

# 生物质气化炉智能控制系统

罗伟

(湖南铁道职业技术学院, 湖南株洲412001)

## 摘要：

针对生物质气化过程具有的非线性、不稳定性、大时滞和强干扰等特点，提出了一种生物质气化炉的智能控制方法，包括温度控制环和可燃气体含氧量控制环的生物质气化炉双闭环智能集成控制方法。温度控制环采用主、副控制结构：主控制器采用基于BP神经网络模型，建立温度的BP神经网络模型；副控制器根据温度预测结果实现跟随控制。可燃气体含氧量控制环引入温度和含氧量两个反馈，主控制器采用模糊免疫PID控制，推算最优鼓风机转速；副控制器实现对鼓风机速度进行跟随控制。仿真结果表明了该方法的有效性和优越性。

## 0引言

我国生物质能资源（如稻壳、秸秆、薪柴）十分丰富，但这些资源硅含量高，不易被细菌分解，且堆积密度小，废弃后将破坏环境。生物质能的综合利用不仅能降低污染、净化环境，而且还能回收资源和能源，创造经济效益，符合国家节能减排、废弃物资源化利用及可持续发展的基本国策。生物质发电不但减少了直接焚烧对环境造成的危害、减少了温室气体和有害气体排放，而且对带动新农村建设无疑将起到重要的促进作用。从某种意义上说，生物能源是解决地球能源危机、实现能源可持续发展和改善生态环境的唯一出路。在我国推广实施生物质燃料发电技术，将对节能减排起到重要的促进作用。

生物质气化炉外形与传统的煤球炉相比，其特别之处是多了一根长管子，原理是以茅草、秸秆、树叶、废菌棒等农业生产和自然生长的可再生资源 and 农业有机废弃物为原料，在缺氧、高温条件下，通过发生热化学反应将原料热裂解生成可燃性混合气体并产生热量。这些能量可直接用于农民朋友生产、生活之中，为农民生活提供极大的便利。生物质气化炉的使用在变废物为资源的同时，又可改善广大农民朋友的生活环境，特别是可在改善农村炊事条件和降低环境污染等方面做出重大贡献，价值极高。

20世纪70年代，Gahly等首次提出了将气化技术用于生物质这种含有密度的燃料，使气化技术成为生物质转化过程最重要的技术之一。目前，生物质气化技术在发达国家已受到广泛重视。奥地利、丹麦、芬兰、法国、挪威、瑞典和美国等国家的生物质能在总能源消耗中所占的比例增加相当迅速。生物质的热解、气化焚烧是强非线性热力学过程，其间的化学反应进程与温度等参数间呈现出复杂的非线性关系。因此，建立生物质气化过程特性模型是实现整个生物质气化发电过程优化控制的关键。阴秀丽等提出了基于动力学的生物质气化模型；陈平建立了前馈BP神经网络模型。

生物质气化过程是一类具有非线性、时变及强耦合的复杂工业过程，如果仅仅采用经典控制理论和现代控制理论，难以达到理想的控制效果。随着工业技术和过程控制技术的不断发展，工业过程越加复杂，控制的目标越来越多样化，控制精度的需求也越来越高，智能优化的控制思想的提出极大地满足了这些需求，并在很多工业过程控制中实施应用，产生了很好的效果。如果将这一思想应用于生物质气化过程，利用智能集成控制方法可以综合多种智能控制策略的优点，较好地把握生物质气化炉气化过程的本质规律，提高控制精度，实现多目标优化控制。

## 1工艺分析及控制结构

生物质气化过程的本质是生物质碳与气体之间的非均相反应和气体之间的均相反应。该过程十分复杂，随着气化设备的不同、气化工艺过程的差异及反应条件（如气化反应剂的种类、气化反应温度、反应时间、有无催化剂的添加、气化原料种类、原料的含水率等）的不同，其反应过程也大不相同；但一般会经历干燥、

热解、氧化、还原4个过程。在上述反应过程中，只有氧化反应是放热反应，释放出的热量为生物质干燥、热解和还原阶段提供热量。在实际气化过程中，上述4个过程并没有明确的边界，是相互渗透和交错的。

气化炉是进行生物质气化过程的技术设备。在气化炉中，生物质完成了气化反应过程并转化为生物质燃气。气化炉能量转化效率的高低是整个气化系统的关键所在，故气化炉类型的选择及其控制运行参数是气化系统非常重要的制约条件。针对其运行方式的不同，可将气化炉分为固定床式和流化床式两大类型。其中，固定床式气化炉主要有上吸式

、下吸式、横吸式及开心式4种；流化床式气化炉主要有鼓泡床式、循环流化式、双床式及携带床式4种。据统计，目前商业运行的生物质气化设备中，75%采用下吸式固定床，20%采用流化床，2.5%采用上吸式气化炉，另外2.5%采用其他形式气化系统。

本文以使用最为广泛的下吸式固定床作为研究对象，分析生物质气化炉的结构和工作过程，如图1所示。

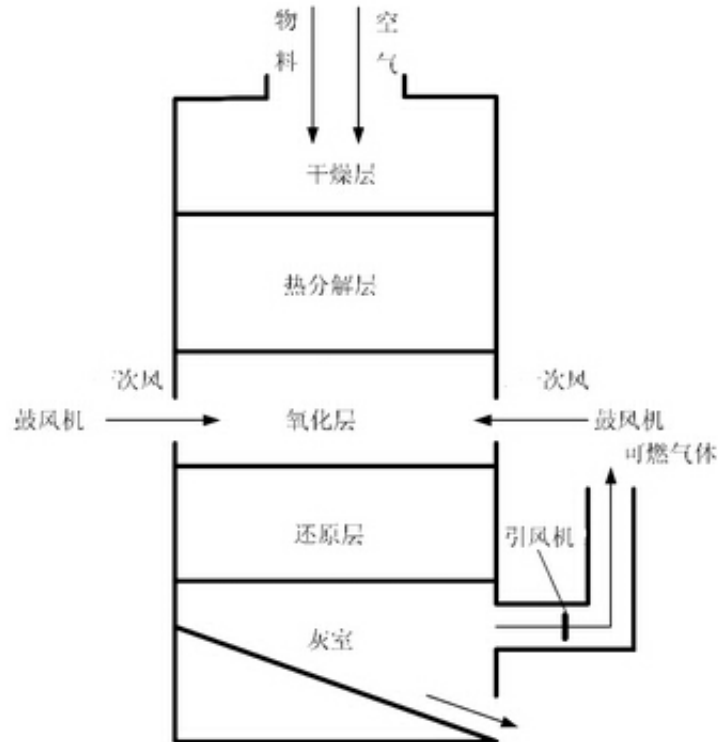


图 1 下吸式固定床气化炉原理图

下吸式固定床气化炉的工作过程为：首先，粉碎处理后的生物质物料由炉子顶部混合空气后，经由上料口投入下吸式固定床气化炉；其次，气化炉底部燃气出口处设置有引风机，正常工作时，引风机输出抽力，在炉内形成负压，使反应产生的气体在炉内流动；同时设置在喉管区的鼓风机，负责向氧化层输入一次风，为气化过程提供充分的氧气，实现对生物质物料的充分氧化；最后经过还原反应区，生成可燃气体。物料和空气在炉内由上至下、随着温度的变化按照干燥、热解、氧化、还原4个反应层依次地进行气化反应，形成有少量杂质的可燃气体，该气体经过净化工艺处理，最终形成可以直接使用的可燃气体。

气化过程是一个复杂的物理化学过程，其处理的植物燃料来源众多，物理、化学特性差异较大；同时，气化过程中炉温受到一次风量、物料含水量等诸多因素的共同影响。这些因素对于气化过程的影响相对较小，气化过程主要受到空气当量比和气化反应温度的影响。

生物质气化炉的控制目标是将生物质能的转换效率最大化，提高并保证可燃气体的质量。影响气化炉转换效率的因素有很多，但主要取决于气化炉4个处理过程的温度区间；气化炉生成的可燃气体质量主要反映在其含氧量高低。因此，生物质气化炉系统控制所要解决的问题主要在于如何将炉内温度稳定在最佳区间及怎样降低最终可燃气体的含氧量。

为稳定气化炉炉顶温度和降低出口处可燃气体的含氧量，本文选取双闭环控制结构，对生物质燃料与一次风的投放量分别进行控制，如图2所示。

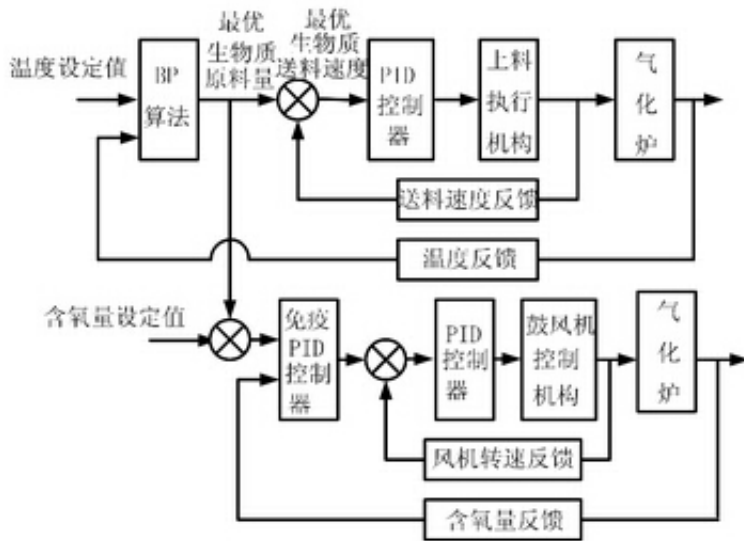


图2 生物质气化炉控制系统框图

### 1.1 温度控制环

温度控制环采用主、副控制结构。根据工艺分析，生物质气化炉炉温主要虽然受到多种因素影响，但主要取决于物物理、化学反应的放热和吸热。由于该过程的非线性、大滞后特性，无法用准确的数学模型来描述，因此采用BP预测方法建立物料和温度的BP神经网络模型。主控制器根据当前温度和温度设定值，预测最优的生物质物料添加量；副控制PID根据该添加量，对上料机构的送料速度进行跟随控制，达到精确上料和稳定炉温的目的。

### 1.2 含氧量控制环

为达到稳定炉顶温度、降低可燃气体含氧量的目的，本文以一次风进风量作为主要调节手段。因为一次风不仅影响着可燃气体含氧量，还影响着气化炉温度，所以本文引入温度和含氧量两个反馈。主控制器采用免疫PID控制，它能根据炉内含氧量偏差和炉温偏差推算出鼓风机的最优转速；副控制PID则根据推算出的最优转速对鼓风机速度进行跟随控制，确保鼓风机转速。

## 2 基于BP算法的温度控制

气化过程的温度变化具有大滞后的特点，给控制带来了很大的困难。通过对温度变化的预估，能够有效地抑制滞后，提升控制效果。生物质气化过程是一个复杂的、非线性工业生产过程。由于气化炉温度受到一次风量、物料分布及物料含水量等因素的影响，气化炉温度变化毫无规律而言。神经网络是由大量简单的神经元纵横交错而形成的复杂网络系统。它能以实验数据为基础，经过有限次迭带计算，获得实验数据的内在规律，并且无需预先给定公式，非常适合于研究非线性系统。因此，气化炉的温度可以采用BP人工神经网络对其进行预测。

BP网络是一种多层网络，其基本理念是将W - H学习规则一般化，对非线性的可微分函数训练权值。目前，BP网络主要用在函数逼近、模式识别、分类和数据压缩方面。BP算法由两部分构成：信息的正向传递和偏差的反向传播。在其正向传播过程中，输入的数据信息会被逐步运算，从输入层经隐含层直到传给输出层；输出的信息又会影响下一层神经元。如果在输出层没有获得期望的输出，则会在计算输出层的偏差变化值后进行转向传播，通过网络将偏差信号沿原来的连接通路进行反向传回，之后各层神经元的权值会被修改直至达到期望目标。

设  $P$  为输入变量,  $r$  为输入神经元,  $s_1$  为隐含层内的神经元个数,  $f_1$  为其对应的激活函数,  $s_2$  为输出层的神经元个数,  $f_2$  为对应的激活函数,  $A$  为输出,  $T$  为目标矢量,  $b_{1i}$  表示第  $i$  个隐层神经元的阈值,  $w_{1ij}$  表示第  $j$  个输入变量到第  $i$  个隐层神经元的权值,  $b_{2k}$  为隐层中第  $k$  个神经元的阈值,  $w_{2ki}$  为隐层中第  $i$  个神经元到输出层第  $k$  个神经元的权值, 则 BP 算法的正向传递信息:

第  $i$  个隐层神经元的输出表示为

$$a_{1i} = f_1 \left( \sum_{j=1}^r w_{1ij} p_j + b_{1i} \right) \quad (i = 1, 2, \dots, s_1) \quad (1)$$

输出层第  $k$  个神经元的输出表示为

$$a_{2k} = f_2 \left( \sum_{i=1}^{s_1} w_{2ki} a_{1i} + b_{2k} \right) \quad (k = 1, 2, \dots, s_2) \quad (2)$$

定义偏差函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k})^2 \quad (3)$$

其中, 采用梯度下降法获得 BP 算法的权值变化及偏差的反向传播:

1) 输出层的权值和阈值。

从第  $i$  个输入到第  $k$  个输出的权值表示为

$$\Delta w_{2ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{2ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial w_{2ki}} = \eta (t_k - a_{2k}) f_2' a_{1i} \quad (4)$$

第  $k$  个输出神经元阈值表示为

$$\Delta b_{2k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{2k}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial b_{2k}} = \eta (t_k - a_{2k}) f_2' \quad (5)$$

2) 隐含层的权值和阈值。

从第  $j$  个输入到第  $i$  个输出的权值表示为

$$\begin{aligned} \Delta w_{1ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{1ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \frac{\partial a_{1i}}{\partial w_{1ij}} \\ &= \eta \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k}) f_2' w_{2ki} f_1' p_j \end{aligned} \quad (6)$$

第  $i$  个隐层神经元的阈值表示为

$$\begin{aligned} \Delta b_{1i} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{1i}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \frac{\partial a_{1i}}{\partial b_{1i}} \\ &= \eta \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k}) f_2' w_{2ki} f_1' \end{aligned} \quad (7)$$

为了使模型具有更高的精度, 本文采用基于样本的批处理和变学习率的 BP 算法作为 BP 神经网络算法的改进。

## 2.1 样本的批处理

对于一般的BP算法，各连接权的调整量分别正比于各个学习样本的代价函数E，而全局偏差意义上的梯度算法就是调整全局偏差函数E的连接权。在逐个训练样本时对权值的修正可能会出现振荡，为了避免这一问题，应该在m个学习模式全部提供给网络之后对它统一进行调整；而成批训练的方法就是将一批样本生成的修正值累计后统一进行一次批处理。因此，修改权值的增量为

$$\Delta w_{ij}(\ell+1) = -\eta \sum_{k=1}^m \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}(\ell)} \quad (8)$$

批处理即累积偏差法，能使E向减小的方向变化。BP算法之所以能被改进的关键在于采用批处理可以减少每个连接权及阈值的校正次数，从而改进了学习速度。应用该方法时，稳定网络的训练过程及限制每次迭代网络偏差增量是学习率增长的前提。

## 2.2 基于变学习率的BP算法

在基本的BP算法中，学习率必须是一个固定的常数。通过分析基本的BP算法的偏差曲面得知：在其平坦区域，学习率太小会造成迭代次数增加；而在变化剧烈区域，学习率太大又可能修正过头，引起振荡及发散，进一步影响学习收敛的速度。所以，合理调节学习率从而加快收敛速度是基本BP算法的常用改进方法之一。

基于自适应变学习率的BP算法表示为

$$\eta(\ell+1) = \begin{cases} (1+\beta)\eta(\ell) & SSE(\ell+1) < SSE(\ell) \\ (1-\beta)\eta(\ell) & SSE(\ell+1) > 1.04SSE(\ell) \\ \eta(\ell) & else \end{cases} \quad (9)$$

其中， $\beta$ 为某一小的正数，一般取值为0.01~0.03。式(9)表示偏差增大时应减小学习率，偏差减小时应加大学习率。这种方法在实际应用中很有效。

## 2.3 气化炉温度的BP神经网络预测

基于生物质气化过程的机理分析及实际经验，为降低神经网络的输入，影响焦炉集气管压力的可测量因素初步确定为一次风量、物料分布及物料含水量，将其作为BP神经网络的输入，气化炉温度的预测值为输出，此时BP神经网络就成为一个4输入单输出的模型。其中，启停次数为BP神经网络的输入节点，特征参数值为输出节点，建立一个隐含层有5个神经元的3层神经网络。理论上已经证明：如果一个网络具有偏差和至少一个S型隐含层加上一个线性输出层，那它能够逼近任意有理函数。训练算法采用梯度下降法，学习速率为0.15，网络的初始权值为0~1中的随机数。

## 3 基于模糊免疫PID的含氧量控制

可燃气体含氧量是生物质气化炉生产质量的重要指标之一，也关系到气化产物的安全使用问题。在本文设计的生物质气化炉控制系统中，采用温度和可燃气体含氧量双闭环结构，对气化过程进行自动控制。可燃气体含氧量控制需要利用对一次风的控制，解决含氧量控制和炉温控制之间的矛盾，在稳定炉温的同时降低可燃气体含氧。

### 3.1 生物免疫机理

生物免疫机理是抗击病原入侵的首要防御系统，它通过对病原物质的特殊提取、识别、刺激响应、自适应调节、学习和记忆等功能杀死抗原。B细胞和T细胞是生物免疫机理主要构成部分；而在免疫系统中，除了淋巴细胞外，还有一些其它种类的免疫细胞拥有着不可忽视的作用。T细胞和B细胞从不活跃、未成熟经自体耐受发展为成熟的免疫细胞，一旦人体受到有关攻击时，迅速产生免疫应答。所谓的免疫应答就是一个识别、效应和记忆的过程。

抗原是一类能被胸腺中的T细胞及骨髓中的B细胞识别并刺激T细胞及B细胞进行特异性应答的病原体。巨噬细胞等

将特异抗原递呈细胞吸取消化病原体，分解后展示在细胞表面，形成MHC分子。成熟的T细胞会被MHC分子激活，然后接受并识别病原体抗原。T细胞识别特异抗原后会复制并激活杀伤T细胞，令其杀死任何受到特异抗原感染的细胞，并通

过辅助T细胞将B细胞激活，使其识别特异抗原，并进一步扩增分化产生抗体。这些抗体会与抗原结合，通过与补体系统形成复合物或直接被吞噬细胞吞噬来杀死抗原。B细胞、T细胞在走向成熟过程中会经历自体耐受，在接受、识别、杀死抗原后会形成免疫记忆，产生免疫反馈。免疫反馈原理为：抗原进入机体后，将信息传递给TH细胞和抑制TH细胞产生的TS细胞，接受到信息的TH、TS细胞会共同刺激B细胞使其增殖分化产生抗体消除抗原。为使免疫反馈系统趋于平衡，当抗原较多时，机体中TH细胞会较多于TS细胞，产生较多B细胞；反之，抗原被消灭减少后，TS细胞又会增多并抑制TH细胞的产生，从而导致B细胞也随之减少。

### 3.2模糊免疫PID算法

为满足不同的控制要求,让被控对象有良好的性能,温度模糊免疫 PID 控制器采用模糊控制原理对 PID 参数模型中的  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  进行在线修改。其中,温度偏差  $e$  ( $e = T_0 - T_1$ ,  $T_0$  代表检测的实际温度,  $T_1$  代表设定温度)和加热能级  $u_1$  作替换:  $u_1 \rightarrow S$ ,  $\Delta u_1 \rightarrow \Delta S$ , 分别为控制器的输入/输出,则

$$\begin{aligned} u_1(k) &= k_1 e(k) - k_2 f(S(k), \Delta S(k)) e(k) \\ &= K [1 - \Phi f(u_1(k), \Delta u_1(k))] e(k) = k_p e(k) \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $k_p$  为控制反应速度;  $\Phi = k_2/k_1$  为控制稳定效果,  $\Phi = 0$  时为常规比例控制器;  $f(u_1(k), \Delta u_1(k))$  为采用模糊控制方法确定的非线性函数。

式 (10) 构成了一个模糊自整定 P 控制器,比例系数为

$$k_p = K [1 - \Phi f(u_1(k), \Delta u_1(k))] \quad (11)$$

其中,  $k_p$  为  $u_1(k)$  和  $\Delta u_1(k)$  的函数,随控制器输出变化;  $K$  为增益常数。

采用模糊控制可以增强系统鲁棒性。当加入常规微分、积分控制作用后,即组成模糊免疫 PID 控制器。

模糊化过程:输入语言变量为用免疫算法修正环节的输出  $u_1(k)$  与输出变化  $\Delta u_1(k)$ ,输出语言变量为  $f(\cdot)$ ,各语言变量的论域为

$$u_1(k) = \{-1, -0.7, -0.4, 0, 0.4, 0.7, 1\} \quad (12)$$

$$\Delta u_1(k) = \{-1, -0.7, -0.4, 0, 0.4, 0.7, 1\} \quad (13)$$

$$f(\cdot) = \{-0.7, -0.5, -0.2, 0, 0.2, 0.5, 0.7\} \quad (14)$$

输入语言变量  $u(k)$  和  $\Delta u(k)$  与输出语言变量  $f(\cdot)$  的论域取值均为“负大”(NB)、“负中”(NM)、“负小”(NS)、“零”(ZO)、“正小”(PS)、“正中”(PM)、“正大”(PB)。模糊控制规则表如根据现场经验设计。

通过免疫环节修正 PID 参数后,得到的烟气含氧量模糊免疫 PID 输出为

$$\begin{aligned} u_1(k) &= k_p e(k) - 1 + k_p [ \Delta e(k) + \\ &\quad k_{i1} e(k) + k_{d1} \Delta^2 e(k) ] \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $k_{i1} = k_i/k_p$ ,  $k_{d1} = k_d/k_p$ ,  $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$ ,  $\Delta^2 e(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$ 。

#### 4仿真

在保证生物质气化炉运行状况基本相同的条件下，采用基于灰色遗传的组合预测算法，对从某厂气化炉现场采集到的2000组干燥层温度数据中选取的连续1500组训练样本数据，以及剩余500组与样本数据时间相近的实验样本数据进行学习，建立预测模型，对试验样本进行拟合。

为了验证基于BP神经网络的生物质气化炉温度组合预测算法方法的有效性，采用神经网络算法对实验数据进行学习 and 拟合，结果如图3所示。

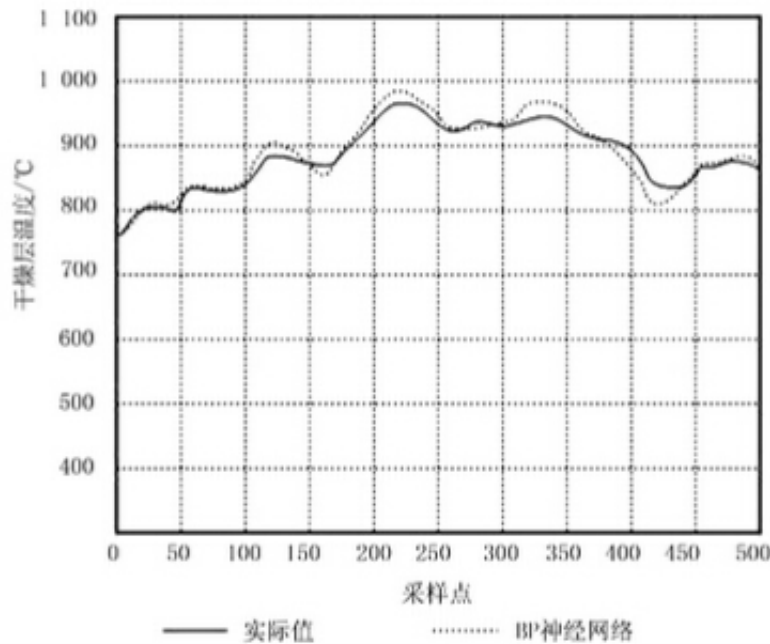


图3 仿真结果

从仿真结果可以看出：采用BP神经网络可以较好地预测气化炉温度实时值，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的基础。

#### 5应用

针对某生物能源公司以生物质气化炉生产过程具有高度非线性、时变特性、强耦合性、扰动变化激烈且幅度大的特点，结合气化炉现场工艺状况，设计了一种新的控制系统应用于该公司生物质气化炉生产过程。该系统基于Honeywell集散控制系统运行环境和操作平台，可用于采集过程数据、实时监视及分析历史数据等；采用高级编程语言VisualC++6.0编写智能解耦与优化控制应用软件，通过OPC通信技术将应用软件和集散系统进行无缝连接，以确保所编写的应用软件能够通过集散系统对现场的执行设备进行控制，从而保证了多座气化炉生产过程的实时稳定优化控制。

本文所研究的生物质气化炉生产过程控制系统在某生物能源公司入生产后，得到了有效应用，起到了稳定气化炉温度、降低可燃气体含氧量的作用，满足了生产过程的需要。

将本文提出的控制方法应用于现场实际后，运行情况表明：生物质气化炉生产过程控制系统保证了化炉干燥层温度稳定在优化设定值 $\pm 45$ 范围内；当压力变化、投放物料、气温变化造成系统扰动时，该系统能在短时间内通过调节上料速度和一次风机转速，将炉温和可燃气体含氧量动态调整到正常波动范围内，满足了生产的要求。

#### 6结论

针对生物质气化过程的复杂非线性特性，提出了一种基于BP神经网络和模糊免疫PID的生物质气化炉的智能控制算法。实践表明：该算法能较好地精确控制生物质气化炉的炉温及含氧量。仿真试验证明：该系统不仅能适应对象参数的变化、表现出良好的控制品质，而且有调节时间短、鲁棒性强和抗干扰能力强的优点。



原文地址：<http://www.china-nengyuan.com/tech/97262.html>