

一种神经网络预测控制在超临界主汽温度中的应用研究

李云娟¹, 方彦军²

(1. 昆明学院 自动控制与机械工程系, 云南 昆明 650118; 2. 武汉大学 自动化系, 湖北 武汉 430072)

摘要:传统 PID 控制难以在非线性和时变和具有扰动特质的超临界主汽温度控制系统中达到满意的控制效果. 因此, 提出了一种采用多步预测、滚动优化和反馈校正的神经网络预测控制系统. 以某超临界电厂主汽温度为研究对象, MATLAB 仿真结果表明: 不同的工况建立的主汽温度神经网络动态模型, 能够很好地预测对象的动态特性, 取得了优于传统 PID 的控制效果.

关键词:神经网络; 预测控制; 超临界; 主汽温度; 鲁棒性

中图分类号: TM611; TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-5639(2010)03-0097-03

Application of a Neural Network Predictive Control in the Supercritical Main Steam

LI Yun-Juan¹, FANG Yan-jun²

(1. Department of Automation Control and Mechanical Engineering, Kunming University, Yunnan Kunming 650118, China;

2. Department of Automation, Wuhan University, Hubei Wuhan 430072, China)

Abstract: The traditional PID control is difficult in the non-linear, delay, time-varying and it has a disturbance characteristics of supercritical main steam temperature control system to achieve satisfactory control effect. So presents a neural network predictive control scheme, analysis of the algorithm theory and design process and the program of a multi-step prediction, rolling optimization and feedback correction control strategy, the reality of the robustness, good accuracy and fast control effect. Taking a supercritical main steam temperature as the research object, MATLAB simulation results show that: split the different conditions established by the main steam temperature of neural network dynamic model that can predict very well the dynamic characteristics of the object, and achieved better control effect than that of traditional PID.

Key words: neural network; predictive control; supercritical fluid; main steam temperature; robustness

火力发电中的主要环节是热能的传递和转换, 将机组初参数提高到超临界状态, 可以提高可用能的品位, 使热能转换效率提高. 火电机组向大容量、高参数发展的同时也对超临界主汽温度控制提出了更高的要求. 传统的 PID 控制以其鲁棒性较好、易于实现和被工程技术人员熟练掌握等特点, 至今仍被工业过程控制界广泛采用. 然而, PID 控制器参数的选择或整定往往是一个十分繁琐和复杂的过程, 特别是工业控制过程的现场实际整定一直是尚未解决的一个难题. 目前, 实际应用的超临界主汽温度控制方法仍然是常规的串级 PID 控制、状态观测和 Smjth 预估^[1].

预测控制是近年来发展起来的一种新型计算机控制算法, 最初由 Richalet 和 Cutler 等人提出^[2], 经过近 30a 的不断研究和发展, 其理论和方法已经广泛应用于实际工程中. 本文针对火电厂主汽温控制系统的非线性、时变和时变特性, 以及传统 PID 控制的缺陷, 提出了神经网络预测控制算法方案, 仿真结果表明, 该算法与传统 PID 相比较, 具有很好的动态

性能, 可增强系统对模型不精确的鲁棒性.

1 预测控制的基本原理

能够对信息处理的预测模型, 在有限时域内的滚动优化策略和灵活有效的反馈校正系统是预测控制的基本原理. 模型预测控制的基础是系统动态特性模型的描述, 根据被控对象的历史信息和未来的输入, 对系统未来的输出进行预测. 其模型既可以是被控对象的脉冲响应、阶跃响应等非参数模型, 也可以是微分方程、差分方程等参数模型. 利用预测模型, 可通过系统的输入量直接预测其输出. 所以, 可以根据性能指标的需求计算出系统应有的控制量.

模型预测控制是一种动态优化控制算法^[3]. 通过模型的性能指标来确定未来的控制作用, 该性能指标和系统未来行为输出密切相关(如对象的输出在未来的采样时刻跟踪某一期望轨迹的方差为最小), 随着时间的推移而不断地进行线优化, 即从每个采样时刻, 到下一个采样时刻, 优化性能指标只与从该时刻起的未来有限时间有关, 未来的控制作用

收稿日期: 2010-03-23

作者简介: 李云娟(1971—), 女, 云南祥云人, 讲师, 硕士, 主要从事电气自动化控制技术研究.

便可不断地被确定并实施(见图1).因而预测控制被称为是“滚动优化”的算法,其能够有效地克服工业过程控制中对象模型的不精确、非线性、时变等不确定性所产生的影响,同一般最优控制中的全局优化相比,在实际的控制过程中达到最优控制.

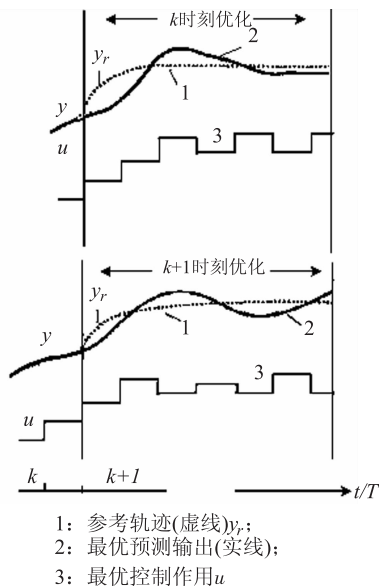


图1 滚动优化

预测控制是一种闭环的反馈控制算法.为了使输出的误差为零,减小模型失配或环境干扰引起的误差,在通过滚动优化确定了未来的控制作用后,首先对实际输出值进行检测,并把反馈信息和输出预测值进行对比,构成了闭环优化;然后再进行新的优化.这样看来预测控制就是一种把预测模型系统未来的输出实施滚动优化并结合了闭环反馈校正控制系统的计算机优化控制算法.因其对预测模型没有较为严格的要求,对模型精度的要求也不高,尤其是它在有限时段的滚动优化取代了一次性的全局优化,这种控制策略对克服主汽温度系统的不确定性影响具有更好的控制效果,所以更符合实际工业控制的特点^[4].

对于超临界的主汽温度非线性系统,由于其被控对象的非线性结构未知,且难以充分描述.因此,预测模型对其输出难以做出精确的预报,从而可能导致控制失败.而神经网络可以对非线性动态过程进行精确描述,所以,可用神经网络设计预测主汽温度非线性控制系统.

2 神经网络预测控制的结构

神经网络预测温度控制系统的结构框图如图2所示.控制器由神经网络模型和最优化模块组成.神经网络模型的作用是预测器,它利用系统输出 y 与神经网络模型输出 y_m 之间的预测误差 e ,作为神经网络的训练信号,使非线性神经网络模型预测未来模型性能,最优化模块通过最小化 J 确定控制信号 u .反馈校正环节可提高预报的精确性,其误差信号 $e(t) = y(t)$

$-y_m(t)$ 经过滤波器后作用于控制器的输入端.

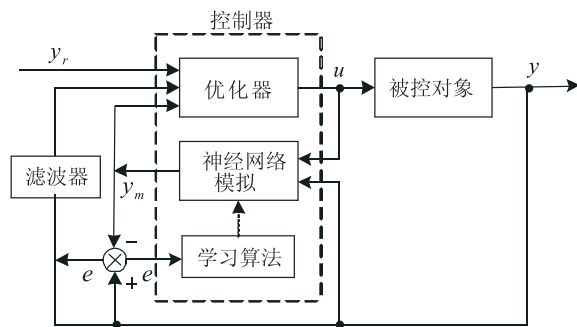


图2 神经网络预测控制系统结构

神经网络预测控制器采用的性能指标为:

$$J = \sum_{j=1}^m [y_r(t+j) - y_m(t+j)]^2 + \rho \sum_{k=1}^n [u(t+k-1) - u(t+j-2)]^2, \quad (1)$$

$$e(t+j) = y_r(t+j) - y_m(t+j), \quad (2)$$

式中, y_r 为未来输出的期望值; $y_m(t+j)$ 为神经网络模型响应,即预报值; m 为预测时域长度,表明将来输出跟踪的待优化时间范围; n 为控制时域长度,表明要纳入未来控制的考虑范围; ρ 为控制量加权系数,表示系统对温度控制变化的重视程度; $e(t+j)$ 为未来时刻期望值与未来时刻预报值之间的误差.

神经网络预测器在控制系统中用于提供输出的预报值为: $y_m(t+j)$, $(j = k, k+1, \dots, m)$. 如果它们是精确的,那么,未来输出的期望值 $y_r(t+j)$ 就可以知道,优化 J 便可以得到未来温度的控制量.在每个采样时间,根据控制长度,利用未来温度范围控制量可计算出时间的长度.然而,施加的温度控制只是计算出来的第1个控制 $u(t)$,因为控制是一步一步向前不断推进的.在下一个 t 时刻,这些量和在此之前优化的未来控制量是不一致的.因此,在下一个 t 时刻重新进行优化,即滚动优化.

神经网络预测控制系统算法如下:

1) 经输入滤波器柔化后,获取未来期望得出序列值

$$y_r(t+j), j = k, k+1, \dots, m;$$

2) 采用神经网络模型产生预报输出

$$y_m(t+j), j = k, k+1, \dots, m;$$

3) 计算与未来时刻期望值的误差

$$e(t+j) = y_r(t+j) - y_m(t+j), j = k, k+1, \dots, m;$$

4) 极小化性能指标 J , 获得最优序列的控制

$$u(t+j), j = 0, 1, 2, \dots, n;$$

5) 将第1控制量 $u(t)$ 施加于温度控制系统,返回步骤1.

3 神经网络预测控制的 BP 算法

在预测控制算法中需要有一个描述动态行为的对象,可以根据系统的历史温度信息和选定的未来输入预测到预测模型的输出,在实际工业过程中常选用易于测量的脉冲响应或阶跃响应来做预测模

型^[5]. 本设计选用阶跃响应的数据作为预报模型.

设系统阶跃预报模型为 $\{a_j\}, j=1, 2, \dots$, 则对线性系统, 预测控制器为

$$\Delta U_n(k) = (A^TQA + R)^{-1}A^TQ[Y_r(t) - Y_{m0}(t)], \quad (3)$$

式中, Q, R 为性能指标 J 的加权阵; $Y_{m0}(t)$ 为零输入预报矢量.

$J = \|Y_r(t) - Y_{mn}(t)\|_Q + \|\Delta U_n\|_R, \quad (4)$

$Y_r(t), Y_{mn}(t)$ 分别为期望跟踪温度矢量和预报温度矢量; m, n 分别为预报长度和控制长度.

神经网络预测温度模型利用一个 3 层前向 BP 网络构成, 可以对未来时刻输出的温度进行预测, 此时网络输入层有 n 个神经元, 其输入矢量为

$$\Delta U_n(t) = [\Delta u(t, t), \Delta u(t+1, t), \dots, \Delta u(t+n-1, t)]^T, \quad (5)$$

输出有 m 个神经元, 输出温度矢量为:

$$Y_{m0}(t) = [y_{m0}(t+1, t), \dots, y_{m0}(t+m, t)]^T, \quad (6)$$

隐层神经元个数可以根据实际情况进行调整, 一般选隐层神经元个数 $\geq n$.

当温度控制系统工作时, 因为 BP 算法计算量较大, 对温度控制的实时性会产生影响. 所以, 在实际过程中, 系统采取如下措施加以改进:

- 1) 控制系统运行前对 BP 网络数据进行离线训练, 减少在线学习时间;
- 2) 把 BP 算法放在主程序中, 控制算法中采用中断结构, 由中断服务程序来完成预测温度控制. 当输出的误差较大时, 由 BP 算法来调整网络权值, 以减少计算量. 否则, 不做调整;
- 3) 一次的学习过程在多个采样周期内完成, 完成之后再对神经网络加权进行调整.

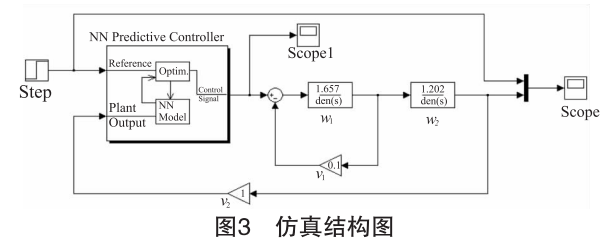
4 在超临界主汽温度中的应用研究与仿真

现代大型火力发电机组尤其是超临界机组的设备数量多、容量大, 运行参数高, 控制系统结构复杂^[6]. 为验证本文提出的控制方法的有效性, 对某超临界 600 MW 锅炉主汽温度控制系统, 采用表 1 中两个典型负荷下的汽温对象模型进行仿真研究, 并与主调节器为常规 PID 的主汽温度控制系统比较.

表 1 某电厂特定工况下主汽温调节对象 导前区和惯性区的传递函数		
负荷/%	导前区 $w_1(s)$	惯性区 $w_2(s)$
75	$\frac{1.657}{(1+20s)^2}$	$\frac{1.202}{(1+27.1s)^7}$
100	$\frac{0.815}{(1+18s)^2}$	$\frac{1.276}{(1+18.4s)^6}$

控制系统仿真结构图如图 3 所示, $w_1(s), w_2(s)$ 分别为主汽温调节对象导前区和惯性区的传递函数; $v_1=0.1$ 和 $v_2=1.0$ 分别为导前汽温变送器的传递函数和主汽温变送器的传递函数. 其中神经网络预测控制模块(NN Predictive Controller)由神经网络模块集

(Neural Network Blockset)中的控制系统模块库(Control Systems)复制而来. NN Predictive Controller 作为系统的控制器由神经网络预测器和优化器两部分组成. 神经网络预测器使用的是 3 层 BP 网络, 网络结构为 2-2-1. 即输入层 2 个节点: $y(k)$ 和 $u(k)$; 隐层 2 个节点; 输出层 1 个节点: $y_m(k+1)$.



在温度控制器使用前, 首先在辨识技术基础上建立神经网络模型, 这个模型预测温度系统未来的输出值. 优化算法使用这些预测值来决定控制输入, 以优化未来的性能. 系统辨识分 2 步: 第 1 步为产生训练数据; 第 2 步为训练网络模型^[7]. 为了便于分析神经网络预测控制的控制性能, 采用阶跃信号输入, 图 4, 图 5 为 100% 和 75% 负荷下神经网络预测控制与 PID 控制阶跃响应曲线的比较, 从图 4 中可以看出神经网络预测控制系统具有较小超调量, 在趋于稳定状态过程中能快速跟踪系统, 提高了动态性能, 并且可以较好地维持系统的稳定性.

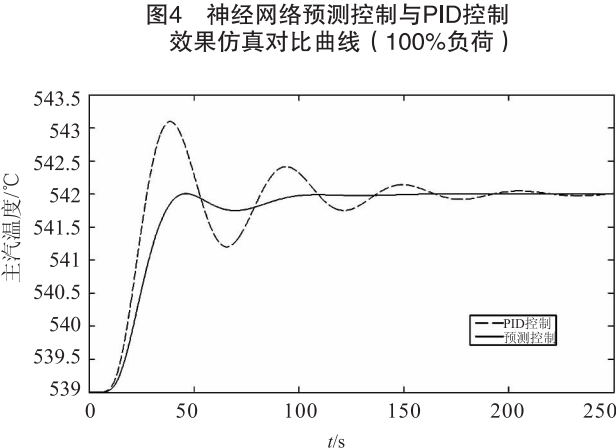
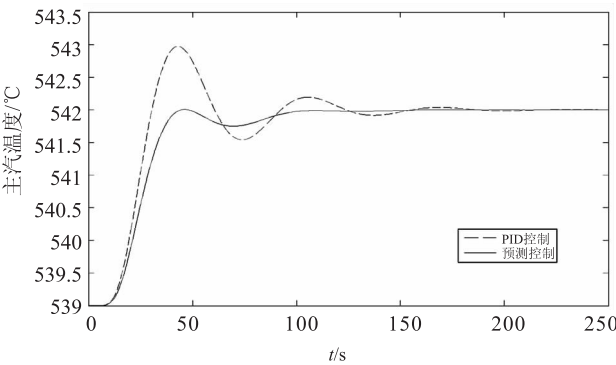


图4 神经网络预测控制与PID控制效果仿真对比曲线(100%负荷)

图5 神经网络预测控制与PID控制效果仿真对比曲线(75%负荷)

(下转第 103 页)