

热风炉燃烧过程智能优化控制方法的研究

朱里红, 黄 瀚, 韦 洁

(成都理工大学工程技术学院, 四川 乐山 614000)

摘要: 为了实现在不同工况条件下通过调整空燃比使热风炉燃烧系统保持在能耗最低、效率最高下运行, 根据高炉生产的特点和蓄热式热风炉燃烧方式, 设计了以模糊 BP 神经网络为智能优化算法的自寻优控制策略, 实现了 PID 控制器参数实时、动态、精确的调整, 实现了动态 PID 参数的准确调整, 保证了煤气流量和空气流量的合理比值; 经仿真结果表明, 该系统不但有效地解决了传统热风炉的燃烧控制系统非线性、建模难和强耦合性的问题, 而且使热风炉处于安全、节能的燃烧状态。

关键词: 热风炉; 自寻优控制; 空燃比; 模糊 BP 网络

Intelligent Optimal Control Method Study of Burning Process in Hot Blast Stove

Zhu Lihong, Huang Han, Wei Jie

(Engineering & Technical College, Chengdu University of Technology, Leshan 614000, China)

Abstract: In order to make the combustion system of the hot blast stove run at the lowest energy consumption and with the best efficiency through adjusting the air-fuel ratio under different working conditions, the self-optimizing control strategy including the intelligent optimization algorithm of the fuzzy BP neural network was designed. Real-time, dynamic and accurate adjustments of PID controller parameters were achieved and the rational ratio of gas flow rate and airflow rate was guaranteed. Simulation results showed that, this system effectively solved nonlinear, modeling and strong coupling problems of the combustion control system in the traditional hot blast stove and made the stove be in safe and energy-saving combustion condition.

Keywords: hot blast stove; self-optimizing control; air-fuel ratio; fuzzy-BP network

0 引言

高炉热风炉是一个分布参数, 非线性、时变、多变量紧密耦合的被控对象, 燃烧控制的目的是通过蓄热室向高炉提供稳定且持续的高温热风^[1]。根据德国霍夫曼的报告, 一座大型热风炉热效率提高 1%, 可节省 500 000 马克/年, 由此可见, 提高高温是节约能源和安全生产的关键^[2]。实践证明, 对于多变量、强耦合的热风炉燃烧控制来说, 期望通过常规建模方法和分析手段来解决是难以应付的, 然而实际的生产过程虽建立决起了一定的闭环自动控制, 但对人的依赖, 尤其是对于经验丰富的人的依赖还是很严重^[3]。为了解决在实际生产过程中遇到的劳动强度大、自动化程度低等问题, 引入了模糊 BP 神经网络为优化算法的智能控制系统, 优化了热风炉燃烧控制系统, 保证了低成本、高效能。

根据不同时期的燃烧要求热风炉燃烧过程被设计为两个阶段: 第一阶段为加热期或燃烧期, 为了在尽量短的时间内加热炉内格子砖, 必须及时调节煤气流量和空气流量使空燃比达到最佳比值, 在保证生产效率的要求下尽快使拱顶温度达到送风要求; 第二阶段为蓄热期或送风期, 通过调节空燃比值(空气流量增加、煤气流量降低)来保持拱顶温度, 在规定的燃烧时

间内达到规定的废气温度。为了达到能耗最小、效率最高的原则, 需使快速到达目标温度, 且温差均小于允许的最小温差, 并在不同工况下能实现快速切换^[4-5]。

1 Fuzzy-BP 网络控制器的设计

1.1 热风炉的模糊控制

输热风炉燃烧过程中拱顶温度变化量 e 和变化率 ec 作为模糊控制器的输入^[6], 经过模糊化后得到各自的模糊语言变量 E 和 EC 作为神经网络的输入, 其中模糊规则和模糊语言推理在 BP 网络中完成^[7,8]。经过上述过程后, 由神经网络输出加热炉的煤气和空气阀开度的模糊语言值, 通过去模糊化, 实现通过阀门的开度控制炉膛温度。Fuzzy-BP 网络的系统结构图如图 1 所示。

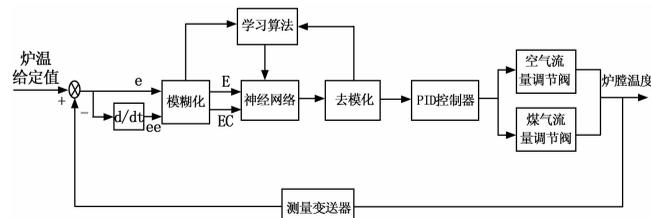


图 1 Fuzzy-BP 网络的系统结构图

模糊时, 把 E 、 EC 的论域划分为 7 级, 用 PB (正大)、 PM (正中)、 PS (正小)、 ZO (零)、 NS (负小)、 NM (负中)、 NB (负大) 表示, 即 $E = \{PB, PM, PS, ZO, NS, NM, NB\}$ 的论域分 9 个档, 即 $U = \{-4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4\}$, 其隶属度函数如表 1 所示。

收稿日期: 2015-07-01; 修回日期: 2015-12-07。

基金项目: 四川省教育厅科研项目资助(14ZB0356); 乐山市科技局科研项目资助(14GZD047)。

作者简介: 朱里红(1979-), 男, 四川省仁寿人, 讲师, 主要从事冶金节能技术和成形智能控制技术的研究。

煤气流量阈值 em 和空气流量阈值 ek , 模糊值 EM , 分为 9 级, 用 PB (正大)、 PL (正偏大)、 PM (正中)、 PS (正小)、 ZO (零)、 NS (负小)、 NM (负中)、 NL (负偏大)、 NB (负大) 表示, 即 $EM = \{PB, PL, PM, PS, ZO, NS, NM, NL, NB\}$, 它的论域分 11 个档, 即 $U = \{-5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$, 其隶属度函数如表 2 所示。

表 1 E、EC 隶属度表

	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
EPB	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.8	1.0
EP	0	0	0	0	0.2	0.6	1.0	0.8	0.2
EPS	0	0	0	0.1	0.3	1.0	0.7	0.3	0
EZO	0	0	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2	0	0
ENS	0	0.3	0.7	1.0	0.3	0.1	0	0	0
EN	0.2	0.8	1.0	0.6	0.1	0	0	0	0
ENB	1.0	0.8	0.4	0.1	0	0	0	0	0

表 2 EM、EK 隶属度表

	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
PB	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.5	0.8	1.0
PL	0	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.8	1.0	0.8
PM	0	0	0	0	0	0	0.2	0.8	1.0	0.7	0.2
PS	0	0	0	0	0	0.1	1.0	0.7	0.5	0.2	0
ZO	0	0	0	0	0.2	1.0	0.2	0.3	0	0	0
NS	0	0.1	0.7	0.8	1.0	0.3	0	0	0	0	0
NM	0.1	0.6	1.0	0.5	0.2	0.1	0	0	0	0	0
NL	0.8	1.0	0.6	0.4	0.1	0	0	0	0	0	0
NB	1.0	0.9	0.7	0.3	0.2	0.1	0	0	0	0	0

1.2 模糊 BP 神经网络的学习过程

如图 2 所示, 模糊神经网络结构中设 In_i^q, Out_i^q 分别为第 q 层、第 i 个神经元的输入和输出。

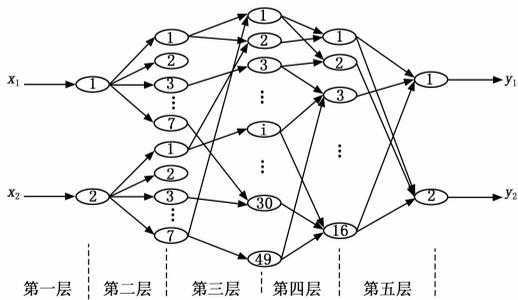


图 2 模糊神经网络结构图

第一层为输入层, 该层中的两个神经元分别把拱顶温度变化量 e 和变化率 ec 传入下一层做模糊化处理。因此, 第一层的联接权值为 1。即

$$In_i^1 = x_i \quad (i = 1, 2) \quad (1)$$

$$Out_i^1 = x_i \quad (2)$$

第二层各节点表示输入语言变量的语言值, 对 $x_1、x_2$ 而言, 其语言值为 7 个^[9], 分别为 $E = \{PB, PM, PS, ZO, NS, NM, NB\}$ 和 $EC = \{PB, PM, PS, ZO, NS, NM, NB\}$ 。因此这一层网络节点数为 14 个, 各节点输入为相应的第一层的输出, 其连接权值可以取为相应节点语言值隶属度的高斯函数, 以实

现隶属度函数的在线优化, 则:

$$In_i^2 = Out_i^1$$

$$[(i = 1, 2, \dots, 14), (j = 1, i \leq 7; j = 2, 8 \leq i \leq 14)] \quad (3)$$

$$Out_i^2 = \exp \left\{ - \left| \frac{In_i^2 - v_j^2}{\delta_j^2} \right|^2 \right\}$$

$$(i = 1, 2, \dots, 7, 1, 2, \dots, 7) \quad (4)$$

式中, v_i 为第 i 个输入变量的隶属中心值, δ_i 为第 j 个输入变量的宽度值。我们把 v_j^2 作为第二层的连接权值。

第三层为隐含层, 建立模糊控制规则下的神经元推理机制, 其中每一神经元可以表示为可执行的模糊规则, 共 49 条。在模糊规则要求下的输入量决定了下一层神经元的模糊规则激励强度, 该层神经元的输入输出分别为

$$In_i^3 = \min(Out_i^2, Out_k^2)$$

$$[i = 7(j - 1) + (k - 7), (j = 1, 2, \dots, 7; k = 8, \dots, 14)] \quad (5)$$

$$Out_i^3 = In_i^3 \quad (i = 1, 2, \dots, 49) \quad (6)$$

第四层由 16 个节点组成, 其中 9 个节点表示煤气量输出值的语言值, 即 $EM = \{PB, PL, PM, PS, ZO, NS, NM, NL, NB\}$, 另外 7 个节点为空气流量输出变量的语言值, $EK = \{PB, PM, PS, ZO, NS, NM, NB\}$ 。每一神经元节点执行模糊规则的“或”操作, 式中 w_{ij} 为阈值, 取 0 或 1。则

$$In_i^4 = \sum_{j=1}^{49} w_{ij} Out_j^3 \quad (7)$$

$$Out_i^4 = \min(1, In_i^4) \quad (i = 1, 2, \dots, 16) \quad (8)$$

第五层为去模糊化, 采用重心法实现解模糊。

$$In_i^5 = \sum_{j=1}^{16} (v_j \delta_j) Out_j^4 \quad (9)$$

$$Out_i^5 = \frac{In_i^5}{\sum_{j=1}^{16} \delta_j^4 Out_j^4} \quad (10)$$

该层的连接权值为 $v_j^4 \delta_j^4$ 。

1.2.1 神经元间输入输出权值优化算法

通过上面的分析, 我们知道, 在本文的模糊控制神经网络中, 有一些神经元之间的连接权值由于模糊控制规则和模糊推理机制不能改变, 然而其他权值在自主学习过程中将做出相应调整。BP 网络算法是通过误差来实现训练驱动的, 第 n 次训练之后的误差为:

$$E_n = \frac{1}{2} \sum_j (y_{nj} - o_{nj})^2 \quad (11)$$

式中, y_{nj} 为第 n 次训练之后第 j 个神经元的期望输出, o_{nj} 为实际输出。采用梯度下降法来修正连接权值:

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \delta_{nj} o_{nj} + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (12)$$

其中: η 为学习步长, α 为动量因子, 反映连接权值变化趋势, 取 0.7~0.9, 如果取较大的动量因子不但可以提高学习速度, 还能抑制振荡, 使修正权值平滑。式中的 δ_{nj} 由下式定义:

$$\delta_{nj} = (y_{nj} - o_{nj}) f_j' \left(\sum_l W_{jl} x_l \right) \quad (13)$$

$$o_{nl} = \sum_i \delta_{ni} W_{li} f_l' \left(\sum_i W_{li} x_i \right) \quad (14)$$

式中 i, j, l 分别表示输入层、输出层和隐层的节点, x_i 为网络的输入量, f 为激励函数, 一般取为 S 函数。尽管动量因子能提高自学习的速度和抑制可能产生的振荡, 但由于学习

步长固定,在误差曲面平坦处变化不明显,修正权值幅值小,需多次调整才能降低误差曲面;然而在误差曲面较高处,权值调节幅值过大,在误差函数最小点处会产生振荡,无法达到最优,因此需要动态改变学习率,即:

$$\eta(n+1) = \begin{cases} (1+\beta)\eta(n) & E_n > E_{n+1} \\ (1-\beta)\eta(n) & E_n \leq E_{n+1} \end{cases} \quad (15)$$

式中, β 取为 0.02~0.04。

1.2.2 优化隶属度函数

隶属度函数的参数通过优化调整,使推理模型与实际系统的输出均方差为 0,本文 BP 算法采用具有自适应能力的多变量动量解耦法:

$$m_j(l+1) = m_j(l) - \eta \frac{\partial E}{\partial m_j} + \alpha \Delta m_j(l)$$

$$\Delta m_j(l) = m_j(l+1) - m_j(l) \quad (16)$$

式中, m_j 为第 j 个神经元所代表的隶属度函数参数。

通过模糊化神经网络的输出,可实现由神经元节点来表示模糊控制的输出,在给定输入样本后,通过该网络反复学习,不断调整模糊控制规则和相应的隶属度函数的变化趋势,以加热炉不同工况的生产任务来调节煤气、空气阀的开度,使空燃比达到合理的比值,满足加热炉温度控制要求来动态调整控制器参数。

2 动态 PID 参数自整定

针对热风炉燃烧的复杂过程,即使在最佳空燃比的条件下,还受到煤气流量、空气流量、拱顶热辐射、废气换热等各种类型的环境和电磁等干扰,都会造成拱顶温度、以及废气温度不能按预期升温,因此,在模糊神经网络优化下结合动态 PID 参数的动态补偿,可以实现温度的良好控制^[10],如图 3 所示。

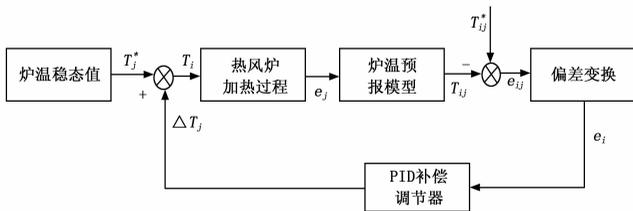


图 3 炉温补偿图

图中 T_i^* 为 i 工况下拱顶温度定值, ΔT_i 为 i 工况下的调节值, T_{ij} 为由预报模型计算出来 j 工况下的温度, T_{ij}^* 为该时刻模型理想的温度, e_{ij} 为在 j 工况下模型温度与理想温度的差值, e_i 作为补偿器的输入变量,变换公式为:

$$e_i = \frac{\sum_{j=1}^N e_{ij}}{N_i} \quad (17)$$

其中: N_i 表示第 i 加采样总数。

3 Fuzzy-BP 网络 PID 模型的学习过程

根据上节所述, Fuzzy-BP 网络 PID 模型计算过程如下:

- 1) 确定输入层、隐含层的节点数,选定几层网络结构形式,给出各层连接权值的初值、学习步长和动量因子。
- 2) 对拱顶温度偏差和偏差率模糊控制器模糊化后作为神经网络的输入。

3) 修正神经元输入输出的连接权值,动态调节 PID 参数,使煤气流量阀门和空气流量阀门的开度成优化比例^[1,10]。

4) 根据两次 PID 控制器输出值做差可以推导出增量式数字 PID 基本公式为:

$$U(K) = U(k-1) + K_p[E(k) - E(k-1)] + K_i E(k) + K_D[E(k) - 2E(k-1) + E(k-2)] \quad (18)$$

5) 通过式 11 和式 12 的修正计算,得到正向输出层和正向隐含层的权值。

6) 满足期望目标优化修正结束,如不满足则返回第 3 步。

4 优化模型仿真

热风炉在加热期要求在 90~120 分钟达到,其中拱顶最高温度为 1 250 °C,高炉对送来的热风温度要求在 1 000~1 100 °C,并且送风时间在 90~120 分钟为最佳。

煤气和空气按一定比例在燃烧室内燃烧,在加热期燃烧的废气通过热辐射和热传递方式加热拱顶,通过拱顶传感器实时采集拱顶温度,取多次温差和温差变化率进行归档模糊化处理作为 BP 网络的输入,利用 BP 网络的自学习、自适应能力对网络各层权值和动态 PID 参数进行修正,从而调节空燃比,保证煤气流量和空气流量按优化比例开启阀门。为了保证废气温度在 400 °C,在加热期结束时,拱顶温度差必须保证在 10% 内。

利用 MATLAB/SIMULINK 模糊控制模块和 BP 网络进行实验仿真, Fuzzy-BP 网络优化的动态 PID 算法程序流程图如图 4 所示。

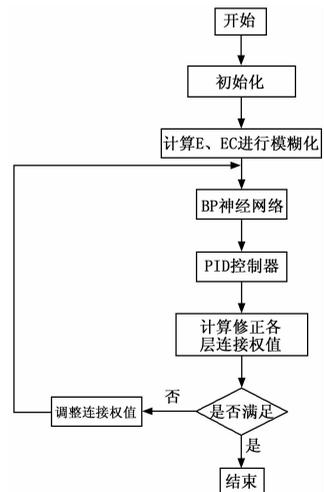


图 4 模糊 BP 神经 PID 算法的程序流程图

仿真结果如图 5 为加热炉燃烧过程优化前后拱顶温度上升过程对比,图 6 为在优化后蓄热期拱顶温度变化差。

从上图 5 可以看出, L2 为优化前曲线,在 900 °C 以后上升速率平缓; L1 为优化后曲线,上升斜率一直保持,使得过渡时间缩短,加快了响应。在接近 1 250 °C 时 L1 有超调的趋势,但在优化作用下,迅速拉低,在保证快速响应同时,预防了超调发生。图 6 显示了在加热期 70 分钟到 120 分钟的温度变化差,从图可以看出在 90 分钟附件温差变化小,前后变化幅度大,但都在 10% 之内,满足设计要求。从优化模型仿真结果看出热风炉拱顶温度动态响应阶段上升时间和过渡时间减

将导致冲压发动机熄火而停止工作。

可见本文设计的考虑极点配置的基于鲁棒控制的最优控制器，不仅使得闭环系统具有很强的抗模型误差的能力，也增强了对外界的扰动抑制能力，是一种可行的现代控制手段。

4 小结

通过对高超音速飞行器不确定性分析，研究了具有范数有界不确定性的系统，设计了考虑极点配置的基于鲁棒控制的最优控制器。进一步分解为多目标问题，从而将控制器的设计问题转化为具有凸优化约束的线性矩阵不等式的可行性问题，进而利用线性矩阵不等式方法求解。在扰动和不确定性条件下对控制器进行了仿真分析，并与文献 [3] 中的控制方法进行了比较，结果表明本文设计的鲁棒控制方法能够很好地保证在扰动和不确定性情况下高超音速飞行器控制系统的稳定性能。

参考文献:

[1] 罗 熊, 孙增圻, 周贤伟, 临近空间高超声速飞行器控制理论和方法的研究现状与发展 [A]. 国防空天信息技术前沿论坛 [C]. 2010, 1-7.

[2] 郭访社, 于云峰, 龚宇迪. 基于 LMI 的高超鲁棒控制及仿真 [J]. 计算机仿真, 2009, 26 (2): 65-88.

(上接第 76 页)

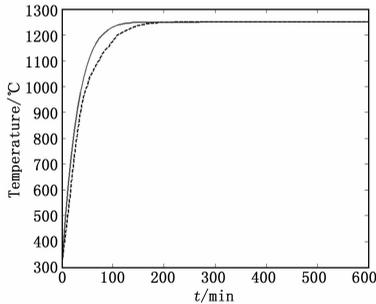


图 5 拱顶温度优化前后的加热过程对比 (L1 为优化后曲线, 虚线 L2 为优化前曲线)

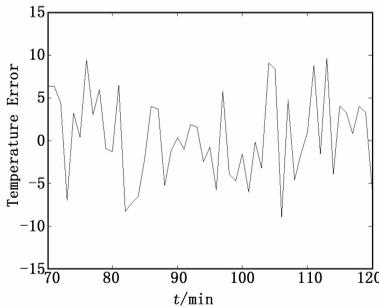


图 6 所示为优化后拱顶温度变化差

少, 当达到稳态后温度差保证在 5% 范围内, 因此在不同工况下, 能实现生产任务快速响应, 在生产过程中保证平稳, 抑制外界干扰。

5 结束语

根据蓄热式热风炉燃气加料和加热过程的特点, 提出以拱

[3] Gao H, Si Y, Li H, et al. Modeling and control of an air-breathing hypersonic vehicle [A]. in Proceedings of the 7th Asian Control Conference [C]. 2009, pp. 1114 - 1119.

[4] Borges R A, Oliveira R C L F, Abdallah C T, et al, H_{∞} filtering for discrete-time linear systems with bounded time-varying parameters [J]. Signal Processing 90 (1) (2010), pp. 282-291.

[5] Basin M V, Shi P, Calderon-Alvarez D, et al. Central suboptimal H_{∞} filter design for linear time-varying systems with state or measurement delay [J]. Circuits Systems and Signal Processing 28 (2) (2009), pp. 305-330.

[6] Gao Z, Jiang B, Shi P, et al. Passive fault-tolerant control design for near-space hypersonic vehicle dynamical system [J]. Circuits, Systems and Signal Processing, 2012, 31 (4): 565-581.

[7] Wan J, Wang Q, Ai J, Dynamic inversion based control system of a hypersonic vehicle with model uncertainty [C]. France, AIAA 2012-5969, 2012.

[8] 魏毅寅, 刘 鹏, 张冬青, 等. 国高 超声速技术发展及飞行试验情况分析 [J]. 飞航导弹, 2010 (5): 2-9.

[9] Dong C, Hou Y, Zhang Y, et al. Model reference adaptive switching control of a linearized hypersonic flight vehicle model with actuator saturation [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2010, 224: 289-303.

顶温度为被控变量的优化控制策略, 利用模糊控制思想根据实际操作经验建立模糊控制规则作为 BP 神经网络自学习的条件, 通过在线计算建立了以高炉工况、优化决策方法及信息反馈的模糊神经网络优化控制模型, 实现对 PID 参数的动态整定, 使煤气和空气调节阀响应迅速, 流量平稳, 实现了整个热风炉的全自动控制, 各参数在线自动整定等功能, 控温精度在 5% 以内, 送风率提高 30% 以上, 总体能耗降低近 10%。

参考文献:

[1] 许永华, 吴 敏, 曹卫华, 等. 基于案例与规则推理的热风炉燃烧控制方法与应用 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 16 (1): 62-73.

[2] 杨 俊, 杜 涛, 蔡九菊, 等. 国外热风炉发展综述 [J]. 沈阳工程学院学报 (自然科学版), 2005, 4 (1): 18-20.

[3] 李 凌. 一种高炉热风炉全自动控制方案 [J]. 冶金自动化, 2014, 38 (1): 17-20.

[4] 樊 波, 齐渊洪, 严定嫫, 等. 热风炉燃烧控制技术的研究 [J]. 钢铁, 2005, 40 (4): 17-20.

[5] 魏 浩, 李忠虎. 热风炉燃烧智能控制系统研究 [J]. 冶金自动化, 2010 (S2): 43-46.

[6] 王发智, 曹建鹰, 牛润勋, 等. 基于神经网络的热风炉的模糊控制 [J]. 化工自动化及仪表, 2012 (1): 14-18.

[7] Zadeh L A. Fuzzy sets information [J]. Control, 1965, 8: 338-353.

[8] Kosko B. Neural Networks and Fuzzy Systems [M]. America: Prentice-Hall, 1992.

[9] 胡燕瑜, 桂卫华, 胡志坤. 基于动态模糊神经网络的淬火炉温度控制系统 [J]. 鄂州大学学报, 2005 (3): 3-6.

[10] 卜建荣, 徐君燕, 朱里红. 热轧过程中加热炉炉温优化控制方法研究 [J]. 钢铁研究学报, 2010, 22 (8): 60-63.