚动优化求得的最优解(预测值)可能与实际输出相差较大。此时,需要根据实时信息对系统进行反馈校正^[22-23]。预测控制若只进行开环控制,势必不能消除系统误差,因此预测控制器在 $t+1$ 时刻计算优化控制量前,需先检测被控对象的实际输出 $y(t+1)$,并将此输出与预测模型在该时刻的输出 $\hat{y}_1(t+1|t)$ 相减,得到系统的输出误差 e 为:

$$e(t+1) = y(t+1) - \hat{y}_1(t+1|t) \quad (6)$$

输出误差反映了模型中未包含的外界无法确定的环境因素对系统输出的影响,基于此误差即可对系统进行反馈调整。

2.6 预见控制

预见控制能充分利用未来信息对系统进行补偿,从而有效减小系统的静态误差,提高系统的跟踪水平^[24]。此处的预见控制是指根据机组未来的目标值来预见机组的控制量,从而对机组的控制量进行补偿。在 t 时刻可根据未来目标值对机组的控制量进行修正,选择对主蒸汽调门开度、给煤量和给水量影响最大的扰动量进行修正。修正公式如下:

$$u_t = u_0 + \varepsilon_1 [N_{E,t+1} - N_{E,t}] + \varepsilon_2 [N_{E,t+2} - N_{E,t+1}] \quad (7)$$

$$q_{mc,t} = q_{mc,0} + \eta_1 [T_{t+1} - T_t] + \eta_2 [T_{t+2} - T_{t+1}] \quad (8)$$

$$q_{mw,t} = q_{mw,0} + \lambda_1 [p_{t+1} - p_t] + \lambda_2 [p_{t+2} - p_{t+1}] \quad (9)$$

式中: u 、 q_{mc} 、 q_{mw} 分别为机组调门开度、给煤量和给水量;下标 t 、 0 分别表示机组 t 时刻的实际控制量和滚动优化控制量; ε_1 、 ε_2 、 η_1 、 η_2 、 λ_1 、 λ_2 分别为对应的修正系数。

2.7 控制效果分析

经过多次仿真调整,得到了较好的预测控制效果(见图 5)。从图 5 可以看出,本文采用的前馈预见预测控制的负荷输出值能快速、准确地跟踪机组 AGC 指令;前馈预见预测控制的输出主汽压波动比较平稳,且其波动低于机组实际的主汽压,有利于提高机组的安全性和稳定性。神经网络预测控制系统输出的机组负荷、主汽压和中间点温度分别与机组的 AGC 指令、机组滑压目标值和中间点温度设定值的误差如图 6 所示。从图 6 可以看出,预测控制输出值与机组设定值的误差明显小于机组实际运行输出值与机组设定值的误差。

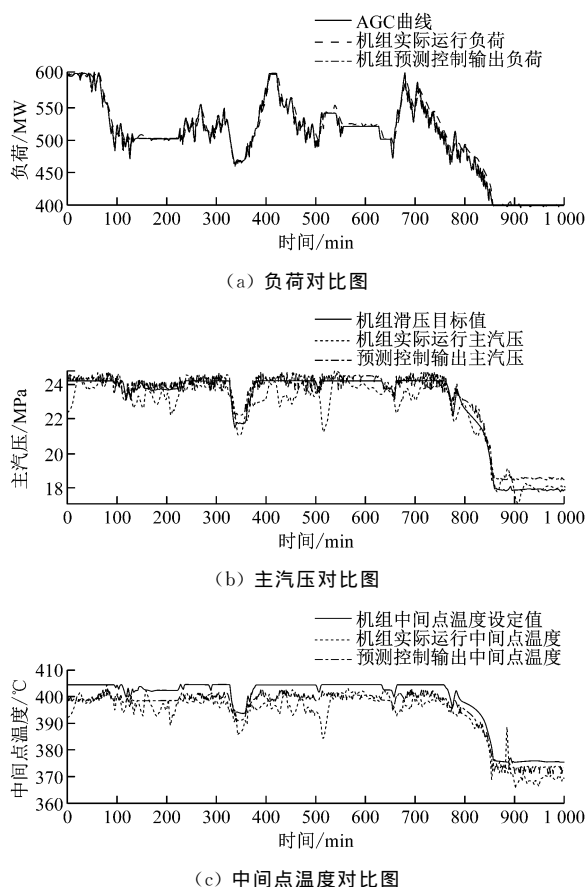


图 5 前馈预见预测控制效果图

Fig. 5 Effectiveness of the feedforward foreseeable predictive control

对引入和未引入前馈、预见的神经网络预测控制算法进行对比分析,以确认前馈控制、预见控制思想对本文预测控制算法的性能提升效果。前馈预见控制的目的是使机组变负荷时运行平稳且 AGC 响

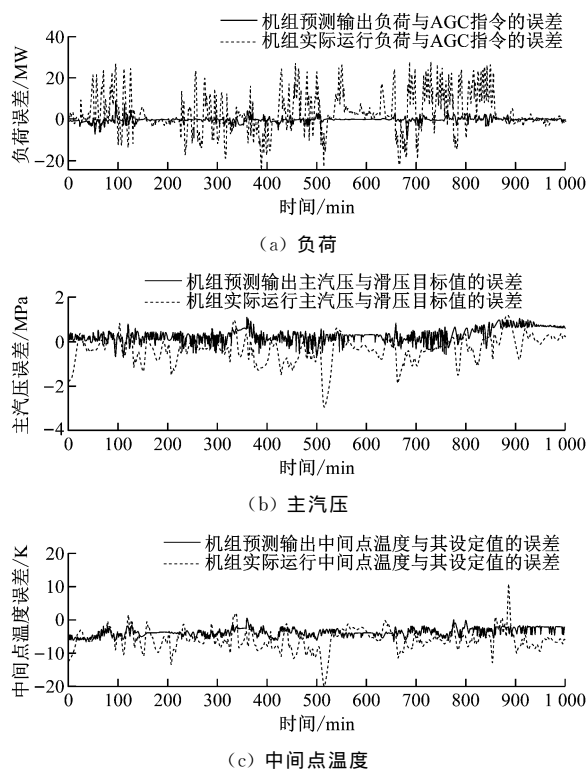


图 6 前馈预见预测控制误差分析图

Fig. 6 Error analysis of the feedforward foreseeable predictive control

应速率快。因此,在变负荷时通过机组变负荷速率来衡量机组的 AGC 响应速度,利用机组负荷、主汽压和中间点温度变化速率的均方差指标 (D_N 、 D_p 、 D_T) 来衡量机组的平稳性。选取机组在不同预测控制算法下的负荷数据进行分析,结果见图 7。

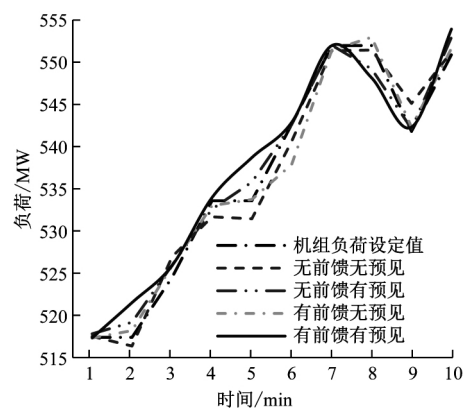


图 7 不同预测控制算法下变负荷速率的对比

Fig. 7 Comparison of variable load rates under different predictive control algorithms

从图 7 可以看出,在机组变负荷时,前馈控制可根据机组状态改变机组的变负荷速率(图中有前馈无预见负荷曲线所示),预见控制可提前感知机组的负荷变化,从而使机组提前动作(图中无前馈有预见负荷曲线所示)。增加前馈预见控制的预测算法能够提前感知机组负荷的变化,且能快速地对机组

AGC 指令进行跟踪,机组变负荷速率增大(图中有前馈有预见负荷曲线所示)。

通过仿真计算,得到机组变负荷时的平稳性指标如表 1 和表 2 所示。

表 1 机组加负荷时不同预测控制算法下的平稳性指标

Tab. 1 Comparison of stationarity indicators under different predictive control algorithms during load-up period

预测控制算法	D_N	D_p	D_T
无前馈无预见	4.365 9	0.114 3	0.227 3
无前馈有预见	4.067 6	0.080 6	0.164 3
有前馈无预见	4.230 9	0.130 0	0.323 0
有前馈有预见	3.819 8	0.106 7	0.211 0

表 2 机组减负荷时不同预测控制算法下的平稳性指标

Tab. 2 Comparison of stationarity indicators under different predictive control algorithms during load-down period

预测控制算法	D_N	D_p	D_T
无前馈无预见	5.191 1	0.050 9	0.586 4
无前馈有预见	4.435 2	0.045 0	0.501 8
有前馈无预见	4.810 3	0.097 4	1.085 0
有前馈有预见	3.680 9	0.094 0	0.858 9

从表 1 和表 2 可以看出,机组在变负荷时,前馈控制、预见控制均能使机组变负荷速率的均方差指标减小,说明机组在变负荷过程中负荷变化更加平稳。从表 1 和表 2 可以看出,机组在加负荷过程中,前馈控制使得机组的主汽压和中间点温度变化速率的均方差指标增大,增加了机组主汽压和中间点温度的波动,不利于机组的平稳;但预见控制平复了机组的一部分波动,有利于机组的稳定性。

3 结 论

(1) 在超临界机组的多输入多输出控制系统中,所采用的神经网络预测控制算法较常规 PID 控制算法有更好的控制效果。通过神经网络预测控制,机组能更快、更准确地跟踪机组 AGC 曲线、滑压目标值和中间点温度设定值。

(2) 采用前馈预见预测控制算法来控制超临界火电机组,能够提高机组的 AGC 响应速度、经济性、稳定性和安全性。

(3) 通过分析可以看出,引入前馈预见控制可提高机组的负荷响应速率,且在变负荷过程中负荷变化较为平稳,但前馈控制加剧了主汽压和中间点温度的波动,预见控制则能使这 2 项指标趋于平稳。

(4) 本文方法具有一定的缺陷,在增加前馈控制时,出于对机组负荷快速响应的考虑,难免要牺牲

机组主汽压和中间点温度的稳定性。此外,机组在运行过程中,为了快速响应负荷,调节阀会频繁动作,造成主汽压频繁波动,使得阀门磨损,不利于机组安全运行。因此,本文方法还需进一步完善。其一是对机组调节阀动作设置死区,减少阀门的频繁动作;其二是减小前馈量和预见量对机组主汽门的影响,减小机组运行参数的波动,让机组运行更加平稳。

参考文献:

- [1] 许颜贺. 抽水蓄能机组调速系统参数辨识及控制优化研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2017.
- [2] 王刚. 储能参与清洁能源消纳价值链优化模型及信息系统研究[D]. 北京:华北电力大学, 2018.
- [3] 鞠立伟. 需求响应参与清洁能源集成消纳与效益评价模型研究[D]. 北京:华北电力大学, 2017.
- [4] 周念成, 廖建权, 王强钢, 等. 深度学习在智能电网中的应用现状分析与展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(4): 180-191.
ZHOU Niancheng, LIAO Jianquan, WANG Qiang-gang, et al. Analysis and prospect of deep learning application in smart grid[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(4): 180-191.
- [5] 钱虹, 陈丹, 李博. 分布式能源站燃气锅炉预测控制器设计与仿真[J]. 热能动力工程, 2017, 32(11): 1-7.
QIAN Hong, CHEN Dan, LI Bo. Design and simulation of predictive controller for gas boiler in distributed energy station[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2017, 32(11): 1-7.
- [6] 高耀岍, 胡勇, 曾德良, 等. 基于磨出口温度定值优化的制粉系统多变量预测控制[J]. 动力工程学报, 2017, 37(10): 814-820.
GAO Yaokui, HU Yong, ZENG Deliang, et al. Multivariable predictive control of a pulverizing system based on outlet temperature optimization of the coal mill[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2017, 37(10): 814-820.
- [7] 韩璞, 刘森, 王东风, 等. 过热汽温系统无记忆状态反馈 H_∞ 鲁棒预测控制[J]. 动力工程学报, 2018, 38(1): 36-42, 49.
HAN Pu, LIU Miao, WANG Dongfeng, et al. Design of RMPC based on memoryless feedback strategy for superheated steam temperature[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2018, 38(1): 36-42, 49.
- [8] 常勇, 包广清, 杨梅, 等. 模型预测控制在永磁同步电机系统中的应用发展综述[J]. 电机与控制应用,

- 2019, 46(8): 11-17.
- CHANG Yong, BAO Guangqing, YANG Mei, et al. Application and development of model predictive control in permanent magnet synchronous motor system[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2019, 46(8): 11-17.
- [9] 张永达. 约束非线性系统优先级多目标模型预测控制策略研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
- [10] MADAENI S S, SHIRI M, KURDIAN A R. Modeling, optimization, and control of reverse osmosis water treatment in Kazeroon power plant using neural network[J]. *Chemical Engineering Communications*, 2015, 202(1): 6-14.
- [11] AHOOR Z H, GHAFARIRAD H, ZAREINEJAD M. Nonlinear dynamic modeling of bimorph piezoelectric actuators using modified constitutive equations caused by material nonlinearity[J]. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, 2019: 1-11.
- [12] SHIN J-H, JUN H-B, KIM J-G. Dynamic control of intelligent parking guidance using neural network predictive control[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 120: 15-30.
- [13] GARCÍA E, PRETT D M, MORARI M. Model predictive control: theory and practice—a survey[J]. *Automatica*, 1989, 25(3): 335-348.
- [14] SHERIDAN T B. Three models of preview control[J]. *IEEE Transactions on Human Factors in Electronics*, 1966, 7(2): 91-102.
- [15] 甄子洋. 预见控制理论及应用研究进展[J]. *自动化学报*, 2016, 42(2): 172-188.
- ZHEN Ziyang. Research development in preview control theory and applications[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(2): 172-188.
- [16] LIAO Fucheng, WANG Yu, LU Yanrong, et al. Optimal preview control for a class of linear continuous-time large-scale systems[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2018, 40(14): 4004-4013.
- [17] XU Xianbo, GUPTA N. Artificial neural network approach to predict the elastic modulus from dynamic mechanical analysis results[J]. *Advanced Theory and Simulations*, 2019, 2(4): 1800131.
- [18] XU Jinjun, ZHAO Xinyu, YU Yong, et al. Parametric sensitivity analysis and modelling of mechanical properties of normal-and high-strength recycled aggregate concrete using grey theory, multiple non-linear regression and artificial neural networks[J]. *Construction and Building Materials*, 2019, 211: 479-491.
- [19] 马进, 强硕, 袁雪峰. 基于动态神经网络的电极式锅炉数学建模研究[J]. *计算机仿真*, 2019, 36(9): 126-130.
- MA Jin, QIANG Shuo, YUAN Xuefeng. Research on mathematical modeling of electrode boiler based on dynamic neural network[J]. *Computer Simulation*, 2019, 36(9): 126-130.
- [20] RUIZ G R, SEGARRA E L, BANDERA C F. Model predictive control optimization via genetic algorithm using a detailed building energy model[J]. *Energies*, 2019, 12(1): 34.
- [21] ISMAIL J, LIU S. A fast nonlinear model predictive control method based on discrete mechanics[J]. *IF-AC-Papers on Line*, 2018, 51(32): 141-146.
- [22] 柳志飞, 杜贵平, 杜发达. 有限集模型预测控制在电力电子系统中的研究现状和发展趋势[J]. *电工技术学报*, 2017, 32(22): 58-69.
- LIU Zhifei, DU Guiping, DU Fada. Research status and development trend of finite control set model predictive control in power electronics[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, 32(22): 58-69.
- [23] 负莹, 许鋈, 罗雄麟. 预测控制中存在模型失配时的卡尔曼滤波校正[J]. *计算机与应用化学*, 2017, 34(9): 673-680.
- YUN Ying, XU Jun, LUO Xionglin. Kalman filter correction when there is model mismatch in model predictive control[J]. *Computers and Applied Chemistry*, 2017, 34(9): 673-680.
- [24] 徐玉洁, 廖福成, 刘艳霞, 等. 预见控制理论及其应用的研究综述[J]. *控制工程*, 2017, 24(9): 1741-1750.
- XU Yujie, LIAO Fucheng, LIU Yanxia, et al. Research summary of preview control theory and its application[J]. *Control Engineering of China*, 2017, 24(9): 1741-1750.