

基于多模型集的主汽温多模型预测控制方法

刘吉臻, 岳俊红, 谭 文

(华北电力大学自动化系, 北京 102206)

摘 要: 针对一类可以采用一阶惯性加纯滞后模型描述不同工况下动态特性且随工况变化的工业过程, 提出一种基于对象特征参数极大极小值的多模型集建立方法, 采用递推贝叶斯概率加权方法获得全局预测模型, 并以此设计多模型预测控制器以满足工况大范围变化的控制要求, 同时在进行误差校正时, 预先补偿由于工况动态变化所带来的模型预测误差, 以提高预测精度。对电站锅炉主汽温系统的仿真结果表明在各工况下均有很好的定值跟踪能力, 在大范围工况变化时, 能够将主汽温稳定在设定值附近。

关 键 词: 主汽温系统; 多模型集; 多模型预测控制; 贝叶斯概率加权; 动态前馈

中图分类号: TK223.7; TP273 文献标识码: A

引 言

目前实际应用的控制方法仍然是常规的串级 PID 控制, 远远落后于控制理论及其相应控制技术的发展, 出现这种理论与实践不相符的现象主要是仍然没有找到一种满足主汽温全工况控制要求的实用方法。状态观测、Smith 预估是目前能够实际应用并能够获得较好效果的控制方法^[1~2]。但是当主汽温对象大范围工况变化时, 也会导致主汽温大幅波动。预测控制是来源于实践又在理论与实践共同推动下发展起来的一种先进控制方法, 可以有效处理大惯性、大滞后对象的控制问题, 且能够方便处理输入输出的各种约束, 但预测控制本身是一种基于模型的控制算法, 尽管对模型的不确定性有很强的鲁棒性, 当对象参数大范围变化时, 基于固定模型设计的预测控制器也难以获得理想的控制效果。因此, 文献[3~4]采用自适应预测控制, 以满足工况变化的控制要求, 却存在自适应控制收敛速度慢的缺陷, 特别是针对具有大滞后快时变特性的主汽温对象, 情况更严重; 另外, 就参数辨识而言, 当闭环系统不再有持续激励时, 在线参数辨识的结果将对系统输入输出结果变得十分敏感, 从而导致辨识结果可

能会有大的偏离, 控制性能也会由此迅速变差, 甚至导致系统不稳定^[5]。文献[6]首先获得对象各工况点的数学模型, 并据此设计多模型预测函数控制器, 在各负荷点有较好的定值跟踪性能, 但当工况大范围变化时超调严重, 同时还需在对象的各个典型工况下进行大量的辨识实验用以建立多个模型。本文根据主汽温对象所具有的特性, 提出一种简单的多模型集建立方法, 基于此多模型集设计多模型预测控制器, 通过仿真验证了本方法的有效性。该方法多模型集建立方便, 控制效果好, 易于工程实现, 非常具有实用价值。

1 多模型预测控制

1.1 多模型预测控制原理

多模型预测控制原理框图如图 1 所示。其思想在于, 把整个对象工作空间划分为若干子空间, 而每个子空间可以找到一个较精确的固定模型, 再通过加权子模型获得复杂对象的全局近似模型作为预测模型, 然后采用线性优化或非线性优化方法计算预测控制器输出。这是多模型预测控制有别于其它多模型控制方法之处, 体现了预测控制方法的灵活性。各个子模型的权重由该模型与控制对象的匹配程度决定, 本文采用递推贝叶斯概率加权方法, 如 1.2 节所述。

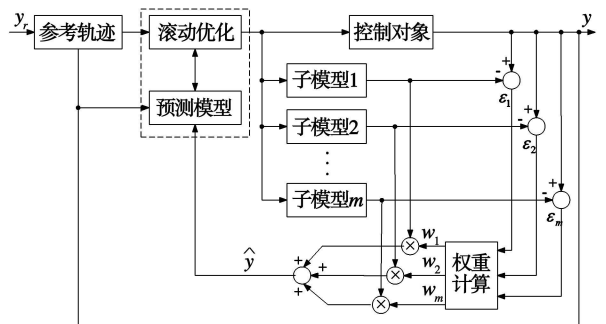


图 1 多模型预测控制原理框图

收稿日期: 2007-06-07; 修订日期: 2007-10-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50576022)

作者简介: 刘吉臻(1951-)男, 山西岚县人, 华北电力大学教授, 博士生导师。

当采用有限阶跃响应模型时,子模型的输出为:

$$\hat{y}_j(k+n) = \sum_{i=1}^{N-1} a_{j,i} \Delta u(k-i+n) + a_{j,N} u(k-N+n) \quad (j=1, \dots, m; n=1, 2, \dots, P) \quad (1)$$

式中: m —子模型的数量; P —预测时域长度; N —子模型的有限阶跃响应模型的截断长度; $a_{j,i}$ —第 j 个子模型的第 i 个阶跃响应系数, 以下同。则加权模型输出为:

$$\hat{y}(k+n) = \sum_{j=1}^m w_{j,k} \hat{y}_j(k+n) = \sum_{i=1}^n a_{w,i} \Delta u(k-i+n) + \sum_{i=n+1}^{N-1} a_{w,i} \Delta u(k-i+n) + a_{w,N} u(k-N+n) \quad (2)$$

式中: $a_{w,i} = \sum_{j=1}^m w_{j,k} a_{j,i}$, $w_{j,k}$ 为第 j 个子模型在 k 时刻的权重系数。加权模型本身是对象的近似模型和常规的 DMC 算法一样引入误差校正项: $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$, $y(k)$ 是 k 时刻控制对象的输出, 为简单起见, 假定在未来 P 步预测时域内不变。校正后的预测模型为:

$$\hat{y}_P(k+n) = \hat{y}(k+n) + e(k) + d(k+n) \quad (3)$$

式中: 考虑到多模型预测控制的特点以及上述在未来 P 步预测时域内不变的假设, 预测模型的误差校正还应该包括由于工作条件变化以及控制对象惯性和滞后引起模型切换延时所带来的模型误差补偿, 即式(3)中右边最后一项 $d(k+n)$, 其形式和对象动态特性有关, 类同于经典控制理论中的动态前馈补偿控制。这样可以有效克服模型切换的被动性, 加快控制系统的响应速度。

将式(2)代入式(3)并写成矢量形式:

$$\hat{y}_P = A \Delta u + \hat{y}_0 \quad (4)$$

式中: A —加权模型阶跃响应系数构成的动态矩阵:

$$\hat{y}_P = [\hat{y}_P(k+1), \hat{y}_P(k+2), \dots, \hat{y}_P(k+P)]^T$$

$$\Delta u = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+M-1)]^T$$

$$\hat{y}_0 = [\hat{y}_0(k+1), \hat{y}_0(k+2), \dots, \hat{y}_0(k+P)]^T$$

$$\hat{y}_0(k+n) = \sum_{i=n+1}^{N-1} a_{w,i} \Delta u(k-i+n) + a_{w,N} u(k-N+n)$$

$(k-N+n) + e(k) + d(k+n)$

M 为控制时域长度, 仍然选择常用的参考轨迹:

$$\omega(k+n) = \alpha^n y(k) + (1 - \alpha^n) y_r \quad (5)$$

式中: α —柔化系数, $\alpha = \exp(-T_r/T_s)$; T_s —采样时间; T_r —参考轨迹时间常数; y_r —设定值; 设 $w = [\omega(k+1), \omega(k+2), \dots, \omega(k+P)]^T$, 那么预测控制滚动优化目标函数为:

$$J = (w - A \Delta u - \hat{y}_0)^T Q (w - A \Delta u - \hat{y}_0) +$$

$$\Delta u^T R \Delta u \quad (6)$$

无约束时的控制增量为:

$$\Delta u = (1, 0, \dots, 0) (A^T Q A + R)^{-1} A^T Q (w - \hat{y}_0) \quad (7)$$

当有输入输出约束时先转换为控制量变化率约束, 则可通过标准的二次规划方法求解。由于式(2)表示的预测模型是控制对象的近似模型, 而且随着系统工作条件的变化而变化, 采用上述优化方法得到的结果只是近似解。

1.2 递推贝叶斯概率权重计算

递推贝叶斯概率权重计算方法是基于子模型与对象当前匹配误差及历史匹配情况来计算的, 具有收敛速度快、模型切换平稳等特点, 计算式为:

$$P_{j,k} = \frac{\exp(-\frac{1}{2} \epsilon_{j,k}^T K \epsilon_{j,k}) P_{j,k-1}}{\sum_{i=1}^m (\exp(-\frac{1}{2} \epsilon_{i,k}^T K \epsilon_{i,k}) P_{i,k-1})} \quad (8)$$

式中: $\epsilon_{j,k} = y(k) - \hat{y}_j(k)$, 为当前时刻第 j 个子模型和控制对象的匹配误差; $P_{j,k}$ 为当前时刻第 j 个子模型与控制对象匹配度的条件概率, 由于匹配情况和历史信息有关, 递推计算过程中用到了前一时刻的计算结果; K 为递推计算收敛系数, 取值越大, 收敛到最真模型的速度越快。当收敛到最真模型时, 相应的概率值为 1, 其它模型的概率值为零, 从式(8)可以看出, 在未来时刻寻找最真模型时, 将会把当前匹配概率为零的模型排除在外, 因此, 设定一个非常小的正数 δ 当 $P_{j,k} < \delta$ 时, 使 $P_{j,k} = \delta$ 以保证所有模型在将来可用^[7]。模型权值计算式为:

$$w_{j,k} = \begin{cases} P_{j,k} / \sum_{i=1}^m P_{i,k} & \text{for } P_{j,k} > \delta \\ 0 & \text{for } P_{j,k} = \delta \end{cases} \quad (9)$$

为了保证所有权值总和为 1, 在计算 $P_{j,k} > \delta$ 时的权重时, 不应包括 $P_{j,k} = \delta$ 的概率值, 式(9)中, c 为 $P_{j,k} = \delta$ 时的模型编号。

2 主汽温多模型集建立

主汽温必须严格控制在给定值附近, 通常要求其暂态偏差不能超过 $\pm 8^\circ\text{C}$, 稳态偏差不允许超过 $\pm 2^\circ\text{C}$ 。理论分析和大量的实践证明, 在蒸汽流量(负荷)、压力和过热器入口温度这 3 个工况参数当中, 蒸汽流量(负荷)变化对模型参数的影响最大, 压力次之, 入口温度变化对模型参数的影响最小。此外, 当机组升降负荷或启停时, 蒸汽流量的变化与压力的变化是耦合的, 即蒸汽流量增加, 压力上升, 反之下降。且此过程相对于焓温通道来说是很快的, 所以压力可以近似地看成是流量的函数^[8]。因此可

以认为主汽温度主要受到蒸汽流量(负荷)的影响。过热器在某一工况附近, 是一个高阶惯性环节, 为了控制器设计方便, 用一阶惯性加纯滞后模型等效近似, 而且, 模型参数即时间常数、增益和纯滞后时间是随着锅炉负荷单调变化的。根据实际数据或实践经验等经验知识容易获得对象随负荷变化的极限参数, 采用等间隙测度的方法建立主汽温对象的多模型集^[9], 而不必对所有工况进行模型辨识。具体方法如下:

设 d_{\max} 为对象极限参数模型间的间隙测度, γ 为相邻子模型的间隙测度, 则模型集的数量可以确定为 $m = \text{ceil}(d_{\max}/\gamma) + 1$, 各子模型的增益和纯滞后时间计算式分别为:

$$K_j = K_{\min} + (j-1) \frac{K_{\max} - K_{\min}}{m-1}, (j=1, 2, \dots, m)$$

$$\tau_j = \tau_{\min} + (j-1) \frac{\tau_{\max} - \tau_{\min}}{m-1}, (j=1, 2, \dots, m)$$

时间常数 T_j 取采用增益 K_j 和纯滞后时间 τ_j 时满足等间隙测度 γ 要求的值。为了采用 1.1 节多模型预测控制算法, 需将各个模型转化为有限阶跃响应模型。

3 仿 真

3.1 T-S 模糊模型仿真对象

文献[8]通过动态机理分析得到某超临界 600 MW 直流锅炉高温过热器在不同特定工况点的模型为一高阶惯性过程, 为了减少系统惯性, 提高抗内扰的能力, 本文仍采用串级控制, 内回路采用比例调节器, 外回路采用本文介绍的多模型预测控制器, 外回路的控制对象为内回路组成的广义对象。仍采用文献[8]给出的内回路的比例系数, 则广义汽温对象在不同工况下的模型如表 1 第二列所示。

表 1 特定工况下主汽温广义对象的传递函数

| 负荷/ % | 广义对象传递函数 | 一阶惯性加纯滞后近似 |
|-------|---|-----------------------------------|
| 50 | $\frac{20.45}{625s^2 + 50s + 21.45(42.1s + 1)^7}$ | $\frac{1.07}{150s + 1} e^{-170s}$ |
| 75 | $\frac{20.46}{400s^2 + 40s + 21.46(27.1s + 1)^7}$ | $\frac{1.15}{90s + 1} e^{-115s}$ |
| 100 | $\frac{20.38}{324s^2 + 36s + 21.38(18.4s + 1)^6}$ | $\frac{1.22}{60s + 1} e^{-63s}$ |

为了能够表征主汽温对象连续工况的动态特性, 采用 T-S 模糊模型建立对象的全局近似模型, 前件变量选用负荷变量, 分为 3 个模糊子集, 采用三角形隶属度函数, 后件为各工况点线性模型的输出。

本文的仿真对象即为这个 T-S 模糊模型。

3.2 仿真结果及分析

表 1 第三列为主汽温对象的一阶惯性加纯滞后等效近似, 负荷为 50% 和 100% 时的等效模型即为极限模型, 采用本文方法建立多模型集并设计多模型预测控制器。为了克服模型切换的被动性, 加快控制系统的反应速度, 在多模型预测控制中引入负荷前馈作用, 其传递函数为 $(160s + 4)/(100s + 1)$, 输入为负荷的变化率, 参数整定方法和常规的动态前馈控制类同。其分子常数项克服由于工况变化而带来的预测误差; 微分项加快控制系统的响应, 使系统在容许的范围内预先有一个反方向的调节, 以防在大范围工况变化时主汽温度远离设定值。当采用 15 个子模型时仿真结果如图 2 和图 3 所示。控制器设计参数为 $T_s = 10$ s, $T_r = 50$ s, $M = 4$, $P = 60$, $K = 60$, $\delta = 0.001$ 。

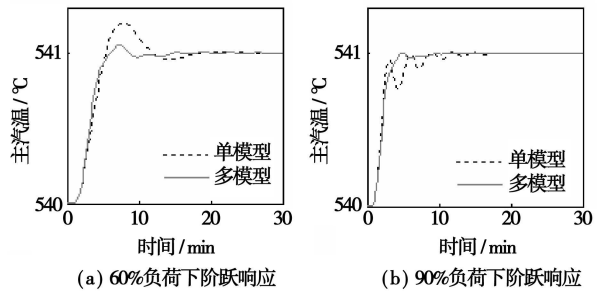


图 2 定值扰动仿真曲线

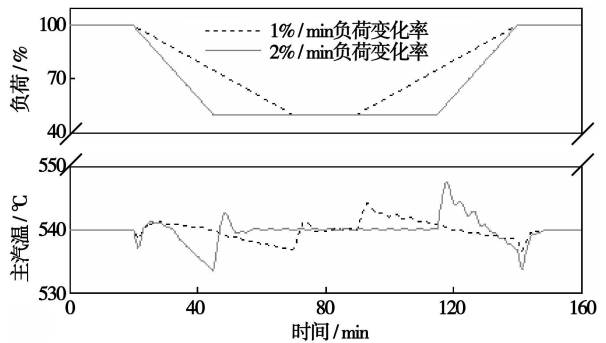


图 3 负荷大范围变化仿真结果

图 2 为定值扰动仿真曲线。在 60% 和 90% 负荷稳定运行时设定值分别有 1 °C 的阶跃变化, 图中虚线为以 75% 负荷时等效模型设计的预测控制器, 实线为本文方法设计的多模型预测控制器, 从图中可以看出后者在各个工作点都有较好的设定值跟踪性能, 证明了本文多模型集建立方法的有效性。

图 3 为负荷大范围变化的仿真曲线。负荷从 100% 降至 50% 之后又升至 100%, 实线与虚线分别

表示变化率为 2%/min 和 1%/min 时的仿真结果。可见,当负荷变化率为 1%/min 时,主汽温的波动范围仅为 $\pm 0.7\%$;当负荷变化率为 2%/min 时,主汽温的波动范围在 $\pm 1.4\%$ 内;要明显优于文献[3~4]从 100%到 75%及 50%到 75%负荷变化率为 1%/min 时波动范围在 $\pm 1.2\%$ 的结果。

4 结 论

提出的多模型预测控制方法,具有多模型集建立方便、建模工作量小、控制算法计算量小的特点,可以应用于一类具有高阶惯性特性且参数随工况变化的复杂工业过程。实际的工业过程中存在着各种各样的扰动,为了提高控制精度可以引入前馈补偿来克服扰动所带来的预测误差,充分体现了预测控制应用的灵活性和实用性。针对电站锅炉主汽温对象,可以开发专用的软件包嵌入到 DCS 控制系统,将先进的控制技术应用到国内控制技术相对落后的热工过程控制,以提高火电机组控制系统的性能。

参考文献:

[1] 韩忠旭,张智. 状态观测器及状态反馈控制在亚临界锅炉蒸

汽温度控制系统中的应用[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(11): 76-80.

- [2] 杨志远,陆会明,王欣,等. 自适应预估控制及其在火电厂中的应用[J]. 自动化学报, 1999, 25(3): 365-369.
- [3] 祁昶,陈跃华,黄天戌. 模糊自适应预测控制在电厂主汽温控制的应用[J]. 电力自动化设备, 2005, 25(5): 15-19.
- [4] 孙建平,梅华,杨振勇. 应用模糊预测控制实现主汽温控制[J]. 华北电力大学学报, 2003, 30(2): 49-52.
- [5] 谢永斌,朱刚,冯祖仁,等. 加权模型预测控制(WMPC)[J]. 控制与决策, 1996, 11(4): 506-509.
- [6] 杨锡运,徐大平,柳亦兵,等. 过热汽温多模型预测函数控制策略的研究[J]. 动力工程, 2005, 25(4): 537-540.
- [7] AUFDERHEIDE B, PRASAD V, BEQUETTE B W. A comparison of fundamental model-based and multiple model predictive control //Proceedings of the 40th Conference on Decision and Control [C]. Orlando, 2001. 4863-4868.
- [8] 范永胜,徐治皋,陈来久. 基于动态特性基理分析的锅炉过热汽温自适应模糊控制系统研究[J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(1): 23-28.
- [9] GALAN O, ROMAGNOLI J A, ARKUN Y, et al. On the use of gap metric for model selection in multi-linear model-based control //Proceedings of the American Control Conference [C]. Chicago, 2000. 3742-3746.

(编辑 滨)

新设计、新结构

汽轮机曲径式密封的完善

《Электрические станции》2007年10月号报道了在汽轮机制造业发展过程中曲径式密封的完善。

在普通的密封中,由于不可避免的擦伤,发现运行的径向间隙值比安装值大 0.5~1.0 mm。这时,密封尖端的尖边被磨钝,在运行过程中普通密封中的漏泄量显著增加,然而保证无接触式密封的流量特性却不改变。

鉴于上述情况,保证无接触式密封在汽轮机中具有十分广泛的应用范围。在JIM3(列宁格勒金属工厂)的300和800 MW功率汽轮机高压转子中部密封现代化改造时采用了保证无接触式密封。

试验台上的试验也已证明,在隔板密封中采用双位置密封是合理的。

曲径式密封成功运行的最重要条件是减少碰触的概率,则除了密封本身以及与它们配合的汽轮机部件的完善以外,迫切需要在下述方面进行工作:

完善根据密封的直径、它们离开支承的距离并考虑到运行的经验以及全方位间隙值的差别规定安装间隙的方法;

开发检查静变形和动变形、静子和转子不对中的手段,包括接触传感器;

发展估计密封工作效果的方法,包括检查在端部密封处的漏汽和吸入空气以及在级周边密封处的蒸汽漏泄量。

(吉桂明 供稿)

heat transfer coefficient, particle themro-physical property

掺烧石油焦 410 t/h 循环流化床锅炉 NO_x 排放特性研究 = A Study of NO_x Emission Characteristics of a 410 t/h Circulating Fluidized Bed Boiler Burning a Mixture of Coal and Petroleum Coke [刊, 汉] / DUAN Lun-bo, ZHAO Chang-sui, LI Ying-jie, et al (Education Ministry Key Laboratory on Clean Coal Power Generation and Combustion Technology, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(4). — 391 ~ 394

An experimental study was performed of the influence of operating parameters on NO_x emission characteristics of a 410 t/h circulating fluidized bed boiler burning a mixture of coal and petroleum coke. The law governing the change of NO_x emission concentration with such parameters as temperature, excess air factor, primary air rate and calcium/sulfur ratio etc. was expounded when the boiler burns the following three kinds of fuel: bituminous coal, 70% bituminous coal + 30% petroleum coke, and 50% anthracite + 50% petroleum coke. The results of the study show that when the boiler burns different fuels, its NO_x emission concentration is in positive correlation with fuel volatile content. With an increase in temperature, NO_x emission concentration will increase. The furnace atmosphere exercises an enormous influence on the NO_x emission concentration. With an increase of the excess air factor and primary air rate, NO_x emission concentration will also increase. With an increase of calcium/sulfur molar ratio, NO_x emission concentration will decrease. The test results can well provide practical guidelines for the operation of circulating fluidized bed boilers burning a mixture of coal and petroleum coke. **Key words:** circulating fluidized bed boiler, burning of a mixed fuel, petroleum coke, NO_x emission concentration

基于多模型集的主汽温多模型预测控制方法 = Main Steam Temperature Multi-model Prediction and Control Method Based on a Multi-model Set [刊, 汉] / LIU Ji-zhen, YUE Jun-hong, TAN Wen (Automation Department, North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code: 102206) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(4). — 395 ~ 398

Concerning a kind of industrial processes for which first-order inertia plus a pure lagging model can be used to describe their dynamic characteristics under different operating conditions and which change with operating conditions, a method was presented for setting up a multi-model set based on the maximum and minimum values of the characteristic parameters of an object. A recursive Bayesian probability weighting method was used to obtain an overall predictive model. On this basis, a multi-model predictive controller was designed to meet the control requirement for the operating conditions varying in a wide range. In the meanwhile, when a rectification of errors is being performed, the prediction error of the model resulting from any dynamic change of the operating condition can be compensated in advance to enhance prediction accuracy. The simulation calculation results of a utility boiler main steam temperature system show that the method under discussion enjoys a superior ability to track a set value under various operating conditions. When the operating conditions change in a wide range, it is possible to stabilize the main steam temperature near a set value. **Key words:** main steam temperature system, multi-model set, multi-model prediction control, Bayesian probability weighting, dynamic feedforward

600 MW 燃煤电站烟气汞形态转化影响因素分析 = An Analysis of the Factors Exercising an Influence on the Morphological Transformation of Mercury in the Flue Gas of a 600 MW Coal-fired Power Plant [刊, 汉] / WANG Yun-feng, DUAN Yu-feng, YANG Li-guo, et al (College of Energy Source and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(4). — 399 ~ 403

Mercury emissions from coal-fired power plants are regarded as the largest pollution source of man-made mercury emissions in nature. Hence, to perform an on-the-spot testing of the mercury emission concentration in various forms from a coal-fired power plant is of vital significance for understanding and controlling the law and regularity of mercury emissions. With the internationally accepted Ontario Hydro method being adopted to sample the flue gas before and after an electrostatic precipitator (ESP) in a 600 MW coal-fired power plant, the American EPA (Environmental Protection Agency) standard method was used to determine Hg⁰, Hg²⁺ and Hg^P concentration in the flue gas, and DMA 80 was employed to ascertain the mercury concentration in solid samples (coal, bottom ash, ESP fly ash). The testing results show that when the flue gas passes through the ESP, the morphology of the mercury contained in the flue gas will undergo a remark-