

基于多工况分析的焦炉加热过程火道温度模糊控制

吴敏, 雷琪, 曹卫华

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙, 410083)

摘要: 对于焦炉加热这一复杂工业过程, 提出一种包括协调层和优化控制层的多工况火道温度优化控制方法。协调层根据对焦炉加热过程工艺参数的分析, 采用多信息融合的二次决策方法, 由荒煤气的温度识别焦炉加热过程的实时工况, 针对不同的工况选择合适的优化控制模型。基于工况分析, 在优化控制层采用一种基于自适应遗传算法的多目标模糊优化控制方法, 针对不同工况下的模糊控制器量化因子和比例因子调节困难的问题, 采用精英保留和赌盘算法相结合的选择策略, 以及具有自适应交叉概率和变异概率的遗传算法对模糊优化控制模型的参数寻优, 有效地提高了遗传算法的全局搜索能力和收敛速度, 并且通过对控制精度、能量消耗和调节时间等各项指标适当加权, 构造适应度函数, 使优化后的模糊控制模型达到满意程度。采用具有多工况火道温度智能优化控制结构的方法取得了良好的控制效果, 为焦炉加热过程的优化控制问题的解决提供了一条新的途径。

关键词: 焦炉; 火道温度; 工况分析; 模糊控制; 遗传算法

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2008)01-0155-07

Flue temperature fuzzy control for coke oven heating process based on multi-operative modes analysis

WU Min, LEI Qi, CAO Wei-hua

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: An optimization control method was presented for the flue temperature in multi-operative modes in the coordinating layer and the optimizing control layer for coke oven heating process. At the coordinating layer, the real-time operative mode of the heating process which was identified by the raw gas temperature, was acquired through the information fusion method of second decision. Proper optimization control model was chosen according to different operative model. At the optimizing layer, a multi-objective optimization method for optimizing parameters based on adaptive genetic algorithms was proposed to deal with the difficulties in tuning parameters of the fuzzy control model. By using elitist strategy and roulette wheel algorithm in selection adaptive crossover and mutation probabilities, the global searching ability and the convergence speed of the genetic algorithms were significantly improved. Through properly weighting the terms including control errors, energy consumption and tuning time to construct the fitness function, the fuzzy control model can be optimized to satisfaction. Obvious effect of this method was obtained in the application and a new approach for the optimization control of coke oven was provided.

Key words: coke oven; flue temperature; analysis of operative modes; fuzzy control; genetic algorithm

收稿日期: 2007-04-22; 修回日期: 2007-06-16

基金项目: 国家“863”计划项目(2006AA04Z172); 国家杰出青年科学基金资助项目(60425310)

作者简介: 吴敏(1963-), 男, 广东化州人, 教授, 从事过程控制、鲁棒控制和智能系统方面的研究

通信作者: 吴敏, 男, 教授; 电话: 0731-8830387; E-mail: min@csu.edu.cn

焦炉是结构独特的工业炉窑, 火道温度是指焦炉各个燃烧室各测温立火道温度的平均值, 是焦炉加热过程中重要的工艺参数, 能够直接反映焦炉的整体加热水平, 其稳定性直接关系到焦炭质量和炉体寿命, 因此, 火道温度的控制是冶金工业需要解决的课题。

已有的焦炉加热过程火道温度控制系统包括 3 种类型: 炉温反馈控制系统, 供热量前馈控制系统, 以及前馈—反馈相结合的供热控制系统^[1]。近年来, 国内在焦炉火道温度控制方面进行了许多工作, 开发了相应的控制系统^[2-4], 这些控制系统大部分是在特定工况下, 基于人工经验, 采用模糊控制方法对火道温度进行控制的, 并未考虑焦炉加热过程中的其他信息, 适用于单一的工况, 无法满足焦炉加热过程的复杂性, 具有一定的局限性。同时, 随着神经网络等智能控制方法的广泛应用, 也为焦炉火道温度控制的研究提供了新的方法^[5-6], 但是, 这些方法有的需要对象的数学模型, 有的由于方法的复杂性难以在实际中进行应用, 还处于仿真研究阶段。在此, 本文作者针对焦炉加热过程的复杂性, 提出了焦炉加热过程多工况火道温度智能优化控制方法。这种方法包括协调层和优化控制层, 首先采用多信息融合的二次决策方法, 根据荒煤气的温度识别焦炉加热的实时工况, 并建立在线专家库针对不同的工况选择合适的模糊控制参数。在此基础上, 提出了一种采用遗传算法调节模糊控制模型的量化因子和比例因子的参数寻优方法, 设计了基于自适应遗传算法的模糊控制模型, 较好地解决了模糊控制器设计过程中量化因子和比例因子调节困难的问题。

1 机理分析和控制系统结构

焦炉由多个炭化室和燃烧室交替配置而成, 炭化室和燃烧室仅一墙之隔。焦炉煤气和高炉煤气通过煤气管道进入燃烧室, 空气由自然抽风得到, 煤气在燃烧室内燃烧产生热量, 热废气在高温下以辐射传热为主, 并伴随有对流传热的方式, 将热量通过炉墙传导给炭化室中的煤料, 使煤料依次经过结焦过程的各阶段而生成焦炭, 因此, 火道温度是否稳定就成了焦炭是否能成熟的关键。

焦炉火道温度的变化是一个慢过程, 具有时滞性。通过现场生产数据分析, 焦炉煤气加热 2~3 h、高炉

煤气加热约 6 h 才会反映出温度变化。同时, 在焦炉加热燃烧过程中, 加热方式包括高炉煤气加热、焦炉煤气加热和混合煤气加热, 其多样性导致了工况的复杂性。即使在一种加热方式下, 炭化室中焦炭成熟程度不同造成焦炉整体比热容不同, 所需耗热量的变化也会引起工况实时改变。而加热方式和实时工况的改变使得焦炉加热过程的时滞特性会随之变化。

可以看出, 工况的复杂性和时滞特性增加了火道温度控制的难度。在不同的工况下, 采取单一的控制策略是不能满足控制的要求的, 并且焦炉的加热方式、加热制度以及实时加热情况不同, 时滞特性会存在很大的差异, 将工况的判断引入火道温度控制是必要的。

理论上, 时滞过程控制的有效方法是 Smith 预估控制, 但是, Smith 预估过分依赖被控对象的精确数学模型, 而预测控制对模型的匹配程度也比较敏感。近年来, 尽管人们对 Smith 预估和预测控制的研究很多^[7-9], 但是焦炉加热过程这种复杂的工业对象的数学模型难以得到, 因此, 这些方法不能得到有效应用。模糊控制具有不需要被控对象的数学模型、鲁棒性较强的特点, 在工业中得到广泛应用^[10-11]。由于可以在模糊控制器的设计中考考虑温度变化的趋势, 因此, 适当调节参数能够克服一定的时滞。本文通过工况划分, 使每种工况下的时滞特性相对简单, 降低对象时滞的复杂性, 针对每种工况采用模糊控制策略; 为了得到好的控制效果, 对每种工况下的模糊控制模型的量化因子和比例因子进行寻优。

基于以上分析, 提出了一种包括协调层和优化控制层的 2 层模糊控制方法, 如图 1 所示。

a. 协调层。通过采集炭化室对应上升管中荒煤气的温度数据, 进行分析推理, 对现场工艺数据的分析, 得到当前加热过程的实时工况。在此基础上, 建立在线专家知识库, 根据不同的工况根据专家经验实现在线选择控制器的比例因子和量化因子。

b. 优化控制层。针对模糊控制模型中, 量化因子 K_e , K_c 和比例因子 K_{Au} 在很大程度上影响模糊控制器的性能, 但是其整定过程繁琐, 并且难以实现最优整定, 从而影响控制效果, 基于自适应遗传算法, 采用离线的方式对每种工况下的量化因子和比例因子进行寻优, 建立模糊遗传优化控制模型, 以达到良好的控制效果。

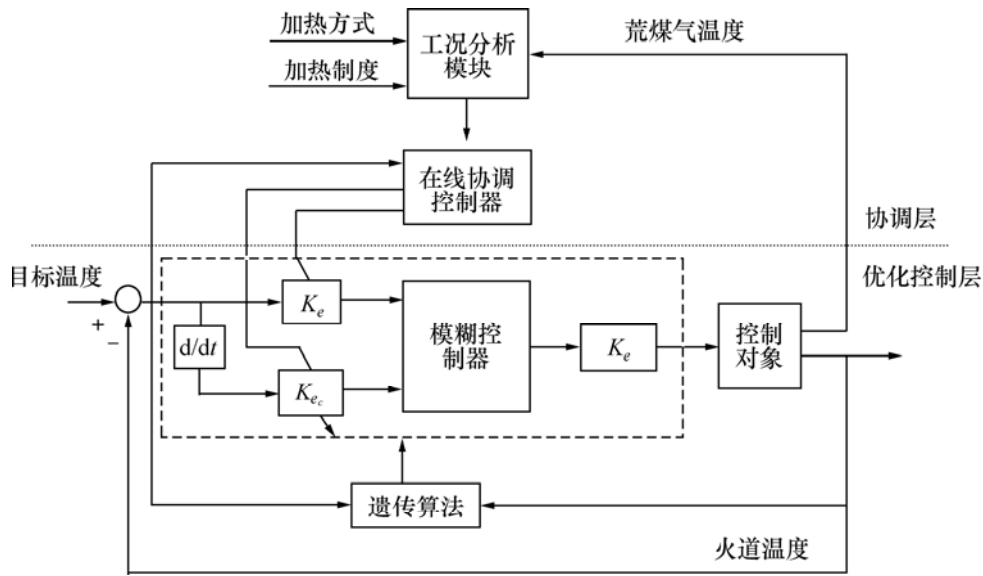


图 1 智能优化控制结构框

Fig.1 Structure of intelligent optimization control

2 基于二次决策的实时工况分析

在焦炉加热过程中,煤在炭化室中干馏成为焦炭,各炭化室中煤结焦状态的变化不仅影响与之相邻的燃烧室的温度,导致立火道温度波动,而且直接影响焦炉生产整体的耗热量,造成工况发生变化。在正常工况下,处于各个结焦时期的炭化室数量是相当的,按照推焦计划正常生产维持耗热量的平衡;而发生故障时,推焦进程受到影响,处于结焦各个时期的炭化室数量发生较大变化,耗热量也相应发生改变。正常生产和推焦异常是焦炉加热过程中的典型工况,所采取的控制策略也是不同的,因此,在对焦炉加热过程进行温度控制前这 2 种工况进行判断是有必要的。但是,炭化室是一个半封闭的空间,由于工艺结构以及生产条件的限制,实时工况很难在线检测。并且焦炉是一个集合体,任何一个或少数炭化室的工况都不能代表焦炉整体的工况。在一般情况下,可以通过人工观察荒煤气颜色变化判断炭化室内焦炭的成熟状况,但是这种方法劳动强度大,并且往往受主观因素的影响,测量误差比较大。故在每个炭化室对应的上升管处安装热电偶,获取荒煤气的温度,采用二次决策的信息融合方法对焦炉加热工程的工况作出判断,如图 2 所示。

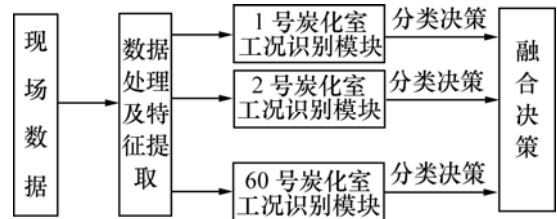


图 2 基于二次决策工况判断

Fig.2 Operative modes estimation based on the second decision

其工作原理如下:对由现场采集的数据进行处理,并提取特征点后,采用专家规则的方法对各个炭化室的数据进行分析,得出单个炭化室的分类决策结果,即单个炭化室的工况,每一个炭化室的工况识别模块会输出一个分类决策,然后,对这些分类决策进行信息融合,以所有模块的输出为结果,最终对焦炉加热过程实时工况进行判断。

在进行工况判断之前,首先要对采集的数据进行处理。从热电偶获得的温度经过温度变送器后获得的数字信号,包含从各种噪声源引入的噪声成分,例如模拟量转换为数字量过程中的噪声,打开上升管盖引起荒煤气燃烧造成的噪声等。为了抑制噪声,另外考虑到火焰的跳动以及其他因素,取一段时间内的温度进行平均值滤波,对温度的采样值进行平滑处理。

在此基础上,对特征点数据进行提取和选择。对于每个炭化室,其对应的上升管荒煤气的温度在火落

前一定时间内明显上升后急剧下降,而火落是焦饼基本成熟的标志,因此,加热过程是否过了火落点是焦炉加热过程中一个重要特征点。另外,当前的结焦时间也可以从一定程度上反映该炭化室中焦炭的结焦状况,而结焦指数则可以反映焦炭进入焖炉阶段后的成熟程度。因而用炭化室从加煤时刻到当前时刻的时间 t 与结焦周期 T 的比值、炭化室是否到达火落时刻的标志 a 和炭化室的焦炭的结焦指数 C 描述焦炉加热过程的工况,每个炭化室的焦炭的状态 p_i 用 $(t_i/T, a_i, C_i)$ 表示。对第 i 个炭化室工况的判断规则如表 1 所示。

表 1 炭化室工况判断规则表

Table 1 Operative modes estimation rules table in coking chamber

规则	t_i/T	a_i	C_i	P_i
1	0~1/3	0	—	结焦初期
2	1/3~2/3	0	—	结焦中期
3	2/3~1	1	—	结焦末期
4	2/3~1	1	1.2~1.3	焦炭成熟
5	2/3~1	1	>1.3	过焦

在得到单个炭化室工况的基础上,将其输出空间进行整理、分类,并结合推焦间隔时间作为二次信息融合决策的输入空间。以单个炭化室工况识别的结果为依据进行第 2 次分类,将单个炭化室工况判断的结果采用统计的方法进行融合,根据处于各个不同结焦状态的炭化室的数量,进行 2 次判断,得到焦炉实时工况。

3 火道温度智能优化控制

3.1 模糊控制模型

模糊控制理论通过知识表示法,把专家或熟练操作工的经验变成计算机可以接受的控制模型,从而实现有效控制。输入变量是火道温度偏差 e 和偏差变化率 e_c , 输出为煤气变化量 Δu , 对应的模糊变量为 E , E_c 和 ΔU 。为了实现高精度控制,输入变量根据温度偏差和偏差的变化率定出其论域,其次给出模糊量级,偏差具体划分为 5 级:温度正大(PB)、温度正中(PM)、零(ZO)、温度负中(NM)和温度负大(NB);偏差变化率划分为 7 级:变化正大(PB)、变化正中(PM)、变化正小(PS)、零(ZO)、变化负小(NS)、变化负中(NM)和变化负大(NB),它们都是论域上的模糊集。煤气量级输出划分为 5 级,分别为煤气量:增加很多(PS),增加

较多(PM)、不变(ZO)、减少较多(NM)和减少很多(NB)。其中 E 的论域为: $\{-8, -7, -6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$; E_c 的论域为: $\{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$; U 的论域为: $\{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ 。

E , E_c 和 U 的隶属度函数都采用了梯形隶属函数。在基于规则的模糊控制器中,规则的选取取决于对焦炉加热燃烧过程的专家知识和控制目标。表 2 所示为模糊控制规则表。解模糊是将语言表达的模糊量恢复到精确量。本系统采用重心法得到输出 Δu 的精确值为:

$$\Delta u = \frac{\sum \mu(u_i) \cdot u_i}{\sum \mu(u_i)} \quad (1)$$

式中: u_i 为控制量论域中的第 i 个元素; $\mu(u_i)$ 为 u_i 对应的隶属度; u_0 为解模糊后算出的精确控制量。最后,用 MATLAB 编制程序根据模糊逻辑运算规则离线算出模糊查询表。

表 2 模糊控制规则表

Table 2 Fuzzy control rules table

E	E_c						
	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PM	PM	ZO	ZO
NM	PB	PB	PM	PM	ZO	ZO	NM
ZO	PM	PM	ZO	ZO	ZO	NM	NM
PM	PM	ZO	ZO	NM	NM	NB	NB
PB	ZO	ZO	NM	NM	NB	NB	NB

3.2 模糊控制模型参数的优化

由于量化因子 K_e , K_{e_c} 和 $K_{\Delta u}$ 对控制系统的动态性能影响很大。 K_e 选得大,使上升时间变短,但是系统超调也变大,过渡过程较长; K_{e_c} 选择越大,系统超调越小,但系统的响应速度变慢。 $K_{\Delta u}$ 选择过小,会使系统动态过程变长,过大又会导致系统振荡加剧。本文将模糊控制器的设计视为一个多目标的优化问题,采用一种基于自适应遗传算法的多目标优化方法,结合火道温度控制的性能要求,在系统控制的快速性和稳定性之间进行折中。

3.2.1 适应度函数设计

火道温度优化控制的目标是:稳定火道温度,保证焦炭质量,同时减少煤气量的消耗,保持焦炉的稳顺生产,延长焦炉的使用寿命。定义适应度函数为:

$$\text{Fitness} = 1/(w_1 J_1 + w_2 J_2 + w_3 J_3) \quad (2)$$

$$J_1 = |e|; \quad (3)$$

$$J_2 = \sum_{k=0}^M u(k); \quad (4)$$

$$J_3 = \sum_{k=0}^N t_s(k). \quad (5)$$

约束条件为

$$\Delta U_{\min} < \Delta u(k) < \Delta U_{\max}; \quad (6)$$

$$e_{\min} < e(k) < e_{\max}. \quad (7)$$

式中: Fitness 为适应度函数; e 为当前时刻的立火道温度与目标立火道温度之差; J_1 为焦炉立火道温度控制的控制性能; $u(k)$ 为每个控制周期所消耗的煤气量; J_2 为在 M 个控制周期内的煤气量消耗, 是能耗指标; $t_s(k)$ 为调节时间; N 为把立火道温度调节到所允许的误差范围内所需的控制周期; J_3 为控制的调节时间; w_1, w_2 和 w_3 分别为 J_1, J_2 和 J_3 的加权值; ΔU_{\min} 和 ΔU_{\max} 分别为煤气流量增量的最小值和最大值; e_{\min} 和 e_{\max} 分别为火道温度偏差的最小值和最大值。通过遗传算法, 寻优 K_e, K_{e_c} 和 $K_{\Delta u}$, 使适应度函数最大。式(6)和(7)为约束条件, 包括煤气消耗量的约束和火道温度偏差的约束。根据实际生产情况, 相邻 2 个周期所消耗的煤气量之差不能超过一定的范围, 也就是对每次调节的煤气流量增量的约束, 如式(6)所示, 根据生产情况和所采用的加热方式而定; 而根据焦炉加热过程温度变化的性质, 2 个相邻周期的火道温度之差也有一定的变化范围, 如式(7)所示。

3.2.2 编码

本文模糊控制器, 需要优化的参数为 K_e, K_{e_c} 和 $K_{\Delta u}$, 采用实数编码方式。实数编码染色体比二进制编码的染色体长度短, 编码方式简洁自然, 减轻了遗传算法的计算量, 提高了运算效率, 能够更好地保持种群多样性。这样, 第 i 代、第 n 个染色体表示为 $P_n^i = [p_{k_e}^n, p_{k_{e_c}}^n, p_{k_{\Delta u}}^n]$, 对应于 3 个待优化的模糊量化因子, $K_e = p_{k_e}^n, K_{e_c} = p_{k_{e_c}}^n, K_{\Delta u} = p_{k_{\Delta u}}^n$ 。

3.2.3 遗传操作

传统的赌轮选择法会使高于群体平均值的模式在下一代中获得较多的取样, 随着迭代的进行, 某些模式在种群中占据了优势, 传统的 GA 就会强化这种优势, 使搜索范围迅速变窄, 从而产生“早熟”现象, 其根源是发生了有效基因缺失^[12]。Rudolph^[13]证明了 SGA 不能以概率收敛到全局最优解。常规 GA 不是全局收敛的, 而带精英保留的 GA 是全局收敛的^[14]。但是精英保留策略仍存在精英个体在新群体中急速扩大的可能性较高的缺点, 本文采用精英保留策略和赌盘

算法相结合的方法, 对群体中一定比率的个体采用赌盘算法进行选择, 另一一定比率的个体采用精英保留策略进行选择。

遗传算法中, 交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的选择是影响遗传算法行为和性能的关键。交叉操作是遗传算法中产生新个体的主要方法, 交叉概率一般应取较大值。但若取值过大, 容易破坏群体中的优良模式, 若取值过小, 则产生新个体的速度较慢; 而变异概率对参数优化有很大影响, 若过大, 易导致优化过程不收敛, 若太小则会产生“早熟”。为此, 采用 p_c 和 p_m 能够随适应度函数自动改变的改进遗传算法, p_c 和 p_m 能随适应度自动改变^[15-16]。 p_c 和 p_m 调整方式如下:

$$p_c = \begin{cases} \frac{k_1(f_{\max} - f_c)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_c \geq f_{\text{avg}}; \\ k_2, & f_c < f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (8)$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{k_3(f_{\max} - f_m)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_m \geq f_{\text{avg}}; \\ k_4, & f_m < f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (9)$$

式中: $0 < k_1 < 1, 0 < k_2 < 1$, 并且 $k_2 > k_1$; f_{\max} 为个体最大适应度; f_{avg} 为个体的平均适应度; f_c 为被选中要进行交叉的 2 个个体中较大的 1 个。进行交叉时, 若个体的适应度较小, 小于平均适应度, 则直接赋值, 采用较大的交叉率; 若个体的适应度较大, 大于平均适应度时, 则进行计算得到交叉概率; $0 < k_3 < 1, 0 < k_4 < 1$, 并且 $k_4 > k_3$; f_m 为进行变异的个体的适应度。进行变异时, 若个体的适应度较小, 小于平均适应度, 则直接赋值, 采用较大的变异概率; 若个体的适应度较大, 大于平均适应度时, 则进行计算得到变异概率。

4 仿真研究

针对焦炉加热过程的复杂性, 将其划分为不同的工况, 在每种工况下, 分别根据控制的目标建立优化控制模型。考虑到控制方法的相似性, 本节主要通过某种工况下温度优化模型仿真实验验证该方法的有效性。

本文通过分析混合煤气加热方式下, 调节焦炉煤气流量时的 200 组现场历史数据, 以机侧火道温度作为输出, 得到焦炉火道温度与加热煤气流量之间数学模型的近似表达式如下:

$$y(k) = 229.6405 + 0.823368y(k-1) - 0.04163y(k-2) + 0.001017u(k-2) +$$

$$0.000639u(k-3)。$$

采用离线方式训练, 流程如图 3 所示。

式(8)中的参数 $k_1=0.7$, $k_2=0.9$; 式(9)中, $k_1=0.45$, $k_2=0.8$, 初始种群规模为 50。本文采用阶跃信号进行仿真, 结果如图 4 所示。可见, 本文所设计的遗传模糊优化控制模型能够根据系统目标函数寻优量化因子和比例因子, 调节时间短, 超调小; 而常规的模糊控

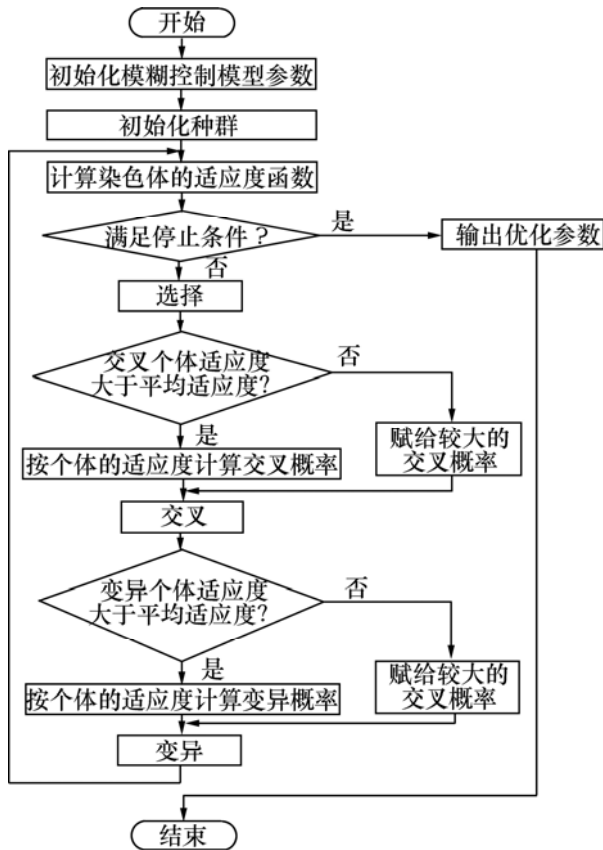


图 3 模糊优化控制流程图

Fig.3 Flow chart of fuzzy optimization

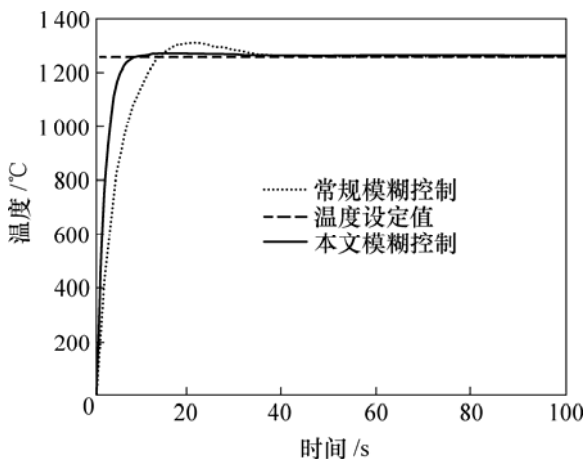


图 4 模糊优化控制方法仿真曲线

Fig.4 Simulation curves of fuzzy optimization algorithm

制的量化因子和比例因子通过经验得到, 调节时间长, 超调较大。

5 应用结果

本文所阐述的焦炉加热过程多工况智能优化控制方法已经得到有效应用, 图 5 所示为控制效果图。根据不同的工况, 分别根据现场的实际生产数据获取不同工况下对象的模型, 采用自适应遗传算法求取对应模型下模糊量化因子和比例因子参数, 并且保存至在线知识专家库中。当系统投入运行后, 根据荒煤气的方法判断当前的实时工况, 通过在线专家知识库, 选择该阶段对应的最优量化因子, 以保证系统的实时控制要求。

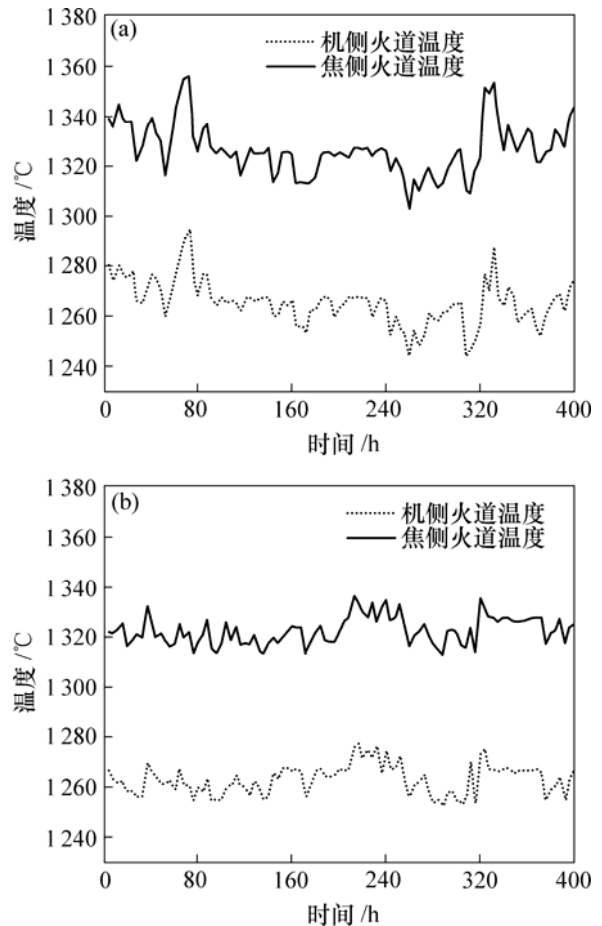
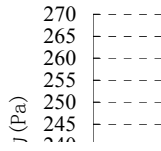


图 5 立火道温度优化控制结果

Fig.5 Results of flue temperature optimization control

未加温度优化控制时, 温度的波动比较大, 波动范围为 $-25\sim 25$ °C; 加入多工况智能优化控制之后, 所以立火道温度也比较平稳, 波动范围为 $-10\sim 10$ °C。经过一段时间的运行, 立火道温度的安定系数和平均系数都有大幅度提高。 M_{40} (抗碎强度)和 M_{10} (耐磨强度)



分别指用孔径 40 mm 和 10 mm 的筛子筛分焦炭, 粒级大于 40 mm 和小于 10 mm 焦炭的质量分数。较大的 M_{40} 和较小的 M_{10} 意味着高炉炼铁时有较好的透气性。在相似的配煤条件下, M_{40} 提高 1.33%, M_{10} 降低 1.14%, 焦炉的平均耗热量约降低 2.03%。从控制效果来看, 基于自适应遗传算法的模糊智能优化控制算法对该工况较强的适应能力, 稳定了火道温度, 实现了焦炉加热燃烧过程温度的优化控制。

6 结 论

a. 考虑到焦炉加热过程工况的多样性以及时滞特性的复杂性, 提出了一种包括协调层和优化控制层的两层模糊控制方法。

b. 将焦炉加热过程分为不同的工况, 降低对象时滞特性的复杂性, 通过对焦炉加热过程的工艺参数进行分析, 并采用多信息融合的二次决策方法, 根据荒煤气的温度识别焦炉加热的实时工况; 对数据进行分析, 使每种工况下的时滞特性相对简单; 根据不同的工况根据专家经验实时在线选择控制器的比例因子和量化因子。

c. 针对模糊控制模型中, 量化因子和比例因子在很大程度上影响模糊控制器的性能, 但是难以实现最优整定, 从而影响控制效果的问题, 采用一种基于自适应遗传算法的多目标模糊优化控制模型的设计方法, 以离线的方式对每种工况下的量化因子和比例因子进行寻优, 建立了模糊遗传优化控制模型。

参考文献:

[1] 吴宏博, 朱宏祥, 王新立, 等. 焦炉过程加热计算机控制的现状与发展[J]. 冶金自动化, 2000, 12(6): 6-10.
WU Hong-bo, ZHU Hong-xiang, WANG Xin-li, et al. Present state and development of computer control for coke oven battery heating process[J]. Metallurgical Industry Automation, 2000, 12(6): 6-10.

[2] GAO Jun-wei, YE Yang-dong, SHI Tian-yun, et al. Intelligent switching system methodology and its application in complex process control system[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Artificial Intelligence Systems. Geelong, 2002.

[3] 陈东, 温治, 霍芳, 等. 焦炉直行温度和火落时间双反馈控制策略[J]. 燃料与化工, 2003, 24(4): 182-185.
CHEN Dong, WEN Zhi, HUO Fang, et al. Deal-feedback control strategy for coke oven longitudinal temperature and coking end time[J]. Fuel and Chemical Process, 2003, 24(4): 182-185.

[4] 严文福, 郑明东, 宁芳青, 等. 焦炉加热优化串级调控数学模型的研究与应用[J]. 安徽工业大学学报, 2003, 20(4): 299-302.
YAN Wen-fu, ZHENG Ming-dong, NING Fang-qing, et al.

Study and application on the mathematical model that used in the optimized and series control for heating control of coke ovens[J]. Journal of Anhui University of Technology, 2003, 20(4): 299-302.

[5] 高宪文, 刘浩, 赵亚平. 模糊复合控制方法在焦炉控制系统中的应用研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 434-438.
GAO Xian-wen, LIU Hao, ZHAO Ya-ping. Application and research of the fuzzy compound control method in coke oven control system[J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 434-438.

[6] 高宪文, 张昊, 蔡晓燕. 智能控制方法在焦炉控制中的应用[J]. 控制与决策, 2005, 20(8): 909-912.
GAO Xian-wen, ZHANG Hao, CAI Xiao-yan. Application of the intelligent control method to coke ovens[J]. Control and Decision, 2005, 20(8): 909-912.

[7] Vieira J, Mota A. Smith predictor based neural fuzzy controller applied in a water gas heater that presents a large time-delay and load disturbances[C]//Proceedings of IEEE Conference on Control Applications. Istanbul, 2003: 362-367.

[8] WANG Shi-hua, XU Bu-gong, WANG Qing-yang, et al. Modified smith predictor and controller for time-delay process with uncertainty[C]//Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian, 2006.

[9] 蒋铁铮, 陈陈, 艾芊. 汽轮发电机主气门开度的非线性最优预测控制[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(3): 358-462.
JIANG Tie-zheng, CHEN Chen, AI Qian. Nonlinear optimal predictive controller for main steam valve of turbine generator[J]. Control Theory and Application, 2006, 23(3): 358-462.

[10] Stratos I, Nikos T, Kimon V. Fuzzy supervisory control of manufacturing systems[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(3): 379-389.

[11] Cao Y Y, Frank P M. Analysis and synthesis of nonlinear time-delay systems via fuzzy control approach[J]. IEEE Transactions on fuzzy systems, 2000, 8(2): 200-211.

[12] Potts J C, Terri D G, Sarga B Y. The development and evolution of an improved genetic algorithm based on migration an artificial selection[J]. IEEE Rransaction on SMC, 1994, 24(1): 73-86.

[13] Rudolph G. Asymptotic convergence rates of simple evolutionary algorithms with cauchy mutations[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1998, 1(4): 249-258.

[14] 何琳, 王科俊, 李国斌, 等. 最优保留遗传算法及其收敛性分析[J]. 控制与决策, 2000, 15(1): 63-66.
HE Lin, WANG Ke-jun, LI Guo-bin, et al. Elitist preserved genetic algorithm and its convergence analysis[J]. Control and Decision, 2000, 15(1): 63-66.

[15] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm[J]. IEEE Trans Systems Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.

[16] 阳春华, 杨旭坤, 王雅琳, 等. 一种用于氧化铝生料浆优化调配的改进遗传算法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2006, 37(8): 775-779.
YANG Chun-hua, YANG Xu-kun, WANG Ya-lin, et al. An improved genetic algorithm for raw slurry optimal arrangement in alumina process[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2006, 37(8): 775-779.