

基于模式识别的自整定控制及应用

胡泽新 蒋慰孙

(华东化工学院自动化所·上海, 200237)

摘要: 本文提出一种基于模式识别的自整定控制方法, 以模式表示和模式分类来描述系统的动态特性和调节器的结构, 用模式识别优化方法求取调节器的参数, 当系统动态模型参数未知时, 这种自整定方法是建立在系统测量数据序列基础上的. 该方法在实验性二元精馏塔上用 IBM-PC 微机获得成功应用. 其结果优于常规 PID 调节器.

关键词: 自整定控制; 模式识别; 精馏过程

1 引言

通常, 传统的自整定控制方法都是建立在数学模型已知的基础上. 本文提出一种基于模式识别的自整定控制方法, 为那些建模困难的场合实现自整定控制提供了可能. 该方法只需离线或在线采集数据序列, 它为复杂系统自整定控制提供了一条新的途径.

2 系统动态特性描述

在模式识别自整定控制中, 过程动态特性(即模型)可通过模式类和模式分类得到.

2.1 单输入单输出系统

用模式识别描述的单输入单输出系统的动态特性

$$\begin{aligned} y(k+1) &= f(y(k), u(k)), \\ u_{\min} \leq u(k) \leq u_{\max}, \quad y_{\min} \leq y(k) \leq y_{\max}. \end{aligned} \quad (1)$$

将 $y(k+1)$ 在值域 $[y_{\min}, y_{\max}]$ 上划分成 q 个子区域, 设为

$$[y_{\min}^i, y_{\max}^i], \quad y_{\min}^i = y_{\max}^{i-1}, \quad i = 1, \dots, q.$$

若能从所给的 $[y(k), u(k)]$ 通过分类方法求出 $y(k+1)$ 所属的子域(即一个模式类), 则(1)式的动态特性在一定程度上就得到了描述. 由此可见, 动态模型的建立可以转化为模式识别中的一个问题.

若将模式类的表示记为 $[\beta_1 \beta_2 \dots \beta_q]$, 则相应的动态模型的模式识别表示形式可写成

$$y(k+1) = [\beta_1 \beta_2 \dots \beta_q] * [y(k), u(k)]. \quad (2)$$

式中 $*$ 表示分类过程.

2.2 多输入多输出系统

用模式识别描述的多输入多输出系统的一般形式为

$$Y(k+1) = F(Y(k), U(k)). \quad (3)$$

式中 $Y \in R^r, U \in R^r$, 且受到如下约束条件的限制

* 国家教委博士点基金资助项目.

本文于1990年10月12日收到. 1991年6月10日收到修改稿.

$$y_{i,\min} \leq y_i(k) \leq y_{i,\max}, \quad i = 1, \dots, l,$$

$$u_{i,\min} \leq u_i(k) \leq u_{i,\max}, \quad i = 1, \dots, r.$$

将 $y_i(k+1)$ 在 $[y_{i,\min}, y_{i,\max}]$ 上划分成 q 个子区域, 并且按一定模式类表示方法以建立 $[y_i(k), u_i(k)]$ 为特征变量的模式类表示, 则(3)式的动态模型可表示为

$$Y(k+1) = \begin{bmatrix} (\beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1q}) \\ \vdots \\ (\beta_{l1} & \beta_{l2} & \dots & \beta_{lq}) \end{bmatrix} * [Y(k), U(k)]. \quad (4)$$

3 PID 调节器结构描述

基于模式识别的 PID 调节器有下列两种形式.

3.1 单输入系统

$$U(k) = h(e(k), \Delta e(k), \Sigma e(k), \theta(k)). \quad (5)$$

式中 $e(k)$ 为输出偏差, $\Delta e(k)$ 为偏差变化率, $\Sigma e(k)$ 为偏差累积量, $\theta(k)$ 为调节器参数, $\theta(k) \in \Omega$, Ω 为 $\theta(k)$ 允许取值范围. 约束条件为

$$e(k) \in [e_{\min}, e_{\max}],$$

$$\Delta e(k) \in [\Delta e_{\min}, \Delta e_{\max}],$$

$$\Sigma e(k) \in [I_{\min}, I_{\max}],$$

$$u(k) \in [u_{\min}, u_{\max}].$$

将 $u(k)$ 在值域 $[u_{\min}, u_{\max}]$ 上划分成 r 个子区域, 设为

$$[u_{\min}^i, u_{\max}^i], \quad u_{\max}^{i-1} = u_{\min}^i, \quad i = 1, \dots, r.$$

若能从所给的 $[e(k), \Delta e(k), \Sigma e(k), \theta(k)]$ 通过分类方法求出 $u(k)$ 所属的子域(即一个模式类), 则(5)式调节器的解成立, 可见 PID 调节器可转化为模式识别中的一个问题.

若将模式类的表示记为 $[\eta_1 \ \eta_2 \ \dots \ \eta_i]$, 则相应的调节器模式识别表示形式为

$$u(k) = [\eta_1 \ \eta_2 \ \dots \ \eta_i] * [e(k), \Delta e(k), \Sigma e(k), \theta(k)]. \quad (6)$$

3.2 多输入多输出系统

调节器输出为

$$U(k) = H(E(k), \Delta E(k), \Sigma E(k), \theta(k)). \quad (7)$$

其中 $U(k) \in R^r$, $E(k) \in R^l$, $\theta(k) \in R^o$, 并有

$$e_i(k) \in [e_{i,\min}, e_{i,\max}], \quad i = 1, \dots, l,$$

$$\Delta e_i(k) \in [\Delta e_{i,\min}, \Delta e_{i,\max}], \quad i = 1, \dots, l,$$

$$\Sigma e_i(k) \in [I_{i,\min}, I_{i,\max}], \quad i = 1, \dots, l,$$

$$u_i(k) \in [u_{i,\min}, u_{i,\max}], \quad i = 1, \dots, r.$$

(7)式的模式识别形式为

$$U(k) = \begin{bmatrix} (\eta_{11} & \eta_{12} & \dots & \eta_{1r}) \\ \vdots \\ (\eta_{r1} & \eta_{r2} & \dots & \eta_{rr}) \end{bmatrix} * [E(k), \Delta E(k), \Sigma E(k), \theta(k)]. \quad (8)$$

以上给出的基于模式识别 PID 调节器结构参数可以是已知, 也可以是未知; 既可以是线性的, 又可以是非线性的. 我们称它为广义 PID 调节器.

4 广义 PID 调节器参数整定

基于模式识别(PR)的自整定控制系统如图 1 所示, P 为对象, C 为调节器. 通过求解一优化问题, 获得调节器的参数 $\theta(k)$.

$$\min_{\theta(k)} J = \psi(e(k)). \quad (9)$$

(9) 式的模式识别表示形式为

$$\min_{\theta(k)} J = [\delta_1 \cdots \delta_r] * [e(k)] = [\delta_1 \cdots \delta_r] * [u(k) \ y(k) \ \theta(k)], \quad (10)$$

$$\theta^{i+1}(k) = \theta^i(k) - S_{\theta^i(k)}^i \nabla J_{\theta^i(k)}^i, \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \nabla J_{\theta^i(k)}^i &= \frac{\partial J}{\partial \theta^i(k)} = \frac{J(\theta^i(k) + \Delta \theta^i(k)) - J(\theta^i(k))}{\Delta \theta^i(k)} \\ &= \frac{[\delta_1 \cdots \delta_r] * [u^i(k), y^i(k), \theta^i(k) + \Delta \theta^i(k)] - [\delta_1 \cdots \delta_r] * [u^i(k), y^i(k), \theta^i(k)]}{\Delta \theta^i(k)}, \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \varphi(S_{\theta^i(k)}^i) &= J[\theta^i(k) - S_{\theta^i(k)}^i \nabla J_{\theta^i(k)}^i] \\ &= [\delta_1 \cdots \delta_r] * [u^i(k), y^i(k), \theta^i(k) - S_{\theta^i(k)}^i \nabla J_{\theta^i(k)}^i] \end{aligned} \quad (13)$$

5 模式表示和模式分类

前面尚未给出具体的模式表示和模式分类方法, 本节将详细研究这一问题. 利用一种称为 MHB 的模式表示和分类方法^[1], 来求解基于模式识别的自整定控制问题. 将 MHB 表示方法取代最近邻分类中的多点表示, 给出特征向量 Z 到 Hyperbox 的距离定义, 由此设计分类器.

一个 Hyperbox 为一逻辑复合体(1-complex), 具有如下形式

$$[z_1 = a_1 \cdots b_1] \wedge [z_2 = a_2 \cdots b_2] \wedge \cdots \wedge [z_N = a_N \cdots b_N],$$

这里 $z_k = a_k \cdots b_k$, $k=1, N(N=l+r)$, 表示 z_k 可在 $[a_k, b_k]$ 中取值.

如果将 $y(k+1)$ 的值域所划分的类别记为: $\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_q$, 则相应 ω_i 的 MHB 记为 $\beta_i (1 \leq i \leq q)$, 并有如下形式

$$\begin{aligned} &[z_1 = a_{11} \cdots b_{11}] \wedge [z_2 = a_{12} \cdots b_{12}] \wedge \cdots \wedge [z_N = a_{1N} \cdots b_{1N}], \\ &\vee [z_1 = a_{21} \cdots b_{21}] \wedge [z_2 = a_{22} \cdots b_{22}] \wedge \cdots \wedge [z_N = a_{2N} \cdots b_{2N}], \\ &\vdots \\ &\vee [z_1 = a_{s1} \cdots b_{s1}] \wedge [z_2 = a_{s2} \cdots b_{s2}] \wedge \cdots \wedge [z_N = a_{sN} \cdots b_{sN}]. \end{aligned}$$

并记 $L_i(A, B) = (a_{11}, \cdots, a_{1N}, \cdots; a_{s1}, \cdots, a_{sN}; \cdots; b_{11}, \cdots, b_{1N}, \cdots; b_{s1}, \cdots, b_{sN})$.

下面以 β_i 为例介绍怎样从样本模式中生成模式类的表示 MHB:

第一步 在 ω_i 的样本模式中按下式选择一点

$$\sum_{1 \leq j \leq J} 1/d(Z^i, Z^j) = \max \left\{ \sum_{1 \leq j \leq J} 1/d(Z^i, Z^j), \quad j = 1, J; j \neq i \right\}. \quad (14)$$

其中

$$d(Z^i, Z^j) = \begin{cases} \|Z^i - Z^j\|^2 = \sum_{k=1}^N (z_k^i - z_k^j)^2, & \|Z^i - Z^j\| \geq \varepsilon_d, \\ \varepsilon_d^2, & \|Z^i - Z^j\| < \varepsilon_d. \end{cases}$$

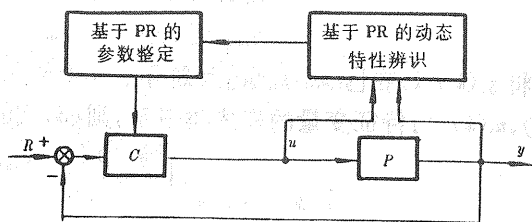


图 1 基于 PR 的自整定控制系统

3 期

式中 Z^i 为 ω_i 的样本模式, J 为 ω_i 的样本总数, e_i 为小正数.

第二步 Hyperbox 以 Z^* 为起点, 在特征空间中扩展. 如果扩展到此 1-complex 包括属于其它类别的样本模式数大于预先设定的正数 P 时, 扩展停止, 否则继续扩展.

第三步 除去包括在以上生成的 1-complex 中的 ω_i 的样本模式, 这时 ω_i 的样本模式数减少了, 若 ω_i 的样本模式数仍然大于预先设定的正数 Q 时, 转第一步生成下一个 1-complex, 否则转下步.

第四步 将以上生成的所有 1-complex 的逻辑和构成 β_i .

若对每一个 $y_i(k+1)$ ($i=1, l$) 均由上述步骤建立其相应模式类的表示, 由此可得到 $\{\beta_{ij}, j=1, q; i=1, l\}$.

模式 Z 到 MHB 的距离平方定义如下

$$d(Z, \beta_j) = \min \left\{ \sum_{j=1}^N d_r(Z_j, m), m = 1, s \right\}. \quad (15)$$

式中

$$d_r(Z_j, m) = \begin{cases} 0, & a_{m,j} \leq z_j \leq b_{m,j}, \\ \min \{ (z_j - a_{m,j})^2, (z_j - b_{m,j})^2 \}, & \text{其它}. \end{cases}$$

如果 Z 归属于 ω_L , 则应满足

$$d(Z, \beta_L) = \min \{ d(Z, \beta_i), i = 1, q \}. \quad (16)$$

6 模式的学习

从实际系统采集的作为样本模式的数据常带有随机误差, 如果样本模式太多, 建立初始模式类表示的计算量将会增加, 因而通过逐次学习提高估计的准确性是十分必要的.

在 MHB 的分类方法中, 模式类 ω_i 和 ω_j 之间的判决规则实际可表示成如下形式

$$d(Z, \beta_i) - d(Z, \beta_j) \begin{cases} < 0 \\ > 0 \end{cases} \rightarrow Z \in \begin{cases} \omega_i \\ \omega_j \end{cases}. \quad (17)$$

随机逼近学习的目标函数可表示成

$$e^2 = \frac{1}{N_2} \sum_{k=1}^{N_2} (d(Z_k, \beta_{ik}) - d(Z_k, \beta_{jk}) - r(Z_k))^2. \quad (18)$$

式中 Z_k 为用于学习的样本模式, N_2 为样本模式数, i_k 和 j_k 分别为错判的类别数和正确的类别数, $r(Z_k)$ 要求的分类器输出 ($r(Z_k) > 0$).

若将 β_i 用 $L_i(A, B)$ 表示, 则逐次学习算式具有如下形式:

$$\begin{aligned} L_{ik}^{+1}(A, B) &= L_{ik}(A, B) - 2e_k(d(Z_k, \beta_{ik}) - d(Z_k, \beta_{jk}) - r(Z_k)) \frac{\partial d(Z_k, \beta_{ik})}{\partial L_{ik}(A, B)}, \\ L_{jk}^{+1}(A, B) &= L_{jk}(A, B) + 2e_k(d(Z_k, \beta_{ik}) - d(Z_k, \beta_{jk}) - r(Z_k)) \frac{\partial d(Z_k, \beta_{jk})}{\partial L_{jk}(A, B)}. \end{aligned} \quad (19)$$

这里 e_k 满足

$$\lim_{k \rightarrow \infty} e_k = 0, \quad \sum_{k=1}^{\infty} e_k = \infty, \quad \sum_{k=1}^{\infty} e_k^2 < \infty.$$

7 在精馏过程中的应用

7.1 系统动态特性描述

精馏塔灵敏板温度可用一阶惯性环节加纯滞后对象 $P(S) = K_0 e^{-\tau_0 S} / (T_0 S + 1)$ 描述,

其中 K_0 为放大倍数, T_0 为时间常数, τ_0 为纯滞后时间. 自整定控制系统结构如图 1 所示. 用模式识别描述系统动态特性为

$$y(k+1) = [\beta_1 \cdots \beta_q] * [y(k), u(k-d)]. \quad (20)$$

其中 d 为滞后步数, 对一阶惯性环节加纯滞后对象 $d = \frac{\tau_0}{T_s}$, $\tau_0 = 90$ 秒, 采样周期 $T_s = 15$ 秒.

7.2 调节器结构

PID 控制规律为增量型算式

$$\Delta u(k) = K_0 \left\{ [e(k) - e(k-1)] + \frac{T_s}{T_i} e(k) + \frac{T_s}{T_d} [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \right\}. \quad (21)$$

其中 $K_i = \frac{K_0 T_s}{T_i}$, $K_d = \frac{K_0 T_s}{T_d}$; T_s , T_i , T_d 分别为采样周期、积分时间和微分时间; K_0 , K_i , K_d 分别为比例、积分和微分增益.

调节器的模式识别形式为

$$u(k) = [\eta_1 \cdots \eta_t] * [e(k), \Sigma e(k), \theta(k)]. \quad (22)$$

其中

$$\theta(k) = [K_0(k), K_i(k), K_d(k)]^T.$$

7.3 调节器参数整定

在基于模式识别的自整定控制系统中, 调节器参数的整定是根据系统动态特性, 在目标函数最小下得到的. 一般采用的目标函数是误差平方的积分. 对随动系统 $J = \int_0^t e^2(t) dt$, 对定值系统 $J = \int_0^t |e(t)| dt$.

7.4 实验研究

基于模式识别的自整定控制采用 IBM-PC 微机在一套实验性二元精馏塔上进行试验, 塔的直径为 15cm, 塔高为 300cm, 共有 15 块塔板, 采用酒精和水的混合物进料, 塔处于常压条件下操作, 塔釜采用 2 个 2kw 管式电加热器加热, 通过改变可控硅控制角的大小控制管式加热器两端的电压来调节加热量大小, 实验所示控制系统如图 2. 该塔的控制参数是精馏段灵敏板的温度, 操纵变量是塔釜管式加热器的加热量. 其余进料流量、成分、塔顶回流、回流罐液位均维持恒定.

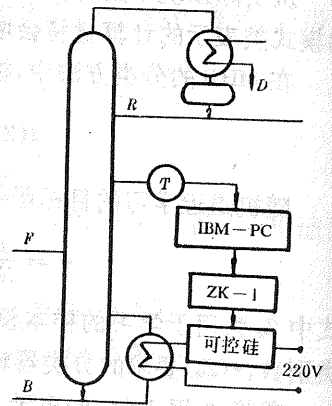


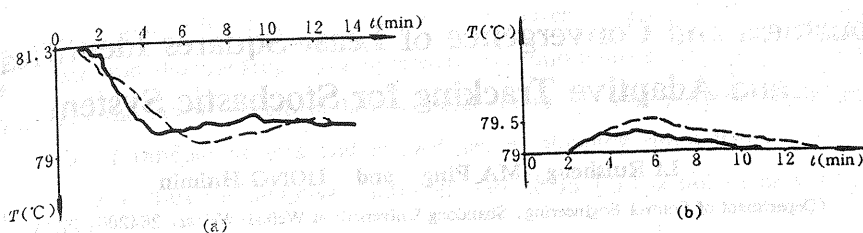
图 2 精馏过程控制系统

基于模式识别的自整定控制系统投运步骤为

1) 开环操作 进料流量保持在 25(l/h), 组分为 0.15(mol/l) 酒精, 温度为室温, 回流为 20(l/h), 调整加热量, 灵敏板温度 79℃, 釜温为 95℃ 左右, 稳定后进行常规 PID 控制, 每 15 秒采样一次.

2) 闭环识别 用模式识别在线识别系统的动态特性.

3) 自整定控制 根据系统动态特性的描述, 用基于模式识别的优化方法对调节参数进行自整定. 正常运行后, 根据生产情况或定期进行识别, 以获得适应不同工况下的调节器最优整定参数.



实线:基于模式识别的自整定控制 虚线:常规 PID 控制

图 3 试验结果 (a) 随动系统 (b) 定值系统

为了验证基于模式识别自整定控制方法的有效性,人为施加阶跃变化,获得响应曲线如图3所示.由此可见,基于模式识别的自整定控制效果较好,且优于常规 PID 控制.

8 结束语

本文提出一种基于模式识别的自整定控制方法,代替了以往自整定控制所需的数学模型,为在那些用传统方法难以建模的场合实现自整定控制提供了一条新的途径.

参 考 文 献

- [1] Ye, N. and Lu, Y. Z.. An Application of Pattern Recognition to Systems Modelling. Proc. 8th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, 1988, 1702—1707

Self-Tuning Control Based on Pattern Recognition and Its Application

HU Zexin and JIANG Weisun

(East China Institute of Chemical Technology, Shanghai, 200237, PRC)

Abstract: The self-tuning control based on pattern recognition is developed. The system dynamics and controller structures are described by the pattern class and pattern classification. The controller parameters are obtained by a pattern recognition based optimization. The self-tuning control method is based on the system measurement data sequences when the system dynamic model parameters are unknown. The effectiveness of the techniques proposed is demonstrated by their successful application to a pilot binary distillation column in a IBM-PC microprocessor. Compared with conventional PID regulator, it has obvious advantages.

Key words: self-tuning control; pattern recognition; distillation process

本文作者简介

胡泽新 1961年生. 1990年获华东化工学院工学博士学位, 主要研究方向为过程控制, 智能控制, 调优、生化控制, 化工过程柔性系统, 管理控制一体化, 神经网络控制等.

蒋慰孙 1926年生. 1947年毕业于上海交通大学化学系, 50年代中期起从事过程控制方面的教学科研工作. 现为华东工学院教授, 博士生导师, 自动化研究所所长. 目前研究方向为过程建模, 智能控制, 新型控制系统, 容错控制等.