

基于灰色蚁群组合预测的生物质气化炉双闭环控制^{*}

刘 辉¹ 庞佑霞² 唐 勇² 梁 亮²

(1. 长沙学院电子与通信工程系, 长沙 410003; 2. 长沙学院机电工程系, 长沙 410003)

【摘要】 针对生物质气化炉处理过程中存在非线性、大时滞性、不稳定性和负荷干扰特点,提出了一种基于灰色蚁群组合预测双闭环控制算法。首先采用灰色算法建立气化炉温度预测模型,然后考虑可能的扰动,引入蚁群算法对灰色模型进行优化,在此基础上对炉温进行控制;最后引入基于变论域模糊控制算法,利用模糊规则对气化炉一次风量进行控制,在保证炉温稳定的情况下,降低可燃气体含氧量。仿真和现场运行结果表明了方法的有效性和先进性。

关键词: 气化炉 灰色预测 蚁群算法 组合预测 变论域模糊控制 双闭环控制系统

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)01-0094-07

Double-loop Intelligent Control Based on Gray Ant Combination Prediction Algorithm for Biomass Gasifies

Liu Hui¹ Pang Youxia² Tang Yong² Liang Liang²

(1. Department of Electronics and Communication Engineering, Changsha University, Changsha 410003, China)

2. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Changsha University, Changsha 410003, China)

Abstract

The process of biomass gasify has the characteristics of nonlinear, large delay and strong load disturbance. For these features, a double-loop intelligent control based on gray ant combination prediction algorithm was presented. Firstly, the gray prediction algorithm was used to establish temperature model of gasifies. Secondly, considering possible disturbance, the ant algorithm was introduced to optimize the gray temperature model. The temperature sub-control system was based on the optimized gray temperature model. Finally, the variable universe fuzzy control algorithm was used in the oxygen content sub-control system. The gasify-air was controlled by the fuzzy rules in order to stabilize the temperature of gasifies, and reduce the oxygen content of the combustible gases. The validity and superiority was showed in the results of simulation and work site.

Key words Gasifies, Grey prediction, Ant colony algorithm, Combination prediction, Variable universe fuzzy control, Double-loop control system

引言

目前采用气化技术将植物燃料的碳与游离氧、结合氧进行热化学反应^[1~2],生成可燃气体,是利用生物质能的重要手段,具有较高的经济效益和环境效益。

在我国,生物质气化技术起步较晚,还处于简单

的控制阶段,致使气化过程中炉温波动大、可燃气体成分不稳定,限制了生物质能的推广使用,亟需一种先进的控制算法提高气化的产量和质量。然而气化炉的燃料来源众多,物理、化学特性差异大,且受一次风量、燃料含水率等诸多因素影响,炉温和可燃气体含氧量又具有非线性、大时滞、强扰动的特点^[3],这使得一般控制系统难以达到预期的效果。

如何预测炉温及其变化,既是控制要点,也是控制的难点。传统的预测方法主要有:回归分析法、神经网络、支持向量机等。但单一预测模型难以综合考虑炉温的影响因素,不能准确描述温度变化趋势,在实际应用中存在较大的风险。组合预测方法能够综合多种预测模型的优点,对已知信息进行深度挖掘,从而降低炉温预测风险,提高控制精度。目前组合预测方法有最优权系数法、回归组合法等,对于气化炉预测控制而言,传统组合预测方法过于依赖权重选择,且缺乏非线性组合能力。智能组合预测弥补了传统方法的不足,能够非线性地拟合各种方法的预测结果,适合生物质气化炉温度和可燃气体含氧量的控制问题。

本文针对生物质气化炉的工艺要求,提出一种基于灰色蚁群组合预测双闭环智能控制算法。

1 工艺分析及控制结构

1.1 工艺原理

目前我国使用较多的固定床气化炉结构如图 1 所示。生物质燃料经炉体顶部加料口投入固定床气化炉;炉体底部引风机输出抽力,使气体在炉内流动;炉体中部鼓风机向氧化层输入一次风,为生物质燃料的充分氧化提供充足氧气。燃料在炉内按照干燥、热解、氧化、还原 4 个阶段逐步进行气化反应。

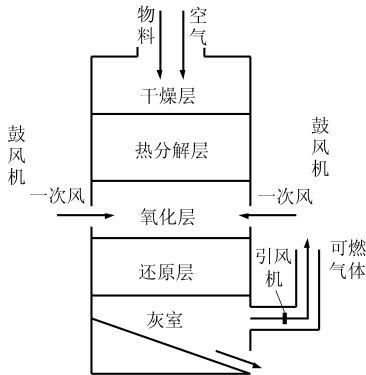


图 1 固定床气化炉原理图

Fig. 1 Principle diagram of fixed bed gasification

生物质气化炉的控制目标是在提高生物质能转换效率的同时,提升可燃气体的品质。气化炉转换效率主要取决于炉温,而可燃气体品质主要反映在其含氧量。如何稳定炉内温度在最佳区间,降低可燃气体的含氧量,是生物质气化炉控制系统需解决的主要问题。

本文以秸秆作为生物质原料,以下流式固定床气化炉作为研究对象。秸秆具有较好的透气透热性,氧化层的氧化反应释放的热量,将一次风引入的空气加热,由热空气逐层传递至炉顶。当炉顶温度

较高时,表明氧化反应较为充分,各层次温度也处于较高的水平;反之,说明炉内氧化反应并不充分。因此,炉顶温度能够表征热量传递状况和气化炉各层的温度状态。以本文列举情况为例,当炉顶温度处于 300℃ 时,其他各层均能达到较佳的温度区间。因此气化炉温度控制目标是炉顶温度稳定在 300℃ 附近。

1.2 控制结构

采用双闭环控制结构,如图 2 所示,分别对生物质燃料与一次风投放量进行控制,达到稳定气化炉炉顶温度和降低出口处可燃气体含氧量的目的。

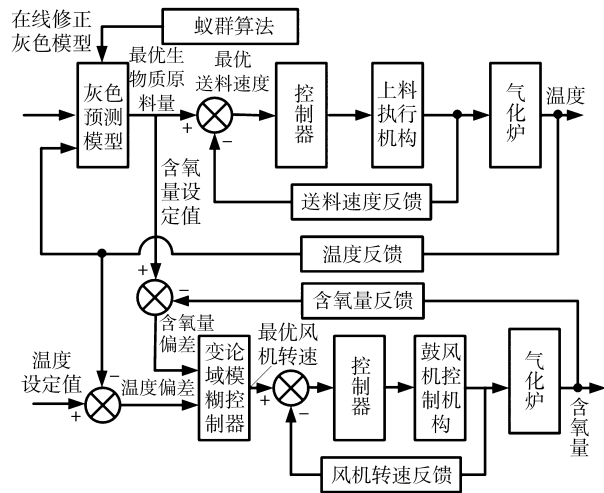


图 2 双闭环控制系统框图

Fig. 2 Block diagram of double closed loop control system

(1) 温度控制

温度控制采用双闭环控制结构,主控制器采用蚁群算法和灰色预测相结合预测方法,利用前者建立温度灰色预测模型;为抑制一次风量、燃料分布、燃料含水率等干扰因素,利用蚁群算法对灰色预测算法的参数进行实时调节,实现在线修正模型,提高预测精度。主控制器同时根据温度预测结果,计算生物质燃料添加量;辅控制器根据该添加量,对上料机构的送料速度进行跟随控制,达到精确上料、稳定炉温的目的。

(2) 可燃气体的含氧量控制

以一次风进风量作为主要调节手段,以稳定炉顶温度、降低可燃气体含氧量为目的。一次风在影响可燃气体含氧量的同时,也影响着气化炉温度。因此引入温度和含氧量 2 个反馈,主控制器采用变论域模糊控制,根据含氧量偏差以及炉温偏差,推算最优鼓风机转速;辅控制器根据该转速,对鼓风机速度进行跟随控制。由于一次风对炉温的影响最为直接,通过设计模糊规则,可弥补温度控制的滞后性,在稳定炉温的同时,降低可燃气体含氧量。

2 改进的灰色预测模型

炉温控制是保证生物质气化炉高效、稳定运行的基础,炉温预测是决定控制效果的关键因素。灰色预测能够有效地对炉顶温度这一弱随机对象进行分析,形成规律性较强的数据序列,对将来时刻炉顶温度进行预测。然而传统的灰色预测算法GM(1,1)受到背景值选的局限^[4-5],预测误差较大。因此引入参数 β ,将GM(1,1)模型推广为GM(1,1, β)模型,通过蚁群算法对该模型的背景值等关键参数优化,提高预测精度。

2.1 灰色模型 GM(1,1, β)的建立

GM(1,1, β)是在GM(1,1)的基础上推广而来。GM(1,1)模型是对炉顶历史温度原始序列做一次累加生成(简称1-AGO),使序列呈一定规律性,建立一阶线性微分方程,求得拟和曲线,具体实现如下:

设采集到的气化炉炉顶温度时间序列为

$$x^{(0)}(t) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

对该序列进行1-AGO生成操作,得到气化炉炉顶温度一次累加生成序列为

$$x^{(1)}(t) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (2)$$

式中
$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (k=1, 2, \dots, n)$$

根据式(2)所示序列建立一阶单变量线性灰色微分方程,该方程的白化微分形式为

$$dx^{(1)}/dt + ax^{(1)} = u \quad (3)$$

式中, a 表示灰系数, u 表示灰作用量,分别反映序列 $x^{(0)}$ 的增长速度和数据变化的关系。

对于传统法的GM(1,1)方法,式(3)中背景值 $\hat{x}^{(1)}$ 选取为

$$\hat{x}^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(0)}(k+1) \quad (4)$$

式中 $x^{(0)}(k+1)$ ——灰导数

用最小二乘法求参数 a 和 u ,可得到

$$\hat{A} = [\hat{a}, \hat{u}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (5)$$

其中
$$B = \begin{bmatrix} -(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2))/2 & 1 \\ -(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3))/2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n))/2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

式中 $\hat{a}, \hat{u}$ ——常数 a 和 u 的估计值

将估计值 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 代入式(3)中,并进行累减还原得到原数列的气化炉炉顶温度预测模型

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (e^{-a} - 1) \left[x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}} \right] e^{-\hat{a}k} \quad (k=0, 1, \dots) \quad (6)$$

在GM(1,1)模型建立过程中,背景值采用式(4)进行选取,人为将灰色微分方程初始条件假设为 $\hat{x}^{(1)}(1) = x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$,使拟合曲线必然通过坐标平面上点 $(1, x^{(0)}(1))$,因此对实际炉顶温度预测精度不高。为此在背景值算式中引入参数 β

$$\hat{x}^{(1)}(k) = \beta x^{(1)}(k) + (1 - \beta)x^{(1)}(k+1) \quad (0 \leq \beta \leq 1) \quad (7)$$

将GM(1,1)模型推广为GM(1,1, β)模型。根据式(7)可知, $\beta = 1/a - 1/(e^a - 1)$ 。 $a > 0$ 时, $\beta > 0.5$;当 $|a|$ 较大时, β 与0.5偏离较大。因此不考虑 a 的大小而简单的取 $\beta = 0.5$ 将导致GM(1,1)模型在 $|a|$ 较大时,预测失准,再次验证了前述分析。

将新的背景值取值(式(7))代入式(5),求解参数便可得改进的灰色预测模型。

2.2 蚁群算法改进算法

改进后的灰色预测模型GM(1,1, β),修正了GM(1,1)的不足,而如何选取 β 成为气化炉炉顶温度预测的关键问题;另外,由于GM(1,1)模型采用最小二乘法求得的 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 往往会存在残差,影响最终的预测效果,因此需要对 $\beta, \hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 3个参数进行选取和修正。

有学者采用遗传算法对灰色预测模型进行修正^[6-7],但是遗传算法搜索范围较小,容易陷入局部最优解,对气化炉炉顶温度控制这类实时性需求较强,样本数据较少的对象,效果并不好。另一些学者提出了基于PSO算法的灰色预测模型修正的方法^[8-9],但常规PSO算法在优化时有其自身缺陷,特别在解决被优化参数相互关联的优化问题时优化效率明显减弱。

同遗传算法和PSO相比,蚁群算法具有算法简单、易实现、计算效率高的优点^[10]。在陷入局部最优问题上,有一定改善,因此采用蚁群算法对生物质气化炉灰色预测模型的3个参数进行修正。

与行程最短路径问题不同,用于灰色模型参数修正的蚁群算法所搜索出的最终路径代表函数的极值, $\beta, \hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 的取值在蚁群系统中由节点值体现。本文将从以下几方面进行阐述。

2.2.1 编码表示集合划分

常用的编码方式有实数编码和二进制编码,与二进制编码相比,实数编码具有长度短,编码方式简洁自然的优点,因此本文采用实数编码方式。以 $\beta, \hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 作为蚁群算法的待优化变量,分别采用8位十进制数表示,其编码为

$$D = (\beta, \hat{a}, \hat{u}) \tag{8}$$

为了确定灰色预测模型 GM(1,1,β) 参数 β、 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 的取值,给定搜索空间为 $[D_{\min}, D_{\max}]$

$$D_{\min} = (\beta_{\min}, \hat{a}_{\min}, \hat{u}_{\min}) \tag{9}$$

$$D_{\max} = (\beta_{\max}, \hat{a}_{\max}, \hat{u}_{\max}) \tag{10}$$

式中, $\beta_{\min}, \hat{a}_{\min}, \hat{u}_{\min}, \beta_{\max}, \hat{a}_{\max}, \hat{u}_{\max}$ 是灰色预测模型 GM(1,1,β) 的取值范围。

将 D 的 24 个实数位每一位的取值范围作为蚁群算法的一个搜索集合 $I_i (i=0,1,\cdots,9)$, 因此每个集合 I_i 的元素 j 具有 0~9 的 10 种取值。整个搜索空间可认为是一个具有 24 行 10 列的平面结构。

2.2.2 目标函数建立

目标函数选取的原则是:预测模型输出的生物质气化炉炉顶温度应与实际的温度检测值偏差最小。因此,性能指标为

$$F_{\text{exact}} = |J_s(u) - J| \tag{11}$$

式中 $J_s(u)$ ——灰色预测模型 GM(1,1,β) 拟合的炉顶温度预测值

J——实际的温度检测值

2.2.3 路径选择策略的选择

蚁群算法路径选择策略决定了蚁群算法的搜索范围和优化能力,采用概率转移公式作为选择下一步移动目标的策略,如

$$s = \begin{cases} \max_{u \in a_k} \{ \tau_{iu}^{k_1}(t) \eta_{iu}^{k_2} \} & (q \leq Q_0) \\ S & (q > Q_0) \end{cases} \tag{12}$$

式中 a_k ——t 时刻蚂蚁下一步移动所允许选择的移动节点集合

$\tau_{iu}(t)$ ——t 时刻的信息素浓度

η_{iu} ——启发信息,取目标函数的倒数

k_1 ——信息素浓度权重

k_2 ——启发信息权重,取 $k_1 = k_2 = 0.5$

q——均匀分布在 $[0,1]$ 区间上的随机数

Q_0 ——常量, $0 \leq Q_0 \leq 1$

当 $q > Q_0$ 时, S 从 a_k 进行选取,如

$$S = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^{k_1} [\eta_{ij}]^{k_2}}{\sum_{u \in a_k} [\tau_{iu}]^{k_1} [\eta_{iu}]^{k_2}} & (j \in a_k) \\ 0 & \end{cases} \tag{13}$$

2.2.4 局部信息素更新和挥发规则

当所有蚂蚁在集合中均选择某一节点后,该节点的信息素应按一定策略进行调节,使蚂蚁对该次选择的路径吸引力越来越小,从而达到使最优路径上信息素浓度最大的目的。信息素的局部更新和挥发操作计算式为

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho_1)\tau_{ij}(t) + \rho_1\Delta\tau_{ij}(t) & (0 < \rho_1 < 1) \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \frac{Q_1}{L_j^k} \end{cases} \tag{14}$$

其中 $L_j^k = \max |F_{\text{exact}}|$

式中 ρ_1 ——局部信息挥发参数

$\Delta\tau_{ij}(t)$ ——局部更新值

Q_1 ——常数,用于调节信息素的挥发速度

L_j^k ——第 k 只蚂蚁所走路径对应的预测值与实际值之间的最大误差

2.2.5 全局信息素规则

当蚂蚁达到目的地后,应按一定策略对各个节点的信息素进行调节。信息素的局部更新和挥发操作计算式为

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho_2)\tau_{ij}(t) + \rho_2\Delta\tau'_{ij}(t) & (0 < \rho_2 < 1) \\ \Delta\tau'_{ij}(t) = \frac{Q_2}{L_i} \\ L_i = \sum L_j \end{cases} \tag{15}$$

式中 ρ_2 ——全局信息挥发参数

$\Delta\tau'_{ij}(t)$ ——全局更新值

Q_2 ——常数,用于调节信息素的挥发速度

L_i ——本次循环中经过节点 (i,j) 的蚂蚁,对应的 GM(1,1,β) 最大误差之和

2.2.6 基于蚁群算法参数优化的实现

(1) 算法初始化,设定蚂蚁数为 m。并给每只蚂蚁 k (1 ≤ k ≤ m) 分配具有 24 个存储区的一维数组 Pathk,分别存储第 k 只蚂蚁在 24 个集合中的取值,即第 k 只蚂蚁的爬行路径。令循环次数 t = 0,设定最大循环次数 $N_{\max}$,初始时刻各节点上信息激素的浓度 $\tau_0(i,j)$,其中 $0 < i < 25, 0 < j < 10$ 。令 $\tau(i,j) = 0$,将全部蚂蚁置于蚁巢(即起始点 i = 1)。

(2) 对于每一只蚂蚁,由当前所在的位置 (i,j),按照式 (13) 所示路径选择规则,依次选择下一个节点 (i',j'),其中 $i' = i + 1$ 。

(3) 当蚂蚁选择了下一个节点后,按照式 (14) 根据当前时间 t 对节点 (i,j) 进行信息素的本地挥发和更新,以保证节点信息素真正起到挥发的作用。

(4) 置 $i = i', j = j'$ 。若 $i \leq 24$,转到步骤 (2)。否则,继续进行步骤 (5)。

(5) 根据蚂蚁 k 所经路径,即数组 Pathk,计算路径对应的 GM(1,1,β) 的 β、 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$,由式 (13) 计算目标函数,记录最优路径。

(6) 按式 (15) 所示方法,根据当前时间 t 对各个节点 (i,j) 进行全局更新。

(7)将 $Path_k$ 中的所有元素清零,并判断是否达到最大迭代次数 $N_{\max}$,或整个蚂蚁已收敛到走同一条路径。若满足条件,输出最优路径及其对应的灰色预测模型 $GM(1,1,\beta)$ 的参数 β 、 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$,否则再次将全部蚂蚁置于起始点 ($i=1$),并转到步骤(2)。

3 变论域模糊控制器设计

在生产过程中,一次风对温度和可燃气体含氧量的影响无法用数学模型描述,因此基于精确数学模型的经典控制律难以实施。模糊控制不需要对象模型,可以综合专家经验知识,在稳定温度和降低含氧量这对矛盾之间给出相对较优的控制率,同时由于对输入和输出量进行了模糊化,降低了气化炉结构、密闭性等因素对控制效果的影响,具有较好的动态性能和鲁棒性,对滞后系统控制效果十分明显。

模糊控制器本质上是插值器,插值精度与模糊规则的数量密切相关,提高精度,必须以扩大规模为代价。导致模糊控制的控制精度具有一定的局限性^[11]。

变论域模糊控制器在规则不变的前提下,论域随着误差变小而收缩并随着误差增大而扩展,从一定层面上解决了控制精度和控制复杂度的矛盾。当控制器输入偏差逐渐减小,难以实现更为精确的控制时,将模糊控制器输入论域压缩 a 倍 ($0 < a \leq 1$),使输入论域的划分变得更细^[12],相当于增加了控制规则,从而提高可燃气体含氧量控制精度。

3.1 模糊控制器

模糊控制器的输入是炉温设定值与检测值的偏差以及烟气含氧量设定值与检测值的偏差,输出是一次风鼓风机的转速。炉温设定值与检测值的偏差 E_1 具体划分为 7 级: {NB(负大),NM(负中),NS(负小),ZO(适中),PS(正小),PM(正中),PB(正大)},其论域为 $[-8,8]$ 。可燃气体含氧量设定值与检测值的偏差 E_2 划分为 5 级: {NB(负大),NM(负中),ZO(适中),PM(正中),PB(正大)},其论域为 $[-6,6]$ 。一次风鼓风机的转速 U 划分为 7 级: {NB(快速增加),NM(中速增加),NS(微量增加),ZO(保持),PS(微量降低),PM(中速降低),PB(快速降低)},其论域为 $[-7,7]$ 。模糊控制器按照下列内容和原则进行设计。

(1)隶属函数

隶属函数既要考虑尽快消除偏差又要考虑防止超调。当偏差较高时,控制量的选择应以尽快消除偏差为主;而当偏差较小时,输出应以系统的稳定性为主,注意防止超调。因此, E_1 、 E_2 、 U 的隶属函数都采用三角形隶属函数。

(2)模糊控制规则

根据气化炉专家控制经验,按照保证炉温稳定条件下尽可能降低可燃气体的含氧量的原则,总结出模糊控制规则,如表 1 所示。

表 1 模糊控制规则表

Tab.1 Fuzzy control rules table

E_1	E_2				
	NB	NM	ZO	PM	PB
NB	PB	PB	PM	PM	ZO
NM	PB	PM	PS	PS	ZO
NS	PM	PS	PS	ZO	NS
ZO	PS	PS	ZO	NS	NS
PS	PS	ZO	NS	NS	NM
PM	ZO	NS	NS	NM	NB
PB	NS	NM	NM	NB	NB

(3)模糊控制器参数

根据现场调试经验,温度偏差的论域 E_1 为 $[-8,8]$,则 e_1 到 E_1 的映射为

$$E_1 = 8 \frac{e_1 - \frac{e_{1L} - e_{1H}}{2}}{\frac{e_{1L} - e_{1H}}{2}} \tag{16}$$

式中 e_{1L} 、 e_{1H} ——一次风最小和最大设定值

可燃气体含氧量偏差的论域 E_2 为 $[-6,6]$,则 e_2 到 E_2 的映射为

$$E_2 = 6 \frac{e_2 - \frac{e_{2L} - e_{2H}}{2}}{\frac{e_{2L} - e_{2H}}{2}} \tag{17}$$

式中 e_{2L} 、 e_{2H} ——含氧量反馈最小值和最大值

(4)模糊推理、解模糊并计算模糊控制查询表

在模糊控制器的设计中,建立的模糊规则必须经过模糊推理才能决策出控制变量,本文采用基于加权平均法的 Mamdani 推理。

3.2 变论域参数设计

变论域模糊控制器是在基于规则的模糊控制器的基础上引入伸缩因子。设 α_1 、 α_2 、 γ 分别是输入和输出论域的伸缩因子,则变换后的论域为

$$\begin{cases} E(e_1) = [-8\alpha_1(e_1), 8\alpha_1(e_1)] \\ E(e_2) = [-6\alpha_2(e_2), 6\alpha_2(e_2)] \\ U(e_1, e_2) = [-7\gamma(e_1, e_2), -7\gamma(e_1, e_2)] \end{cases} \tag{18}$$

设常规的模糊输出为 F_{cflg} ,则变论域控制器输出为

$$F_{vflg}(e_1, e_2) = \beta(e_1, e_2) F_{cflg}(e_1/\alpha_1(e_1), e_2/\alpha_2(e_2)) \tag{19}$$

论域伸缩因子有多种实现方法,为保证系统的稳定性,采用积分调节法,同时为不改变推理结果的符号,本文对输出变论域因子 γ 采用求绝对值运算,实现方法为

$$\begin{cases} \alpha_1(e_1) = 1 - \lambda \exp(-k_0 e_1^2) \\ \alpha_2(e_1) = 1 - \lambda \exp(-k_0 e_2^2) \\ \gamma(t) = \left| K \int_0^1 (p_1 e_1(\tau) + p_2 e_2(\tau)) d\tau + \beta(0) \right| \end{cases} \quad (\lambda \in (0,1), k_0 > 0) \quad (20)$$

式中 k_0 ——灵敏因子,可根据需要调节
 K ——正的比例因子
 p_1, p_2 ——Lyapunov 方程对称正定矩阵解的最后一列,可离线计算
 λ ——(0,1)区间的常量,对伸缩幅度起调节作用

为了在输入变量较小时才进行论域压缩,温度偏差 E_1 和可燃气体含氧量偏差 E_2 的伸缩因子修正公式为(仅对零点附近的模糊子集 ZO 采用论域压缩)

$$\alpha_1(e) = \begin{cases} 1 - \lambda \exp(-k_0 e_1^2) & (\lambda \in (0,1), k_0 > 0, |e_{\text{set}} - e_2| < \theta) \\ 1 & (\lambda \in (0,1), k_0 > 0, |e_{\text{set}} - e_2| \geq \theta) \end{cases} \quad (21)$$

$$\alpha_2(e) = \begin{cases} 1 - \lambda \exp(-k_0 e_2^2) & (\lambda \in (0,1), k_0 > 0, |e_{\text{set}} - e_2| < \theta) \\ 1 & (\lambda \in (0,1), k_0 > 0, |e_{\text{set}} - e_2| \geq \theta) \end{cases} \quad (22)$$

式中 e_{set} ——偏差区间设定值
初值 $\gamma(0)$ 作为一个设计参数根据实际情况调整,本文取 $\gamma(0) = 1$ 。结合式 (20) ~ (22) 中对输出变论域因子的描述,可得模糊控制器的控制律为

$$u(t) = \left| K_f \int_0^1 (p_1 e(\tau) + p_2 ec(\tau)) d\tau + \gamma(0) \right| UF_{\text{cflg}} \quad (23)$$

式中 K_f ——积分因子

4 仿真与试验

4.1 仿真

以某厂生物质气化炉现场采集到的 1 000 组炉顶温度数据作为训练样本,同时采集相同条件下与样本数据时间相近的 500 组数据作为试验样本。采用基于灰色蚁群的组合预测算法对样本数据进行学习,建立预测模型,对试验样本进行拟合。其中蚂蚁数 m 取 20,最大迭代次数 N_{max} 取 25,局部信息素挥发速度 ρ_1 和全局信息素挥发速度 ρ_2 均取 0.5。为验证本文方法,采用单纯的灰色预测算法 GM(1,1)

对相同的样本和试验数据进行学习和拟合。结果如图 3 所示。

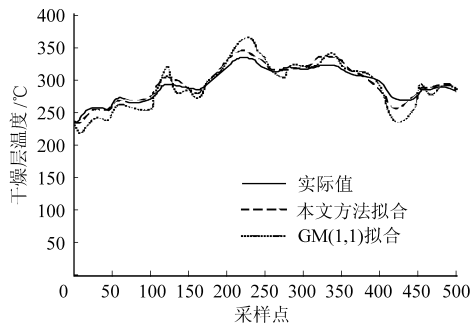


图 3 仿真结果

Fig. 3 Map of the simulation results

从图 3 两种方法的拟合结果中可以看出,单纯的 GM(1,1) 灰色预测方法由于采用固定的背景值,预测值误差较大,平均误差在 12% 左右。而利用蚁群算法优化的推广算法 GM(1,1, β),能够根据实际情况调节背景值,同时对 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 参数的残差进行修正,使得最终拟合曲线与实际采样值的平均误差为 4.3%,且能良好地跟踪实际温度的相位变化,为气化炉温度控制和可燃气体含氧量控制奠定了良好基础。

4.2 应用试验

在某厂生物质气化炉现场,采用两台 ARX1500 含氧量检测探头对气化炉出口的可燃气体温度进行检测,同时利用 4 台 Pt100 型温度传感器,形成“十字”型排列,采集炉顶温度。选用 SLCS/OS 作为现场操作级控制设备,采用 ROCKWELL 公司的组态软件进行上位机人机画面设计。该软件借助 DDE、ActiveX 和 ODBC 兼容技术等,保证了用户与现场数据能够容易同其他应用软件实现集成。并通过 OPC 通信与下位机相连,实现了炉顶温度实时读取和可燃气体含氧量的采集、处理、表示和操作控制。采用 VC++ 编制基于灰色蚁群混合预测的智能控制算法,每 15 min 更新一次预测模型参数,在上位机实施控制策略,分别对燃料投放量和一次风机转速进行调节。将该控制系统应用于生物质气化炉生产现场,炉温度基本稳定在设定值的 $\pm 15^\circ\text{C}$,整个生物质气化炉在自动调节过程中,实现了稳定控制,确保了产品品质稳定。

采用本文控制策略控制系统投入生产后,记录了 2010 年 12 月、2011 年 1 月、2011 年 2 月 3 个月的平均温度误差、可燃气体含氧量、燃气含量、产量 4 项生产指标,同 2009 年 12 月、2010 年 1 月、2010 年 2 月 3 个月未采用本文控制方法条件下的相同指标进行了对比,结果如表 2 所示。

表 2 生产参数指标对比

Tab. 2 Production parameters comparison

	平均温度 误差/℃	可燃气体 含氧量/%	燃气含量 (CO,H ₂)/%	产量 /m ³
原有控制策略	±32	1.1~1.3	34.1	16 582.5
本文控制策略	±15	0.9	41.7	20 534.8

从表 2 中可以看出,在相同的气候、环境条件下,采用本文控制策略后气化炉炉顶温度基本稳定在设定值附近,平均误差为 ±15℃;可燃气体含氧量从原先的 1.1%~1.3%,下降到现在的 0.9%,远远好于之前的控制策略;可燃气体中燃气含量由原先的 34.1% 提高到 41.7%,热值得到较大的提升,这是由于含氧量下降的同时,氮气等由一次风引入的不可燃气体成分也相应下降所致;同时由于炉内温度较为稳定,且本文算法能够有效保证生物质气化

炉氧化反应充分,浪费较小,因此在投入相同生物质原料进行生产的条件下,采用本文控制策略的气化炉可燃气体产量明显提升。从现场运行过程的监控上看,整个生物质气化炉在自动调节过程中,实现了稳定控制,提高了生物质气化炉的生产质量,也确保了其运行的稳定性。

5 结束语

针对生物质气化炉处理过程中存在的非线性、大时滞性、不稳定性和负荷干扰特点,提出了一种基于灰色蚁群组合预测双闭环控制算法。对炉温控制采用灰色算法建立气化炉温度预测模型加蚁群算法对灰色模型优化的方法,能够有效地对炉温及其变化进行预测;对可燃气体含氧量采用基于变论域模糊控制的算法。实际运行结果表明,大大提升了生物质气化的产量和品质。

参 考 文 献

1 吴创之,周肇秋,阴秀丽,等. 我国生物质能源发展现状与思考[J]. 农业机械学报,2009,40(1):91~99.
Wu Chuangzhi, Zhou Zhaoqiu, Yin Xiuli, et al. Current status of biomass energy development in China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(1):91~99. (in Chinese)

2 王中贤,张红,陈兴元,等. 热管生物质气化炉的模拟与试验[J]. 江苏大学学报:自然科学版,2008,29(6):512~515.
Wang Zhongxian,Zhang Hong,Chen Xingyuan. Numerical simulation and experimental study on a heat pipe biomass gasifier [J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2008,29(6):512~515. (in Chinese)

3 李鹏,王维新,吴杰,等. 生物质气化及气化炉的研究进展[J]. 新疆农机化,2007,10(3):46~48.
Li Peng, Wang Weixin, Wu Jie, et al. Progress of gasifier biomass [J]. Xinjiang Agricultural Mechanization, 2007,10(3):46~48. (in Chinese)

4 Lian R J, Lin B F, Huang J H. A grey prediction fuzzy controller for constant cutting force in turning [J]. International Journal of Machine Tool and Manufacture, 2005,45(9):1 047~1 056.

5 Mu Rui, Zhang Jiatai. Research of hierarchy synthetic evaluation based on grey relational analysis [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2008,28(10):91~96.

6 Lewin D R, Parag A. A constrained genetic algorithm for decentralized control system structure selection and optimization[J]. Automatica, 2003,39(10):1 801~1 807.

7 Pan Meiqin, He Guoping. A hybrid genetic algorithm of function optimization based on conjugate gradient algorithm [J]. Journal of Shandong Univ. of Sci. and Technol.: Nat. Sci., 2000,19(4):10~13.

8 Schutte J, Reinbolt J, Fregly B. Parallel global optimization with the particle swarm optimization algorithm [J]. International Journal of Numerical Methods in Engineering, 2004,61(13):2 296~2 315.

9 林卫星,张惠娣,刘士荣,等. 应用粒子群优化算法辨识 Hammerstein 模型[J]. 仪器仪表学报,2006,27(1):75~79.
Lin Weixing, Zhang Huidi, Liu Shirong. The Hammerstein model identification based on PSO [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006,27(1):75~79. (in Chinese)

10 高尚,钟娟,莫述军. 连续优化问题的蚁群算法研究[J]. 微机发展,2003,13(1):21~22.
Gao Shang, Zhong Juan, Mo Shujun. Research on ant colony algorithm for continuous optimization problem [J]. Microcomputer Development, 2003,13(1):21~22. (in Chinese)

11 Cheng Chibin. Fuzzy process control: construction of control charts with fuzzy numbers[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005,154(2):287~303.

12 Mann G, Gosine R G. Three-dimensional min-max-gravity based fuzzy PID inference analysis and tuning [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005,156(2):300~323.