

## 强制循环蒸发系统的非线性自适应解耦PID控制

王永刚<sup>1</sup>, 柴天佑<sup>1,2</sup>

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110004;

2. 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004)

**摘要:** 本文结合现场的实际过程数据, 首先应用能量平衡建立了强制循环蒸发过程的动态模型. 针对该过程的多变量、非线性以及强耦合特性, 在常规增量式PID控制器的基础上提出基于神经网络与多模型切换的非线性自适应解耦PID控制策略. 该控制器是由线性自适应解耦PID控制器和基于神经网络的非线性自适应解耦PID控制器以及切换机构组成. 其中线性自适应解耦PID控制器可以保证系统的稳定, 而基于神经网络的非线性自适应解耦PID控制器则可以有效地提高系统的性能. 上述过程的PID参数是通过广义预测的方法得到, 最后通过仿真表明, 上述控制方法不仅消除了回路间的耦合, 在稳定生产的同时提高了蒸发的效率.

**关键词:** 强制循环蒸发器; PID控制; 神经网络; 自适应解耦控制; 多模型

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Nonlinear adaptive decoupling PID control for the forced-circulation evaporation system

WANG Yong-gang<sup>1</sup>, CHAI Tian-you<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

**Abstract:** Based on the principle of energy balance, the dynamic model of the forced-circulation evaporation system is developed by using real operation data. The process of the forced-circulation evaporation is characterized by multiple variables, non-linearity and strong coupling. A nonlinear adaptive decoupling PID control strategy combined with the conventional PID controllers is introduced based on neural network and multiple models. The adaptive decoupling PID controller is composed of a linear adaptive PID decoupling controller, a neural network nonlinear adaptive PID decoupling controller and a switch mechanism. The PID parameters of this controller are determined by the multivariable generalized predictive control law. The linear adaptive PID controller ensures the boundedness of the input and output signals in the closed-loop system; the nonlinear adaptive PID controller improves the performance of the system. Finally, experiment results show that this approach eliminates the coupling of each loop and improves the efficiency of evaporation.

**Key words:** forced-circulation evaporation system; PID control; neural network; adaptive decoupling control; multiple models

### 1 引言(Introduction)

强制循环蒸发系统是氧化铝生产工艺中蒸发工序的重要组成部分, 其主要作用是蒸发掉溶液中多余的水分, 从而达到碱液的循环利用. 在实际的生产过程中, 为了保证蒸发过程的平稳运行和提高蒸发效率, 一方面需要保证蒸发器的液位不出现大的波动, 另一方面出料密度需要快速的跟踪系统的设定值. 然而在实际的生产过程中液位回路与密度回路间存在着强烈的耦合作用, 采用常规PID控制策略不能取得满意的控制效果.

如何实现蒸发过程的多个回路间的解耦控制并提高系统的控制性能成为近年来很多学者研究的

热点<sup>[1~6]</sup>. 文献[1, 2]分别针对强制循环蒸发器和五效蒸发过程设计了基于微分几何方法的非线性解耦控制器. 文献[3, 4]采用多变量监督控制技术和模糊控制技术对降膜蒸发系统进行了有效控制. 文献[5, 6]则采用模型预测控制策略的方法进行了研究. 采用上述控制方法都对蒸发过程进行了有效地控制并取得了很好的控制效果. 然而, 上述文献都没有考虑在实际蒸发过程中不确定参数对系统带来的影响. 对于强制循环蒸发系统而言, 该过程不仅是多变量强耦合的强非线性系统, 而且是一个参数不确定的系统. 如在实际的工业过程中其进料液的比热容会随着进料液的性质不同而发生变化, 该不确定参数

将会导致该过程的动态特性发生变化。

自适应解耦控制技术不仅可以有效地解决模型参数的不确定性问题,还能减少多个回路间的耦合作用<sup>[7,8]</sup>。然而对于具有强非线性的系统来讲,单纯的采用线性自适应解耦控制器并不能取得很好的控制效果,甚至有时导致控制性能恶化。将自适应控制技术、神经网络以及多模型技术相结合的方法近年来得到了很多关注与研究<sup>[9~11]</sup>。然而上述控制方法设计的控制器结构复杂、计算量大,难以在实际的工业过程中应用。众所周知,PID控制器由于结构和算法简单而广泛应用于工业过程中。在实际的工业过程中对于多变量系统一般首先将其转化成多个单回路,然后对每个单回路进行PID控制器设计。由于没有考虑回路间的耦合作用,一般控制效果较差,很难满足实际的控制需求。目前对于多变量、强耦合、不确定非线性系统的PID控制方法的研究较少。因此在常规PID控制器基础上,如何实现对不确定、非线性、强耦合的复杂工业过程的有效控制成为本文接下来研究的重点。

本文结合现场的实际过程数据,应用能量平衡建立了强制循环蒸发过程的动态模型。针对该过程的多变量、非线性以及强耦合特性,在常规增量式PID控制器的基础上提出基于神经网络与多模型切换的非线性自适应解耦PID控制策略。该控制器是由线性自适应解耦PID控制器和基于神经网络的非线性自适应PID解耦控制器以及切换机构组成。其中线性自适应解耦PID控制器可以保证系统的稳定,而基于神经网络的非线性自适应解耦PID控制器则可以有效地提高系统的性能。上述过程的PID参数是通过广义预测的方法得到,最后通过仿真表明上述控制方法不仅消除了回路间的耦合,在稳定生产的同时提高了蒸发的效率。

## 2 强制循环蒸发系统动态模型(Dynamic model of the forced-circulation evaporation system)

### 2.1 强制循环蒸发系统介绍(Forced-circulation evaporation system description)

强制循环蒸发系统可以处理粘度大、易结垢或易结晶的溶液,由于其传热效果好、蒸发效率高,是蒸发工序的重要组成设备,其工艺流程如图1所示。该系统由分离室、加热室和循环泵组成。一般进料液( $Q_F$ )通过循环泵打入加热室和加热蒸汽进行热交换,加热后的溶液通过加热管出口进入分离室。分离室出口为蒸发掉的二次蒸汽( $m_V$ ),被蒸发的溶液部分经过出料管排出,部分经过循环管( $Q_D$ )和进料液汇合后( $Q_{HF}$ )进行再次蒸发。强制循环蒸发系统的控制目标是出料密度 $y_2(t)$ 快速有效地跟踪系统的设

定值,从而保证为碱液调配工序输送合格的碱液。而另一方面在工艺上为了保证生产的稳定运行,要求把强制循环蒸发系统的液位 $y_1(t)$ 保持在低于加热器出口而高于循环管入口处。此时的碱液出口流速最大、动能最高、循环泵提供的能量最大、电流最高,可以保证蒸发效率达到最佳。

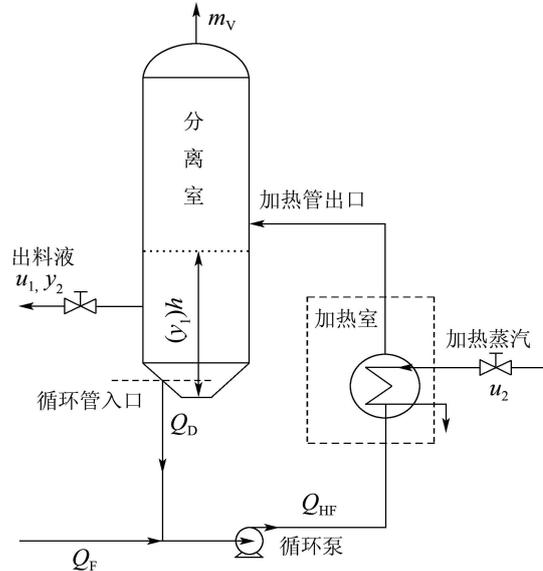


图1 强制循环蒸发系统工艺流程图

Fig. 1 Schematic diagram of the forced-circulation evaporation system

由图1中可以看出出料流量的大小不仅影响着液位,同时也会直接影响着出料密度。同样的,加热蒸汽也会对液位和出料密度产生影响。目前主要的控制方法采用的是将其分解成两个较为简单常规PID控制回路实现对强制循环蒸发系统的控制,其中:液位 $y_1(t)$ 通过出料流量 $u_1(t)$ 来控制;出料密度 $y_2(t)$ 可由加热蒸汽 $u_2(t)$ 来控制。由于并没有考虑两个回路间的耦合,导致常规PID控制的控制效果较差并不能很好的满足工艺要求,因此实现上述系统的解耦控制具有重要意义,是提高蒸发效率的有效途径。

### 2.2 强制循环蒸发系统的动态模型(Dynamic model of the forced-circulation evaporation system)

由上节的工艺介绍可知强制循环蒸发过程是一个热交换过程,在建立该过程的动态模型时主要是依据化工原理中的物料平衡、热量平衡原理。在实际的生产过程中,存在着少量的热量损失,考虑到该部分热量较小,将其忽略不计。同时对该过程作了如下假设和简化:

- 1) 溶液的比热容在工作点附近近似为常数,且溶液的温度分布均匀;
  - 2) 蒸汽的汽化潜热在工作点附近近似为常数。
- 结合现场的实际数据,在稳态工作点以系统的物

衡衡算、热量衡算为基础对强制循环蒸发系统建立了如下的动态模型:

由物料平衡可以得出液位与出料流量、二次蒸汽的关系:

$$\dot{y}_1(t) = \frac{1}{A} (Q_F - u_1(t) - \frac{m_V}{\rho_w}), \quad (1)$$

式中:  $A$ 为蒸发器横截面积,  $\rho_w$ 为水的密度,  $m_V$ 的值可以通过下式得到:

$$m_V = \frac{Q_F \rho_F c_F T_F - c u_1(t) y_2(t) T + y_2(t) \lambda_S}{\lambda_V}. \quad (2)$$

式中:  $\rho_F, c_F, T_F$ 分别为进料溶液的密度、比热容和温度,  $c$ 为出料溶液的比热容,  $\lambda_S$ 为加热蒸汽的汽化潜热. 同样的由物料平衡可以得到出料密度与进料量和二次蒸汽的关系:

$$\dot{y}_2(t) = \frac{1}{A y_1(t)} [Q_F \rho_F (\frac{y_2(t)}{\rho_F} - 1) - m_V (\frac{y_2(t)}{\rho_w} - 1)]. \quad (3)$$

式(2)中的 $T$ 为溶液的温度, 其值可以通过热量衡算得到, 如式(4)所示:

$$\dot{T}(t) = \frac{1}{c A y_1(t) y_2(t)} [Q_{HF} \rho_{HF} c_{HF} T_{HF} + \lambda_S u_2(t) - m_V \lambda_V - (Q_{HF} \rho_{HF} - m_V) c T(t)]. \quad (4)$$

式(3)中:  $\lambda_V$ 为二次蒸汽的汽化潜热,  $T_{HF}, Q_{HF}, \rho_{HF}$ 分别为进入加热室溶液的温度、流量与密度. 其函数关系如下:

$$T_{HF} = \frac{Q_F \rho_F c_F T_F + Q_D c T(t) y_2(t)}{Q_{HF} \rho_{HF} c_{HF}}, \quad (5)$$

$$Q_{HF} \rho_{HF} = Q_D y_2(t) + Q_F \rho_F. \quad (6)$$

**注1** 本文所描述的强制循环蒸发系统与文献[1]中的工艺流程有所不同. 本文中的二次蒸汽作为加热蒸汽使用, 而不是直接进入冷凝器, 因此本文所建模型不同于文献[1]中的动态模型.

### 3 基于神经网络与多模型切换的非线性自适应解耦PID控制(Nonlinear adaptive decoupling PID switching control based on neural network and mutiple models)

强制循环蒸发系统的控制目标为在保证液位不出现大的波动的情况下实现对密度回路的快速跟踪, 从而可以消除两个回路间的耦合作用. 为了实现上述控制目标, 本文采用基于神经网络与多模型切换的非线性自适应PID解耦控制方法.

#### 3.1 控制器设计模型(Controller design model)

由式(1)~(3)可知, 强制循环蒸发系统是由一组微分方程构成. 本文通过选择采样周期 $T$ , 利用Euler法将连续的被控对象可以将其转化为下面的由近似线性模型和非线性项组成的NARMA形式<sup>[9]</sup>:

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} a_{11}(z^{-1}) & 0 \\ 0 & a_{22}(z^{-1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11}(z^{-1}) & b_{12}(z^{-1}) \\ b_{21}(z^{-1}) & b_{22}(z^{-1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k-1) \\ u_2(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1(k-1) \\ v_2(k-1) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中:  $a_{ii}(z^{-1})$ 和 $b_{ij}(z^{-1})(i = 1, 2; j = 1, 2)$ 分别为阶次为 $n_a - 1$ 和 $n_b$ 的关于 $z^{-1}$ 的多项式.

$$\begin{aligned} v(k-1) &= [v_1(k-1) \ v_2(k-1)]^T = \\ &v[y^T(k-1) \ \cdots \ y^T(k-n_a) \ u^T(k-1) \ \cdots \\ &u^T(k-n_b-1)]^T \in \mathbb{R}^2 \end{aligned}$$

为系统的非线性项. 模型(7)又可以改写成如下形式:

$$A(z^{-1})y(k) = \bar{B}(z^{-1})u(k-1) + \bar{B}(z^{-1})u(k-1) + v(k-1), \quad (8)$$

其中:  $A(z^{-1}), \bar{B}(z^{-1})$ 是对角多项式矩阵,  $\bar{B}(z^{-1})$ 是对角元为零的多项式矩阵, 并令 $B(z^{-1}) = \bar{B}(z^{-1}) + \bar{B}(z^{-1})$ . 模型(8)为类似于强制循环蒸发系统的一类复杂工业过程的动态模型的真实描述. 该模型中的近似线性模型可由离线的系统辨识的方法来确定, 其方法为在工作点附近应用小信号幅值激励离线得到一组输入输出数据, 通过采用递推最小二乘的方法辨识得到. 而该系统的非线性项则可利用神经网络来估计.

复杂工业过程中存在着各种干扰和不确定性. 如在强制循环蒸发过程中的进料液的温度、密度都随着时间而发生变化, 此外还存在着诸如进料流量的波动、进料液的比热容随着进料液的性质不同而发生变化等等不确定性的因素的干扰. 虽然本文可以通过采用递推最小二乘辨识算法离线辨识得到形如式(8)的初始模型, 但是随着时间的推移系统中的参数都在发生着变化, 从而导致系统的动态特性发生变化. 因此有必要采用自适应算法有效地辨识出当前的被控对象模型, 此时得到的模型更加逼近实际的动态系统, 由此设计的控制器更具有针对性, 其鲁棒性更强.

#### 3.2 非线性解耦PID控制器(Nonlinear PID decoupling controller)

针对式(8)的多变量非线性系统, 经过配对后可以采用如下的常规增量式解耦PID控制器:

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + K_P [e(k) - e(k-1)] + K_I e(k) + \\ &K_D [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)], \quad (9) \end{aligned}$$

式中:  $K_P, K_I, K_D$ 为对角矩阵, 是由多个回路的PID参数所组成,  $e(k) = w(k) - y(k)$ , 将 $e(k)$ 带入上式

可以得到如下形式的PID控制器:

$$u(t) = u(t-1) + K_I w(t) - ((1-z^{-1})K_P + K_I + (1-z^{-1})^2 K_D)y(t). \quad (10)$$

令  $L(z^{-1}) = (1-z^{-1})K_P + K_I + (1-z^{-1})^2 K_D$ , 则  $L(z^{-1})$  为关于  $z^{-1}$  的对角多项式矩阵. 由于常规PID控制器并不能很好的消除未建模动态项和回路间的耦合, 为此引入如图2所示的解耦补偿器和未建模动态前馈补偿器来构建非线性解耦PID控制器:

$$u(t) = u(t-1) + K_I w(t) - L(z^{-1})y(t) - \bar{H}(z^{-1})u(t-1) - \bar{K}(z^{-1})v(t), \quad (11)$$

式中:  $\bar{H}(z^{-1})$  为对角元素为零的多项式矩阵,  $\bar{K}(z^{-1})$  为对角多项式矩阵, 上式可化为如下形式:

$$\bar{H}(z^{-1})u(t) = K_I w(t) - L(z^{-1})y(t) - \bar{H}(z^{-1})u(t-1) - \bar{K}(z^{-1})v(t). \quad (12)$$

式(12)中  $\bar{H}(z^{-1}) = (1-z^{-1})I$  为对角阵, 将式(12)左乘  $\bar{B}(z^{-1})$ , 并将式(8)右乘  $\bar{H}(z^{-1})$  即可得到系统的闭环方程

$$[\bar{H}A(z^{-1}) + z^{-1}L\bar{B}(z^{-1})]y(t+1) = \bar{B}(z^{-1})K_I w(t) + [\bar{H}\bar{B}(z^{-1}) - z^{-1}\bar{B}\bar{H}(z^{-1})]u(t) + [\bar{H}(z^{-1}) - \bar{B}\bar{K}(z^{-1})]v(t). \quad (13)$$

若选择:

$$[\bar{H}(1)A(1) + L(1)\bar{B}(1)] = \bar{B}(1)K_I, \quad (14)$$

$$\bar{H}(1)\bar{B}(1) = \bar{B}(1)\bar{H}(1), \quad (15)$$

$$\bar{H}(1) = \bar{B}(1)\bar{K}(1), \quad (16)$$

即可使闭环系统达到稳态解耦和消除稳态误差.

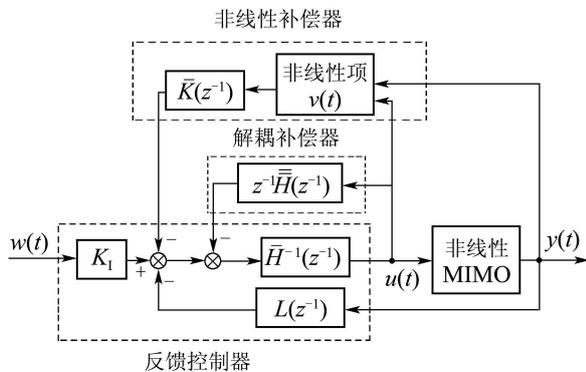


图2 非线性解耦PID控制器

Fig. 2 The nonlinear decoupling PID controller

### 3.3 PID参数选择(PID parameters selection)

对于非线性、多变量的强非线性系统来讲, PID参数的选择存在着较大的难度. 因此为了确定式(12)中的PID中  $K_P, K_I, K_D$  的参数以及  $\bar{H}(z^{-1})$  和  $\bar{K}(z^{-1})$ , 本文采用广义预测的方法, 为此首先引入如下的性能指标:

$$J = \sum_{j=1}^N \|y(t+j) - r_j w(t+j) + S_j(z^{-1})u(t+j-1) + K_j(z^{-1})v(t+j-1)\|_{\lambda_j}^2 + \sum_{j=1}^N \|u(t+j-1)\|_{Q_j(z^{-1})}^2, \quad (17)$$

式中:  $w(t)$  为有界参考输入,  $N$  为预测时域,  $r_j, \lambda_j$  为对角加权矩阵,  $S_j(z^{-1})$  为对角元素为零的多项式矩阵, 其作用是消除耦合项,  $K_j(z^{-1})$  为对角加权多项式矩阵.  $Q_j(z^{-1})$  为对角加权矩阵具有如下的形式:

$$Q_j(z^{-1}) = \text{diag}\{q_0^{j1}, q_0^{j2}\}_{2 \times 2}, j = 2, 3, \dots, N, \\ Q_1(z^{-1}) = \text{diag}\{q_0^{11} + \dots + q_{m_1}^1 z^{-m_1}, \\ q_0^{12} + \dots + q_{m_2}^2 z^{-m_2}\}_{2 \times 2} = \\ \text{diag}\{q_0^{11} + z^{-1}Q_{11}(z^{-1}), \\ q_0^{12} + z^{-1}Q_{12}(z^{-1})\}_{2 \times 2},$$

即  $Q_1(z^{-1})$  为关于  $z$  的对角多项式矩阵.  $Q_j(z^{-1})$  ( $j = 1, \dots, N$ ) 为常数项对角多项式矩阵. 为了获得  $j$  步超前预报, 引入以下Diophantine方程:

$$I = E_j(z^{-1})A(z^{-1}) + z^{-j}F_j(z^{-1}), \quad (18)$$

$$E_j(z^{-1})\bar{B}(z^{-1}) = G_j(z^{-1}) + z^{-j}H_j(z^{-1}), \quad (19)$$

$$E_j(z^{-1})\bar{B}(z^{-1}) = \bar{G}_j(z^{-1}) + z^{-j}\bar{H}_j(z^{-1}), \quad (20)$$

式中:  $E_j(z^{-1}), F_j(z^{-1}), G_j(z^{-1}), H_j(z^{-1})$  为对角多项式矩阵,  $\bar{G}_j(z^{-1}), \bar{H}_j(z^{-1})$  为对角元为零的多项式矩阵, 表达式为:

$$E_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{j-1} E_i z^{-i}, F_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{n_a-1} F_i z^{-i}, \\ G_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{j-1} G_i z^{-i}, H_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{n_b-1} H_i z^{-i}, \\ \bar{G}_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{j-1} \bar{G}_i z^{-i}, \bar{H}_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{n_b-1} \bar{H}_i z^{-i}.$$

由式(8)和式(18)~(20)可得到步输出预报为

$$y(t+j) = F_j(z^{-1})y(t) + G_j(z^{-1})u(t+j-1) + H_j(z^{-1})u(t-1) + \bar{G}_j(z^{-1})u(t+j-1) + \bar{H}_j(z^{-1})u(t-1) + E_j(z^{-1})v(t+j-1).$$

选择  $S_j(z^{-1})$  使得

$$S_j(z^{-1})u(t+j-1) + \bar{G}_j(z^{-1})u(t+j-1) + \bar{H}_j(z^{-1})u(t-1) = \bar{M}_j(z^{-1})u(t-1),$$

其中  $\bar{M}_j(z^{-1})$  为对角元为零的多项式矩阵. 将  $j$  步输出预报带入性能指标可得

$$J = \sum_{j=1}^N \|F_j(z^{-1})y(t) + G_j(z^{-1})u(t+j-1) + H_j(z^{-1})u(t-1) + \bar{M}_j(z^{-1})u(t-1) - r_j w(t+j) + [E_j(z^{-1}) + K_j(z^{-1})]v(t+j-1)\|_{\lambda_j}^2 + \sum_{j=1}^N \|u(t+j-1)\|_{Q_j(z^{-1})}^2.$$

极小化  $J$  值可得到

$$U = (G^T \lambda G + Q_0)^{-1} \{G^T \lambda [RW - Fy(t) - Hu(t-1) - \bar{M}u(t-1) - (E + K)V] - \sum_{i=1}^m Q_i z^{-i} U\}.$$

上式中:

$$Q_0 = \text{diag}\{q_0^{11}, q_0^{12}, q_0^{21}, q_0^{22}, \dots, q_0^{N1}, q_0^{N2}\},$$

$$Q_i = \text{diag}\{q_i^1, \dots, q_i^2, 0, \dots, 0\},$$

$$i = 1, \dots, m, m = \max\{m_1, m_2\}.$$

令  $P = [P_1 \ P_2 \ \dots \ P_N]$  为矩阵  $(G^T \lambda G + Q_0)^{-1} G^T \lambda$  的前两行. 令  $P' = [P'_1 \ P'_2 \ \dots \ P'_N]$  为矩阵  $(G^T \lambda G + Q_0)^{-1}$  的前两行.  $G$  为下三角 Toeplitz 矩阵. 则

$$u(t) = P[RW - Fy(t) - Hu(t-1) - \bar{M}u(t-1) - (E + K)V] - P'_1 Q'_1(z^{-1})u(t-1). \quad (21)$$

这里  $Q'_1(z^{-1}) = \text{diag}\{Q_{11}(z^{-1}), Q_{12}(z^{-1})\}_{2 \times 2}$ . 令

$$R_c = \sum_{i=1}^N P_i R_i, \bar{M}_c(z^{-1}) = \sum_{k=1}^N P_k \bar{M}_k(z^{-1}),$$

$$E_c(z^{-1}) = \sum_{k=1}^N P_k [E_k(z^{-1}) + K_k(z^{-1})],$$

$$Q_c(z^{-1}) = P'_1 \cdot \text{diag}\{q_1^1, q_1^2\}_{2 \times 2} + P'_1 \cdot \text{diag}\{q_2^1 z^{-1}, q_2^2 z^{-1}\}_{2 \times 2} + \dots + P'_1 \cdot \text{diag}\{q_m^1 z^{-m_1+1}, q_m^2 z^{-m_2+1}\}_{2 \times 2},$$

则式(21)可以化成如下形式:

$$u(t) = R_c w(t) - F_c(z^{-1})y(t) - H_c(z^{-1})u(t-1) - \bar{M}_c(z^{-1})u(t-1) - Q_c(z^{-1})u(t-1) - E_c(z^{-1})v(t),$$

式中的  $H_c(z^{-1}), Q_c(z^{-1})$  为对角多项式矩阵. 令

$$I + H_c(z^{-1}) + Q_c(z^{-1}) = \bar{H}_c(z^{-1}),$$

则适当的选择  $Q_c(z^{-1})$  使

$$I + H_c(z^{-1}) + Q_c(z^{-1}) = (1 - z^{-1})I = \bar{H}_c(z^{-1}).$$

此时的控制器为

$$\bar{H}_c(z^{-1})u(t) = R_c w(t) - F_c(z^{-1})y(t) - \bar{M}_c(z^{-1})u(t-1) - E_c(z^{-1})v(t). \quad (22)$$

令

$$F_c(z^{-1}) = \sum_{k=1}^N P_k F_k(z^{-1}) = \sum_{k=1}^N P_k (F_0^k + F_1^k z^{-1} + F_2^k z^{-2}).$$

由式(12)和式(22)即可确定PID参数具体如下:

$$K_P = - \sum_{i=1}^N P_i (F_1^i + 2F_2^i),$$

$$K_I = \sum_{i=1}^N P_i R_i = R_c, K_D = \sum_{i=1}^N P_i F_2^i.$$

未建模动态项  $v(t)$  未知, 是通过由  $(y(t-1), \dots, y(t-n_a), u(t-1), \dots, u(t-n_b-1))$  所组成的向量经过神经网络估计得到, 由于消除未建模动态项的影响直接和所估计的误差相关. 为了使估计值  $\hat{v}(t)$  收敛于真值  $v(t)$ , 本文采用多层神经网络逼近未建模动态<sup>[12]</sup>.

### 3.4 基于多模型切换的非线性自适应解耦PID控制方法(Nonlinear adaptive decoupling PID control based on mutiple models)

3.2小节介绍了非线性解耦PID控制器. 为了解决强制循环蒸发系统的强非线性和不确定性, 本文在此基础上提出了多模型切换的非线性自适应PID解耦控制策略. 若假设强制循环制蒸发过程的阶次,  $n_a, n_b$  已知, 由式(8)可得系统的参数辨识方程为

$$y(t) = \Theta^T X(t-1) + v(t-1), \quad (23)$$

这里:

$$\Theta = [A_1 \ \dots \ A_{n_a} \ B_0 \ \dots \ B_{n_b}]^T,$$

$$X(t-1) = [-y^T(t-1) \ \dots \ -y^T(t-n_a) \ u^T(t-1) \ \dots \ u^T(t-n_b-1)]^T.$$

针对形如式(8)的非线性系统, 本文采用两种估计模型预报系统的输出, 其中线性模型定义为

$$\hat{y}_1(t) = \hat{\Theta}_1^T(t-1)X(t-1), \quad (24)$$

其中  $\hat{\Theta}_1^T(t-1)$  表示  $\Theta$  时刻参数的基于线性模型的估计, 并采用如下辨识算法辨识参数:

$$\hat{\Theta}_1(t) = \hat{\Theta}_1(t-1) + \frac{\mu_1(t)X(t-1)e_1^T(t)}{1 + X(t-1)^T X(t-1)}, \quad (25)$$

$$\mu_1(t) = \begin{cases} 1, & \|e_1(t)\| > 4\Delta, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (26)$$

$$e_1(t) = y(t) - \hat{y}_1(t) = y(t) - \hat{\Theta}_1^T(t-1)X(t-1). \quad (27)$$

采用线性估计模型时未建模动态项  $v(t-1)$  较小, 设计控制器时可以忽略此项, 由式(22)与式(24)可以得到线性估计模型的线性自适应解耦PID控制器为

$$\hat{H}(z^{-1})u(t) = K_I w(t) - \hat{L}(z^{-1})y(t) - \hat{H}(z^{-1})u(t-1). \quad (28)$$

基于神经网络的非线性估计模型定义如下:

$$\hat{y}_2(t) = \hat{\Theta}_2^T(t-1)X(t-1) + \hat{v}(t-1), \quad (29)$$

式中  $\hat{\Theta}_2^T(t-1)$  表示  $t-1$  时刻参数  $\Theta$  的基于非线性模型的估计, 辨识算法为

$$\hat{\Theta}_2(t) = \hat{\Theta}_2(t-1) + \frac{\mu_2(t)X(t-1)e_2^T(t)}{1 + X(t-1)^T X(t-1)}. \quad (30)$$

$$\text{如果 } \mu_2(t) = \begin{cases} 1, & \|e_2(t)\| > 4\Delta, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

$$e_2(t) = y(t) - \hat{y}_2(t) =$$

$$y(t) - \hat{\Theta}_2^T(t-1)X(t-1) - \hat{v}(t-1). \quad (31)$$

当未建模动态项 $v(t-1)$ 较大时,可由式(29)得到系统的神经网络估计模型,并由式(22)与式(29)可得基于神经网络的非线性估计模型的非线性自适应解耦PID控制器为

$$\hat{H}(z^{-1})u(t) = K_1 w(t) - \hat{L}(z^{-1})y(t) -$$

$$\hat{H}(z^{-1})u(t-1) - \hat{K}(z^{-1})\hat{v}(t). \quad (32)$$

采用线性解耦PID控制器虽然可以保证闭环系统的稳定性,但是没有考虑非线性未建模动态项 $v(t)$ 对系统输出的影响.当 $v(t)$ 较大时,控制系统的性能变得较差.而采用非线性PID解耦控制器可以减少 $v(t)$ 对系统输出的影响,但却不能保证系统的稳定性<sup>[9]</sup>.因此为了减少未建模动态项对系统的影响,同时并保证闭环系统的稳定性,采用多模型切换控制策略,其切换函数准则为

$$J_i(t) = \sum_{l=1}^t \frac{\mu_i(l)(\|e_i(l)\|^2 - 16\Delta^2)}{4(1 + X(l-1)^T X(l-1))} +$$

$$c \sum_{l=t-N+1}^t (1 - \mu_i(l)) \|e_i(l)\|^2, \quad i=1, 2, \quad (33)$$

上式中:  $N$ 为整数,  $c$ 为大于零的常数.  $i=1$ 表示线性,  $i=2$ 表示非线性.在每一时刻,线性估计模型和非线性估计模型同时预报系统的输出,且同时利用系统的输入输出数据调整它们的参数.并根据上述切换指标比较 $J_1(t)$ 和 $J_2(t)$ ,选择其中较小的 $J^*(t)$ 所对应的自适应解耦PID控制律 $u^*(t)$ 作为系统的控制输入 $u(t)$ .

### 3.5 实验研究(Experiments research)

本文以式(1)~(6)作为仿真对象模型,对所设计的多模型非线性自适应解耦PID制器进行仿真实验.

强制循环蒸发系统的模型参数: 进料流量为 $Q_F = 80 \text{ m}^3/\text{h}$ , 进料密度为 $\rho_F = 1429.4 \text{ kg}/\text{m}^3$ , 二次蒸汽的汽化潜热为 $\lambda_V = 2247 \text{ kJ}/\text{kg}$ , 加热蒸汽的汽化潜热为 $\lambda_S = 2185 \text{ kJ}/\text{kg}$ , 蒸发器横截面积为 $A = 40 \text{ m}^2$ , 料液比热容为 $c_f = 3.61 \text{ kJ}/(\text{kg} \cdot ^\circ\text{C})$

初始稳态工作点: 蒸发器的液位初始值 $y_1 = 2 \text{ m}$ , 出料密度的初始值为 $y_2 = 1429.4 \text{ kg}/\text{m}^3$ , 蒸发器溶液的初始温度为 $T = 107.5^\circ$ , 初始的出料流量为 $u_1 = 68 \text{ m}^3/\text{h}$ , 初始的加热蒸汽流量为 $u_2 = 11.2 \text{ t}/\text{h}$ .

实验方案: 为了验证本文所提出的基于神经网络的多模型非线性自适应解耦PID控制方法的有效性和可行性,针对强制循环蒸发系统做了以下的实验研究:

1) 跟踪性能的实验: 强制循环蒸发系统液位的目标值 $2 \text{ m}$ 保持初始值不变, 出料密度的目标值由初始值 $1429.4 \text{ kg}/\text{m}^3$ 变为 $1435 \text{ kg}/\text{m}^3$ , 在 $t = 1 \text{ h}$ 时, 升至 $1440 \text{ kg}/\text{m}^3$ , 在 $t = 2 \text{ h}$ 时又降到 $1435 \text{ kg}/\text{m}^3$ 时, 考察强制循环蒸发系统出料密度的跟踪效果、蒸发器液位的变化情况、控制器切换情况, 并与常规PID控制策略的实验结果进行比较, 说明该控制方法的有效性.

图3~5为采用非线性自适应解耦PID控制效果图. 从图中可以看出绝大多数时刻采用的是非线性解耦PID控制器, 并且很好的消除了两个回路间的耦合, 液位回路波动很小, 密度可以很快的达到系统的设定值, 极大的提高了系统的性能. 图6, 7为采用常规PID控制的效果图. 可以看出采用常规PID控制方法不能很好的消除回路间的耦合, 液位波动较大, 且出料密度需要很长的时间才能跟踪上预期的目标值. 这对于实际的工业过程来讲一方面不能有效保证最终的碱液浓度满足实际的工业要求, 另一方面不利于生产的稳定运行, 同时由于蒸发液位的波动导致蒸发效率的降低.

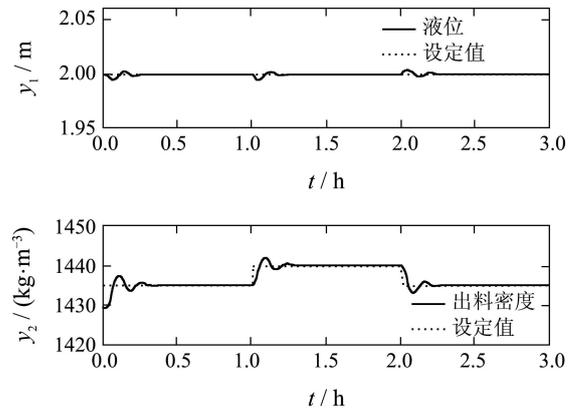


图3 基于神经网络与多模型切换的自适应解耦PID控制效果图

Fig. 3 The result of the adaptive decoupling PID for the neural network and mutiple models

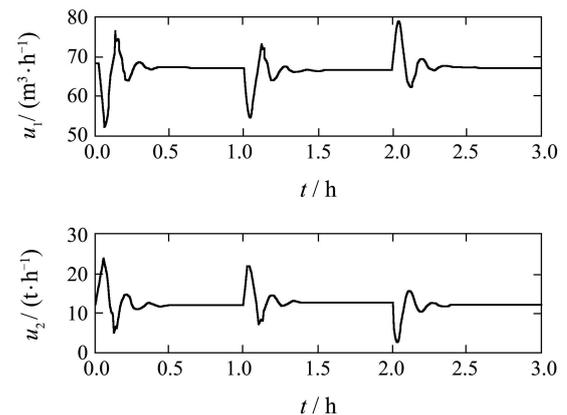


图4 基于神经网络与多模型切换的解耦PID控制量  
Fig. 4 The inputs of the adaptive decoupling PID for the neural network and mutiple models

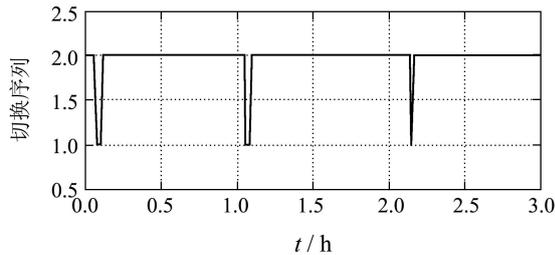


图5 切换序列

Fig. 5 Switching sequence

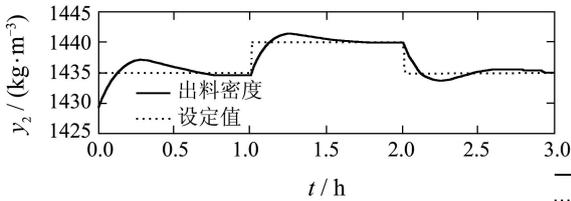
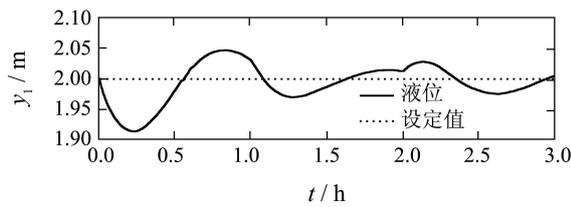


图6 基于常规PID控制效果图

Fig. 6 The results of the conventional PID control

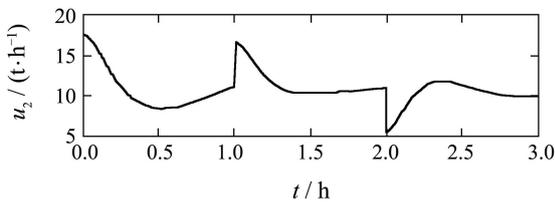
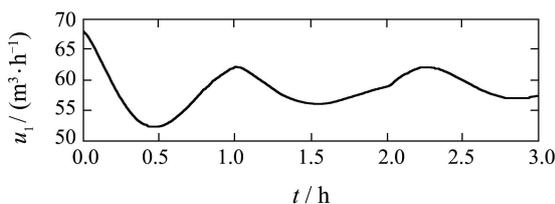


图7 基于常规PID控制量

Fig. 7 The inputs of the conventional PID control

2) 不确定性实验. 强制循环蒸发系统是一个具有不确定性的扰动和模型参数随工况发生变化的复杂工业过程, 为了说明非线性自适应解耦PID控制器的有效性. 本文进行了不确定性实验研究. 实验过程中强制循环蒸发系统液位的目标值保持初始值2 m不变, 出料密度的目标值由初始值1429.4 kg/m<sup>3</sup>变为1435 kg/m<sup>3</sup>, 在达到稳态后, 依据实际的运行过程, 改变系统的料液性质, 由 $c_f = 3.61 \text{ kJ}/(\text{kg}\cdot^\circ\text{C})$ 改变为 $c_f = 3.67 \text{ kJ}/(\text{kg}\cdot^\circ\text{C})$ . 考察强制循环蒸发系统出料密度的跟踪效果. 为了说明该方法的可行性与有效性, 与采用非线性模型预测控制策略的实验结果进行了比较.

图8~10为采用多模型非线性自适应解耦PID策略的不确定性实验, 从实验结果可以看出, 在加入了系统的不确定因素后, 该控制策略可以取得很好控制效果, 其中液位波动较小, 出料密度虽然受到了一些影响, 然而很快就回到了设定值. 图11, 12为采用非线性模型预测控制策略效果图. 由实验结果本文可以看出虽然该控制策略的跟踪效果优于常规PID控制方法, 然而当加入不确定因素后, 出料密度和蒸发器液位逐渐的偏离了系统的设定值. 这是因为非线性模型预测控制很大程度上依赖于预测模型的精度. 强制循环蒸发系统的实际运行过程存在于不确定环境中, 由于受到未知的各种不确定性的影响, 模型与被控对象之间存在着失配问题. 因此, 将基于确定性模型设计的控制律应用于实际过程对象时会导致系统性能变差. 而采用基于神经网络的非线性自适应解耦控制算法则首先通过辨识出该过程的控制器模型, 使得所设计的非线性控制器能够取得更满意的控制效果.

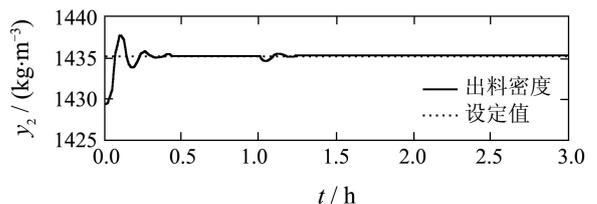
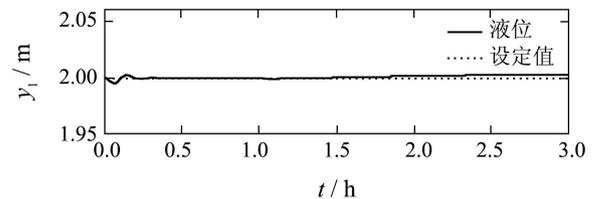


图8 基于神经网络与多模型切换的解耦PID控制效果图

Fig. 8 The result of the adaptive decoupling PID for the neural network and mutiple models

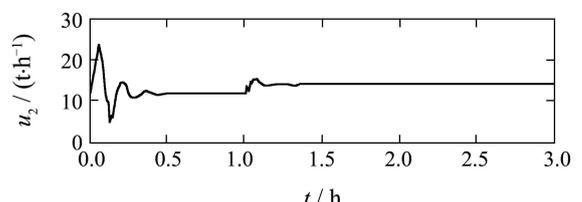
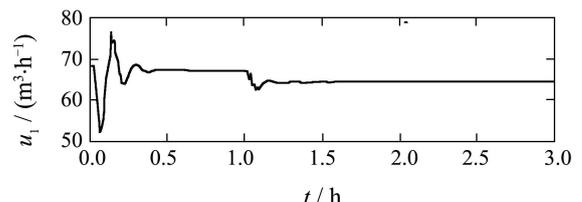


图9 基于神经网络与多模型切换的解耦PID控制量

Fig. 9 The inputs of the adaptive decoupling PID for the neural network and mutiple models

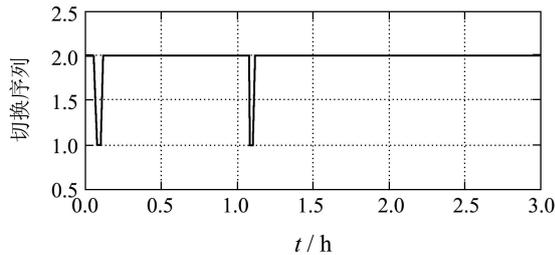


图10 切换序列  
Fig. 10 Switching sequence

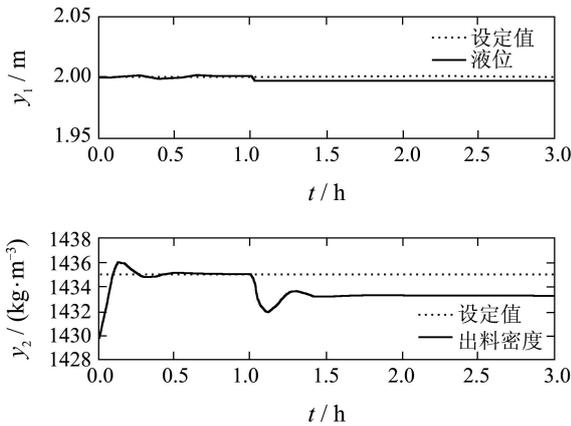


图11 基于非线性模型预测控制效果图  
Fig. 11 The result of the NMPC control

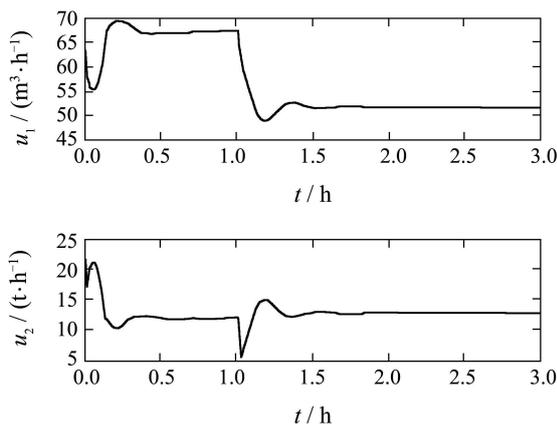


图12 基于非线性模型预测控制量  
Fig. 12 The inputs of the NMPC control

3) 鲁棒性与抗干扰性实验. 在实际的强制循环蒸发系统的运行过程中,存在着大量的随机扰动和不确定性等因素,这对所提出的控制方法的鲁棒性具有较高的要求. 即在各种不确定性的随机扰动以及模型参数摄动等情况下,能否保证闭环系统的稳定和达到较好的解耦控制效果. 为此本文进行了抗干扰性的实验研究. 实验过程中设定值的改变与实验1)相同,但与此同时实时的对系统的进料流量 $Q_F$ 、进料温度 $T_F$ 以及进料密度 $\rho_F$ 加入了随机有界扰动. 考察所提出控制方法的抗干扰性和鲁棒性.

从图13~15为控制效果图. 可以看出,虽然本文在实验过程中加入了有界随机干扰,然而非线性自

适应解耦PID控制效果仍然显著,同时液位波动较小. 这也说明该控制方法针对强制循环蒸发过程的不确定性和存在着的各种干扰其控制器具有较强的鲁棒性.

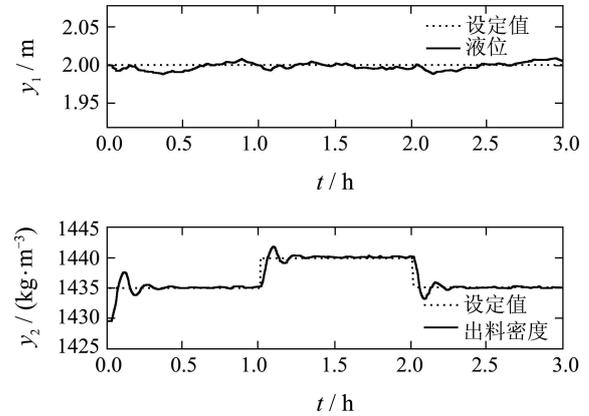


图13 基于神经网络与多模型切换的解耦PID控制效果图  
Fig. 13 The result of the adaptive decoupling PID for the neural network and mutiple models

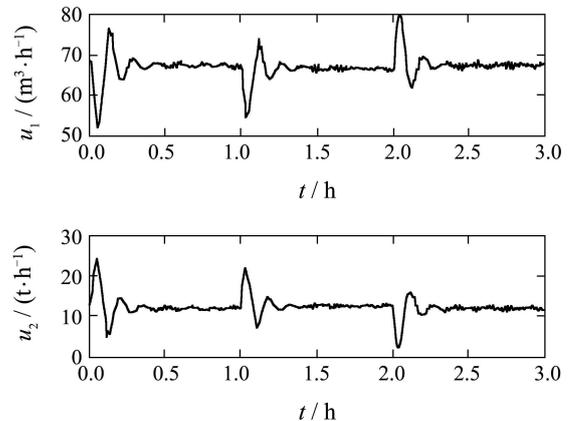


图14 基于神经网络与多模型切换的解耦PID控制量  
Fig. 14 The iuputs of the adaptive decoupling PID for the neural network and mutiple models

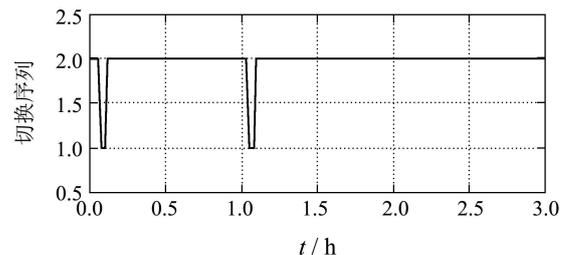


图15 切换序列  
Fig. 15 Switching sequence

#### 4 结论(Conclusion)

强制循环蒸发过程是氧化铝蒸发过程的重要组成部分,目前采用常规PID控制策略不仅不能保证蒸发过程的稳定运行,还成为提高蒸发效率的瓶颈. 本文在建立了该过程的动态模型的基础上,采用所提

出的基于神经网络与多模型的非线性自适应PID解耦控制器对该过程进行了仿真研究. 仿真结果表明该控制方法消除了回路间的耦合, 有效地稳定了强制循环蒸发器的液位, 同时提高了系统性能. 强制循环蒸发器广泛应用于制药、海水淡化等行业中, 因此对于其他的工业过程具有重要的借鉴意义.

### 参考文献(References):

- [1] TO L C, TADE M O, LE PAGE P G. Implementation of a differential geometric nonlinear controller on an industrial evaporator system[J]. *Control Engineering Practice*, 1998, 6(11): 1309 – 1319.
- [2] KAM K M, TADE M O. Simulated Nonlinear control studies of five-effect evaporator models[J]. *Computer and Chemical Engineering*, 2000, 23(11/12): 1795 – 1810.
- [3] QUAACK P, VAN WIJCK M P C M, VAN HAREN J J. Comparison of process identification and physical modelling for falling-film evaporators[J]. *Food Control*, 1994, 5(2): 73 – 82.
- [4] LAHTINEN S T. Identification of fuzzy controller for use with a falling-film evaporator[J]. *Food Control*, 2001, 12(3): 179 – 180.
- [5] LOZANO J E, ELUSTONDO M P, ROMAGNOLI J A. Control studies in an industrial apple juice evaporator[J]. *Journal of Food Science*, 1984, 49(6): 1422 – 1427.
- [6] RANGAIAH G P. Nonlinear model predictive control of an industrial four-stage evaporator system via simulation[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2002, 87(3): 285 – 299.
- [7] CHAUDHURI B, MAJUMDER R, PAL B C. Application of multiple-model adaptive control strategy for robust damping of inter-area oscillations in power system[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2004, 12(5): 727 – 736.
- [8] HUNG N V Q, TUAN H D, NARIKIYO T, et al. Adaptive control for nonlinearly parameterized uncertainties in robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, 16(3): 458 – 468.
- [9] FU Yue, CHAI Tianyou. Intelligent decoupling control of nonlinear multivariable systems and its application to a wind tunnel system[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, 17(6): 1376 – 1384.
- [10] CHEN L J, NARENDRA K S. Nonlinear adaptive control using neural networks and multiple models[J]. *Automatica*, 2001, 37(8): 1245 – 1255.
- [11] KIM N, CALISE A, CORBAN J, et al. Adaptive output feedback for attitude control of an unmanned helicopter using rotor RPM[C]// *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. South Carolina: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2004, 8: 3635 – 3640.
- [12] GE S S, ZHANG J, LEE T H. Adaptive MNN control for a class of non-affine NARMAX systems with disturbances[J]. *Systems and Control Letters*, 2004, 53(1): 1 – 12.

### 作者简介:

王永刚 (1978—)男, 博士研究生, 主要研究方向为复杂工业过程的建模、优化与控制, E-mail: wygvern@163.com;

柴天佑 (1947—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 主要研究方向为自适应控制、多变量智能解耦控制与流程工业综合自动化等, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn.