

基于改进神经动态规划算法的 CFB 锅炉床温控制器

王琦¹, 王淼², 周晓华³, 张超¹

(1. 河南机电高等专科学校, 河南 新乡 453002; 2. 新乡职业技术学院, 河南 新乡 453000;
3. 广西科技大学 电气与信息工程学院, 广西 柳州 545006)

摘要: 循环流化床锅炉燃烧系统是一个复杂的、大时滞、强耦合、非线性系统, 维持燃烧室内正常的床温, 是硫化床锅炉稳定运行的关键; 针对传统的 CFB 锅炉床温控制器存在抗干扰能力弱、稳定时间长、控制精度不高等问题, 提出了一种新型的基于改进神经动态规划 (NDP) 算法的锅炉床温控制器, 该控制器的模型模块采用 Elman 神经网络; 在某工控点下, 将其用于 CFB 锅炉燃烧控制系统, 并与传统的 PID 控制器进行比较; 仿真结果表明: 基于改进 NDP 算法的控制器, 可以更好地拟合 CFB 锅炉燃烧系统的实际数学模型, 具有动态性能好、收敛速度快、控制精度高等优点。

关键词: 循环流化床锅炉; PID 控制器; 神经动态规划; 动态规划

A New Improved Controller Based on Improved Neural Dynamic Programming Algorithm for CFB Boiler Bed Temperature

Wang Qi¹, Wang Miao², Zhou Xiaohua³, Zhang Chao¹

(1. Henan Mechanical and Electrical Engineering College, Xinxiang 453002, China; 2. Xinxiang Vocational and Technical College, Xinxiang 453000, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545006, China)

Abstract: Circulating fluidized bed boiler combustion system is a complex, large time delay, strong coupling and non-linearity system. Keeping the regular bed temperature is the key point of making the circulating fluidized bed boiler work stably. Aimed at the weak anti-interference ability, long stable time and low control precision in the traditional CFB boiler bed temperature controller, a new CFB boiler bed temperature controller for improved Neural Dynamic Programming (NDP) methods which the model network is Elman neural network was designed. Finally, the simulation was finished on the circulating fluidized bed boiler combustion system. Comparing with the traditional PID controller, the results show that this new controller not only can better fitting practical mathematical model of CFB boiler combustion system, but also has many advantages such as good dynamics, fast convergence rate, high controlled resolution.

Key words: CFB boiler; PID controller; NDP; DP

0 引言

循环流化床 (CFB) 锅炉燃烧技术是最近几十年发展起来的一种新型燃烧技术。燃烧室内床温控制是 CFB 锅炉所特有的, 床温直接反映炉内复杂燃烧状况并影响循环物料的热量传递。温度过高会造成排烟温度升高, 热效率降低, 床料结渣, 甚至被迫停炉。温度过低则会导致锅炉出力下降, 脱硫效率低, 飞灰和排渣中可燃物增加, 甚至引起锅炉灭火。因此, 床温的稳定控制对 CFB 锅炉安全、经济运行有着重要的意义。

为稳定 CFB 锅炉燃烧系统的床温, 提高其自控投入率, 国内外学者对 CFB 锅炉燃烧系统的建模与控制器的设计进行了大量的研究。Rusinowski, H 等人用数学方法对 CFB 进行了建模^[1], 并对 CFB 锅炉的特性进行了详细的分析^[2]。Jianhua Zhang 用一种预测控制策略来解决 CFB 锅炉的时滞问题^[3]。Jingjian Wu 用神经网络来对 CFB 锅炉燃烧系统进行建模, 并

进行实时控制^[4]。文献[5]提出了一种基于粒子群优化的神经网络 PID 控制器, 并将其用于 CFB 锅炉燃烧室床温控制。这些研究都取得了一定的成效, 但存在抗干扰能力弱、稳定时间较长、控制精度不够高等问题。文献[6]中提出的直接型神经动态规划 (Neural Dynamic Programming, NDP) 方法可以有效地解决传统动态规划计算中长期困扰人们的“维数灾”^[7]问题, 近些年来逐渐受到国内外学者的广泛关注。传统 NDP 算法中, 模型模块的训练通常采用 BP 神经网络, 由于 CFB 燃烧系统是一个大时滞的系统, 因此, BP 神经网络不能很好的逼近被控对象的实际数学模型。Elman 网络是一种典型的动态神经网络, 它通过存储内部状态从而具备了映射动态特征的功能, 能够更好地应用于动态系统辨识, 因此本文采用 Elman 神经网络代替传统 NDP 算法中的模型模块。并在某电厂 260 t/h 循环流化床锅炉的基础上, 设计了一种基于改进 NDP 算法的 CFB 锅炉床温优化控制器。

1 动态规划

动态规划 (Dynamic Programming, DP) 是在 20 世纪 50 年代由美国数学家贝尔曼提出的一种主要针对多阶段决策过程寻优问题的方法, 它把比较复杂的问题划分成若干个阶段, 通过逐段求解, 最终求得全局最优解, 是求解最优控制问题的有

收稿日期: 2013-12-26; 修回日期: 2014-02-09。

基金项目: 河南教育厅科研项目 (13A413215); 广西教育厅科研项目 (2013LX084); 新乡市教育局科研项目 (13GY28)。

作者简介: 王琦 (1986-), 男, 硕士研究生, 助教, 主要从事智能控制与嵌入式控制系统方向的研究。

效数学方法之一。

给定一个离散时间非线性 (时变) 系统:

$$x(t+1) = F[x(t), u(t), t] \quad (1)$$

式中, $x \in \mathbf{R}^n$ 表示系统的 n 维状态向量, $u \in \mathbf{R}^m$ 表示 m 维控制向量。则与该系统有关的性能指标或者代价函数为:

$$J[x(i), i] = \sum_{k=i}^{\infty} \gamma^{k-i} U[x(k), u(k), k] \quad (2)$$

式中, U 为效用函数 (Utility Function), 表示系统的性能参数; γ 为折扣因子 (Discount Factor), $0 < \gamma \leq 1$ 。需要注意的是, J 是初始时间 i 和初始状态 $x(i)$ 的代价函数。目标是选择合适的控制序列 $u(k)$, $k=i, i+1, \dots$, 使得式 (2) 中的 J 函数最小化。

其中 t 时刻开始的代价函数为:

$$J[x(t), t] = U[x(t), u(t), t] + \gamma J^*[x(t+1), t+1] \quad (3)$$

则在最小代价 J 函数下的得到的控制序列为最优控制序列

$$J^*[x(t), t] = \min_{u(t)} \left\{ U[x(t), u(t), t] + \gamma J^*[x(t+1), t+1] \right\} \quad (4)$$

求解上述方程可得:

$$u^*(t) = \arg \min_{u(t)} \left\{ U[x(t), u(t), t] + \gamma J^*[x(t+1), t+1] \right\} \quad (5)$$

式 (5) 即为离散时间系统的最优性原理。

然而, 对于一个实际的动态规划问题, 经常会出现“维数灾”问题。为了解决“维数灾”问题, 通常需要建立一个“评价”系统来近似性能指标函数 J , 这种思想就是采用一种近似函数结构来估计动态规划方程式的最优代价函数 J , 通常采用神经网络作为这种近似函数结构体。

2 床温被控对象的动态特性

床温被控对象在动态特性上表现为大容量的热平衡特性。这种大容量的热平衡特性又随着运行工况的不同而变化。根据对某 2×260 t/h 循环硫化床锅炉的辨识结果, 给煤量做阶跃扰动时, 给煤量到床温的传递函数为:

$$G_b(s) = \frac{(1-as)}{(1+T_b s)} k_b e^{-\tau s} \quad (6)$$

式中, 静态增益 k_b 、惯性时间常数 T_b 、延时时间 τ 以及系数 a 都是随运行工况不同而变化。当锅炉负荷在 $40\% \sim 100\%$ 范围内变化时, a 基本保持在 12 左右, k_b 在 $5 \sim 10$ 范围内变化, T_b 在 $100 \sim 200$ 范围内变化, τ 在 $30 \sim 60$ 范围内变化。

3 基于 Elman 网络的模型

Elman 神经网络是一种典型的动态神经网络, 它通过存储内部状态而具备了映射动态特征的功能。Elman 神经网络由输入层、隐含层、承接层和输出层组成。输入层神经元起信号传输作用; 输出层神经元起线性加权作用。隐含层神经元的传递函数可采用线性或非线性函数, 承接层用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值, 可视为一个一步延时算子。图 1 所示为 Elman 神经网络结构。

对于 Elman 网络, 有如下非线性状态空间表达式:

$$\begin{cases} x(k) = f(\omega^1 x^c(k) + \omega^2 u(k-1)) \\ x^c(k) = x(k-1) \\ y(k) = g(\omega^3 x(k)) \end{cases} \quad (7)$$

式中, x^c 为承接层输出, $g(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 分别表示输出层和隐含层

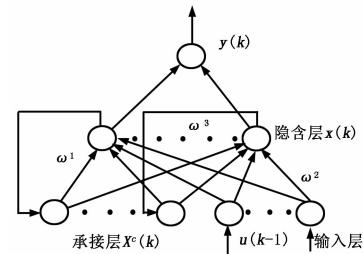


图 1 Elman 网络结构

的转移函数所组成的非线性向量函数。由式 (7) 可知:

$$x^c(k) = x(k-1) = f(\omega_{l-1}^1 x^c(k-1) + \omega_{l-2}^2 u(k-2)) \quad (8)$$

定义模型网络误差:

$$E = \frac{1}{2} (d(k+1) - x(k+1))^2 \quad (9)$$

采用梯度下降法调整 Elman 神经网络权值:

$$\Delta W_m = -l_c \cdot \frac{\partial E(k)}{\partial W_m} \quad (10)$$

4 基于 NDP 算法的 CFB 锅炉床温控制器

基于 NDP 算法的 CFB 锅炉床温控制器结构如图 2 所示。它由评价模块、模型模块和控制模块 3 个基本部分构成。图中的两个评价模块其实是一个评价模块, 在这里只是为了直观的表现不同时刻信号的反传。模型模块用来近似被控对象的动态性能, 通常采用神经网络来近似被控对象。该模块也可以离线进行训练, 用来逼近被控对象。模型模块在整个结构图中连接着动作模块和评价模块, 误差通过模型模块反向传播。NDP 结构中可以有模型模块, 而直接采用被控对象进行在线控制, 即文献[8]所提出的执行依赖形式。

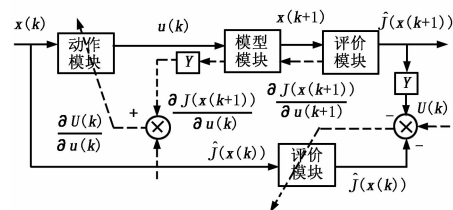


图 2 基于 NDP 算法的 CFB 锅炉床温控制器结构图

4.1 评价模块

NDP 算法的核心思想是训练评价模块来近似贝尔曼动态规划方程中的代价函数 J , 由动态规划原理式 (3) 可知:

$$J(x(k)) = U(k) + \gamma \cdot J(x(k+1)) \quad (11)$$

定义误差函数:

$$e_c(k) = J(x(k)) - U(k) - \gamma \cdot J(x(k+1)) \quad (12)$$

$$E_c(k) = \frac{1}{2} \cdot e_c^2(k) \quad (13)$$

根据上述误差函数为训练目标来训练评价模块, 采用梯度下降法, 其权值的更新规则满足下列式子:

$$\begin{aligned} \Delta W_c &= -l_c \cdot \frac{\partial E_c(k)}{\partial W_c} = \\ &= -l_c \cdot \frac{\partial E_c(k)}{\partial e_c(k)} \cdot \frac{\partial e_c(k)}{\partial J(x(k))} \cdot \frac{\partial J(x(k))}{\partial W_c} = \\ &= -l_c \cdot (J(x(k)) - \gamma \cdot J(x(k+1))) - \end{aligned}$$

$$U(k) \cdot \frac{\partial J(k)}{\partial W_c} \tag{14}$$

式中, l_c 为评价模块学习率。

4.2 动作模块

由动态规划原理可知, 最小代价 J 函数下的得到的控制序列为最优控制序列。为了达到这一目的, 同样定义误差函数:

$$e_a(k) = J(x(k)) \tag{15}$$

$$E_a(k) = \frac{1}{2} \cdot e_a^2(k) \tag{16}$$

用上式的误差函数为训练目标可以训练一个动作模块, 其权值的更新规则满足下列式子:

$$\begin{aligned} \Delta W_a = & -l_a \cdot \frac{\partial E_a(k)}{\partial e_a(k)} \cdot \frac{\partial e_a(k)}{\partial J(x(k))} \cdot \frac{\partial J(x(k))}{\partial W_a} = \\ & -l_a \cdot J(x(k)) \cdot \frac{\partial J(x(k))}{\partial W_a} \end{aligned} \tag{17}$$

式中, l_a 为控制模块的学习率。

评价模块的误差为:

$$e_c(k) = x(k) - x'(k) \tag{18}$$

$$E_c(k) = \frac{1}{2} \cdot e_c^2(k) \tag{19}$$

式中, $x'(k)$ 为实际被控对象的状态值, $x(k)$ 为模型模块输出状态值。因此模型模块的权值更新规则满足下列式子:

$$\begin{aligned} \Delta W_c = & -l_c \cdot \frac{\partial E_c(k)}{\partial e_c(k)} \cdot \frac{\partial e_c(k)}{\partial W_a} = \\ & -l_c \cdot e_c(k) \cdot \frac{\partial e_c(k)}{\partial W_a} \end{aligned} \tag{20}$$

5 仿真结果与分析

将上节提出的基于 NDP 算法的新型控制器用于锅炉床温控制系统, 在 MATLAB 中的 Simulink 环境下搭建系统进行仿真, 并与常规 PID 控制器进行比较。

选取某工控点设计控制器, 此工控点下给煤量到床温的传递函数为:

$$G_b(s) = \frac{8.5(1 - 12s)}{(1 + 150s)^2} e^{-45s} \tag{21}$$

选择目标输入为阶跃信号, 取 NDP 算法控制器的效用函数为:

$$U(k) = \frac{1}{2} (x(k) - 10)^2 \tag{22}$$

采用新型的基于 NDP 算法的控制器和传统 PID 控制器的响应曲线如图 3 所示。

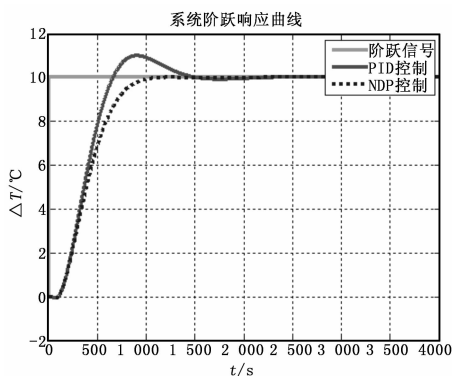


图 3 NDP 控制器和 PID 控制器的阶跃响应曲线

当系统初始输入目标值为 $10 \Delta T/^\circ C$, 在 3000 s 和 2000 s

时, 突然改变系统的目标值, 则采用新型 NDP 算法的控制器和传统 PID 控制器^[9]的响应曲线如图 4 所示。

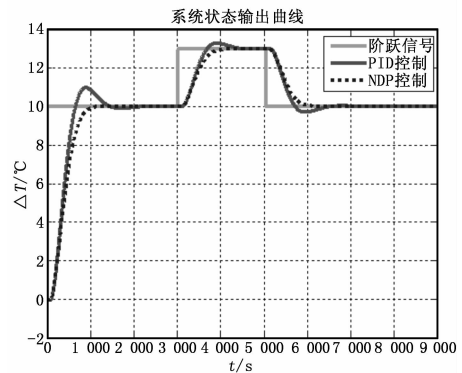


图 4 目标信号连续变化下 NDP 控制器和 PID 控制器的状态输出曲线

从仿真曲线可以看出, 基于改进 NDP 算法的控制器很好地解决了锅炉床温的控制问题, 相对于传统的 PID 控制器, 在系统目标状态突然变化的情况下, 该控制器, 具有较小的超调量和较快的响应速度。

6 结论

本文针对 CFB 锅炉燃烧系统的床温优化控制问题, 设计了一种改进型的 NDP 控制器, 在某工控点下, 将其用于 CFB 锅炉燃烧系统的床温仿真控制, 并与传统的 PID 算法所设计的控制器进行了比较。仿真结果表明: 采用 Elman 神经网络代替传统 NDP 算法中的模型网络, 可以更好地拟合 CFB 锅炉燃烧系统的实际数学模型。采用该算法设计的控制器具有动态响应迅速、超调量小、控制精度高、稳定性好等优点, 可以满足 CFB 锅炉燃烧系统的床温控制要求, 为实现 CFB 锅炉燃烧过程的优化控制提供了一种新的途径。

参考文献:

[1] Rusinowski H. Mathematical model of the CFB boiler co-fired with coal and biomass [A]. Carpathian Control Conference (ICCC), 2012 13th International [C], High Tatras, 2012; 604-607.
 [2] Russkikh E E. Influence of coal grade on the technical and economical efficiency of CFB-units [A]. Strategic Technology, 2007. IFOST 2007. International Forum on [C], Ulaanbaatar, 2007; 386-389.
 [3] Zhang J H. Multivariable control system design for CFB boilers [A]. Industrial Electronics and Applications, 2007. ICIEA 2007. 2nd IEEE Conference on [C], Harbin, 2007; 512-515.
 [4] Wu J J. The application of BP neural network to bed temperature control system of CFB boiler [A]. Intelligent Systems and Applications, 2009. ISA 2009. International Workshop on [C], Wuhan, 2009; 1-4.
 [5] Dong Z. PID-NN decoupling control of CFB boiler combustion system based on PSO method [A]. Sustainable Power Generation and Supply, 2009. SUPERGEN '09. International Conference on [C], Nanjing, 2009; 1-6.
 [6] Lei Y. Analyzing and enhancing direct NDP designs using a control-theoretic approach [A]. Intelligent Control. 2003 IEEE International Symposium on [C], Houston, TX, USA, 2003; 529-532.

(下转第 1417 页)

输入: $I_{(j-1)n+l}^{(3)} = o_{1j}^{(2)} o_{2l}^{(2)}, j = 1, 2, \dots, n; l = 1, 2, \dots, n.$

输出: $o_i^{(3)} = \mu_i = I_i^{(3)}, i = 1, 2, \dots, m (= n^2)$

(4) 第四层 (输出层): 所有规则层结点均与该层结点连接, 完成解模糊, 每个连接权代表规则输出隶属函数的中心值。

输入: $I^{(4)} = \sum_{p=1}^m o_p^{(3)} W_p, W_p$ 为输出层连接权值。

输出: $o^{(4)} = u^* = \frac{I^{(4)}}{\sum_{p=1}^m o_p^{(3)}}$

4 仿真与试验结果分析

本节根据前文的悬架模型和路面随机输入, 利用 Matlab+Simulink 进行仿真分析。参照文献 [8], 选取 GTX 轿车 1/4 车型的模型参数 $m_1 = 116.4 \text{ kg}, m_2 = 559.4 \text{ kg}, k_1 = 604\,990 \text{ N/m}, k_2 = 33\,000 \text{ N/m}, c_2 = 2\,200 \text{ N/m}$, 图 4, 图 5, 图 6 分别为在积分白噪声路面时, 被动悬架和模糊神经网络控制悬架的车身加速度、悬架动挠度和车轮动载荷的动态响应。

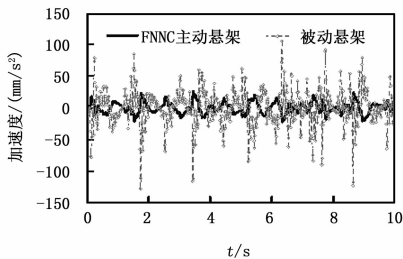


图 4 车身加速度

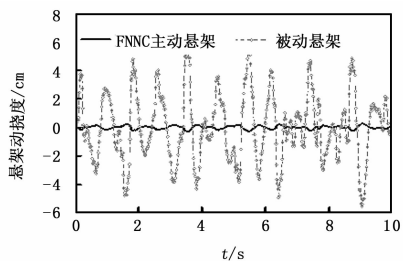


图 5 悬架动挠度

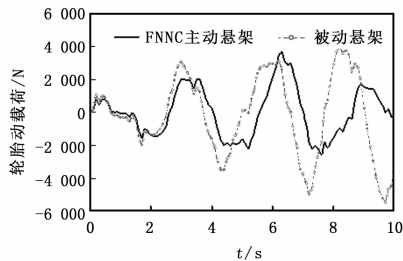


图 6 轮胎动载荷

由图 4~图 6 的仿真曲线可以看出, 在 B 级随机路面以 20 km/h 速度行驶的工况下, 被动悬架车身加速度大约在 $-1.25 \sim 1 \text{ m/s}^2$, 悬架动挠度大约在 $-0.06 \sim 0.06 \text{ m}$ 之间, 轮胎动载荷大约在 $-5\,000 \sim 4\,000 \text{ N}$ 之间; 模糊神经网络控制下的主动悬架的车身加速度大约在 $-0.25 \sim 0.25 \text{ m/s}^2$, 悬架动挠度大约在 $-0.01 \sim 0.01 \text{ m}$ 之间, 轮胎动载荷大约在 $-2\,000 \sim 3\,800 \text{ N}$ 之间。经过模糊神经网络控制后, 车身加速度和悬架动挠度都有明显的减小, 对于车辆的平顺性、乘坐舒适性有较大的改善。轮胎动载荷在经过模糊神经网络控制后也有了较小的减小, 意味着轮胎接地性有了一定的提高。一般来说, 通过控制策略不太可能使车身加速度、悬架动挠度、轮胎动载荷三者同时朝较小趋势减小, 只能保证一项或两项指标能够改善。本文所设计的模糊神经网络控制器都能改善车辆的平顺性与乘坐舒适性, 使主动悬架具有良好的综合性能。

5 结论

- (1) 本文以 2 自由度 1/4 车体模型进行研究, 建立了主动悬架系统的数学模型, 并推导出其控制方程。
- (2) 仿真分析表明神经网络控制器可以显著改善车身垂直加速度与车辆的平顺性, 同时减少了悬架动挠度和车轮动载荷, 使车辆的操纵稳定性和行驶安全性得到了改善。
- (3) 试验研究验证了仿真结论, 车辆半主动悬架系统可以采用自适应模糊神经网络控制方法进行控制, 并能同时兼顾车辆的平顺性和安全性, 使主动悬架获得良好的综合性能。

参考文献:

[1] 陈家瑞. 汽车构造 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.

[2] 夏爽. 基于四分之一悬架模型与整车虚拟样机的主动悬架控制系统仿真研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2008.

[3] 于显利. 车辆主动悬架集成控制策略研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2010.

[4] 贝绍铁, 赵景波, 张兰春, 等. 车辆主动悬架系统模糊神经网络控制研 [J]. 系统仿真学报, 2012, (12): 2952-3007.

[5] 陈无畏, 等. 汽车半主动悬架的神经网络自适应控制 [J]. 汽车工程, 1998, (1): 31-36.

[6] 方锡邦、陈无畏, 等. 模糊控制技术及其在汽车半主动悬架中的应用 [J]. 机械工程学报, 1999, 35 (3): 98-100.

[7] 容一鸣, 阳杰, 崔九同. 汽车半主动悬架的神经网络控制及仿真 [J]. 武汉理工大学学报: 信息与管理工程版, 2003, 25 (1): 65-67.

[8] 吕金龙. 车辆半主动悬架路面激励下的仿真研究 [D]. 郑州: 河南农业大学, 2009.

[9] 田晋跃, 李光, 田刚. 组合式半挂车液压悬架线性二次型最优控制器的设计与仿真 [J]. 机械设计与制造, 2012, (9): 963-965.

[10] 管继富, 武云鹏, 等. 基于统计优化的车辆半主动悬架自适应控制 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 16 (2): 188-190.

(上接第 1414 页)

[7] 李国勇. 最优控制理论及参数优化 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.

[8] Derong L. Action-dependent adaptive critic designs [A]. Neural

Networks, 2001. Proceedings. IJCNN '01. International Joint Conference on [C], Washington, 2001: 990-995.

[9] 罗及红. 基于 PID 算法的炉窑温度串级控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2012, (12): 3243-3245.