

基于一种集成模型的多变量非线性预测控制*

黄道平 朱学峰 周其节

(华南理工大学自动控制工程系·广州, 510640)

摘要: 提出了一种由人工神经网络与线性 ARX 模型相结合的集成模型, 给出了其辨识训练方法. 以此模型为基础, 提出了一种多变量非线性预测控制算法. 它利用线性预测控制的成果, 得到一解析式的非线性优化控制输入, 避免了通常非线性模型(包括普通人工神经网络模型)预测控制所需的在线数值寻优计算, 节约了在线计算时间, 提高了算法的可靠性和稳定性. 进一步给出了在 CSTR 反应器上的仿真实验结果.

关键词: 预测控制; 多变量非线性系统; 人工神经网络; 集成模型; CSTR 反应器

Multivariable Nonlinear Predictive Control Based on an Integrating Model

Huang Daoping, Zhu Xuefeng and Zhou Qijie

(Department of Automatic Control Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, 510640, P. R. China)

Abstract: An integrating model combining the artificial neural network with the linear ARX model and its identification method is proposed. Based on that model, a multivariable nonlinear predictive control algorithm is presented. The algorithm employs the result of the linear predictive control, obtains explicit nonlinear optimal controlling inputs and doesn't need on-line numerical optimizing which is necessary in general nonlinear model (including ANN model) predictive control. That greatly decreases on-line computing consumption, strengthens the reliability of the algorithm and the stability of the system. The simulation results in CSTR are shown.

Key words: predictive control; multivariable nonlinear system; ANN; integrating model; CSTR

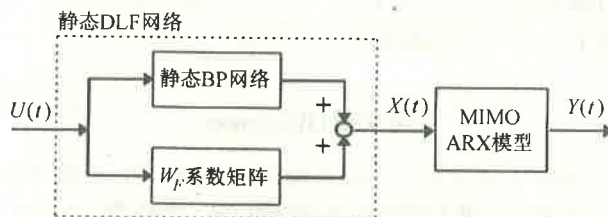
1 引言(Introduction)

预测控制(Model Predictive Control, 简称 MPC)是目前工业过程控制中最具生命力的控制算法之一. 初期的预测控制是基于线性模型的线性预测控制, 后来又发展了非线性预测控制(Nonlinear Model Predictive Control, 简称 NMPC)^[1,2]. 在 NMPC 中, 采用一个非线性模型来预测过程未来之输出, 在每个采样时刻, 通过求解一非线性规划问题来对输入量、状态变量及输出量进行约束. 然而, 在实际应用中, 这类算法由于本身的在线寻优迭代性质, 使得计算时间相当长, 而且在理论上尚未解决诸如收敛性、闭环系统稳定性等问题. 本文提出一种将人工神经网络 DLF 网络(Direct Linear Feedthrough)模型^[3,4]与多变量线性 ARX 模型相结合的集成模型, 它可以描述大部分多变量非线性过程. 以此模型为基础, 提出了一种多变量非线性预测控制算法. 此算法利用线性预测控制的成果, 不需要在线数值寻优、计算量小. 在 CSTR 反应器上的仿真实验表明了此算法的有效性

和实用性.

2 一种集成模型的结构及辨识训练方法 (Architecture and identification training method of an integrating model)

2.1 集成模型的结构(Architecture of an integrating model)



此集成模型结构如图 1 所示, 由两大部分组成: 非线性静态 DLF 网络和动态线性 ARX 模型. DLF 网络^[3,4]与 BP 网络的唯一差别在于其输入层和输出层之间的直接联系, 即输入层的每个神经元均与输出层相互联结. 整个集成模型可由下面式(1)、(2)描述.

* 华南理工大学自然科学基金(EI-108-193)资助项目.

本文于 1997 年 7 月 18 日收到. 1998 年 2 月 16 日收到修改稿.

1) 静态(非线性)DLF 网络模型(参照图 1).

$$X(t) = W_F U(t) + N_{BP}(U(t)). \quad (1)$$

其中, W_F 是一常数矩阵, $N_{BP}(\cdot)$ 表示一多层前向 BP 神经网络映射. DLF 网络实际上是由第一项的线性映射 W_F 和第二项的非线性映射 $N_{BP}(\cdot)$ 并联而成.

2) 动态线性 MIMO ARX 模型.

$$A(q^{-1})Y(t) = B(q^{-1})X(t). \quad (2)$$

而

$$Y(t) \equiv [y_1(t) \ y_2(t) \ \cdots \ y_n(t)]^T, \quad (3)$$

$$X(t) \equiv [x_1(t) \ x_2(t) \ \cdots \ x_n(t)]^T, \quad (4)$$

$$U(t) \equiv [u_1(t) \ u_2(t) \ \cdots \ u_n(t)]^T. \quad (5)$$

而 $A(q^{-1})$ 和 $B(q^{-1})$ 均是 $n \times n$ 的多项式矩阵(假设系统的输入输出数均为 n 个).

2.2 集成模型的辨识训练方法(Identification training method to an integrating model)

如图 1 所示的多变量非线性对象的集成模型, 可采用先训练 DLF 网络, 后辨识 ARX 模型的方法:

1) 静态 DLF 网络的训练. 这部分描述的是对象的静态非线性特性. 在获得多输入多输出过程在各个可能的不同工作点上的各输入输出静态(稳态)数据(可通过实验测取)后, 首先用一线性代数方程组 $X(t) = W_F U(t)$ 来拟合多变量对象的静态数据, 这将起到粗略拟合的作用. 然后再计算对象静态输出与 $W_F U(t)$ 之间的差值 $E^*(t)$, 再用 $E^*(t)$ 与实测的静态输入 $U(t)$ 来训练一多层静态 BP 网络. 这 BP 网络的训练可采用 MATLAB Neural Network Toolbox 中的标准训练程序来实现;

2) 动态线性部分 MIMO ARX 模型的辨识. 在获得实际对象所有输入输出之间的动态数据 $\{U(t)\}, \{Y(t)\}$ 后, 利用前面已获得的静态 DLF 网络模型, 将所有输入数据 $\{U(t)\}$ 转换成中间变量数据 $\{X(t)\}$. 有了 $\{X(t)\}$ 与 $\{Y(t)\}$ 数据后, 即可用线性辨识方法来确定式(2)中 MIMO ARX 模型的各参数. 这可用 MATLAB Identification Toolbox 中的 $\text{arx}(\cdot)$ 辨识函数来实现.

3 基于集成模型的多变量非线性预测控制策略 (Multivariable nonlinear predictive control method based on an integrating model)

基于集成模型的多变量非线性预测控制 (Predictive Control based on an Integrating Model, 简称 PCIM) 系统之方块图如图 2 所示. 其基本思想为: 由于集成模型是由动态线性和静态非线性两部分构成的, 基于其线性部分 ARX 模型, 借助于线性预测控制思想, 可设计出基于 ARX 模型的多变量线性预测

控制算法, 从而获得达到输出优化控制所需的中间控制变量 $X^*(t)$. 进一步, 通过一定的方法, 借助于静态非线性模型, 实现从中间控制量 $X^*(t)$ 到实际控制量 $U(t)$ 的变换, 从而获得非线性优化控制所需的实际控制输入 $U(t)$. 下面将简述实现上面二部分内容的具体方法.

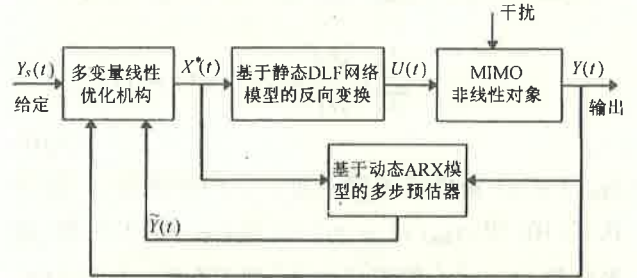


图 2 基于集成模型的多变量非线性预测控制系统方块图

Fig. 2 Block diagram of multivariable nonlinear predictive control system based on an integrating model

3.1 基于 ARX 模型的多变量线性预测控制算法 (ARX model based multivariable linear predictive control algorithm) (PCARXM)

由于书写的原因, 下面仅以二输入二输出系统为例导出基于 ARX 模型的线性预测控制算法(显然, 将此算法推广到 n 输入 n 输出系统已不存在理论方法上的问题). 对此, 式(2)的 ARX 模型可改成如下具体的模型表达式:

$$y_k(t) = \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{i=1}^{na_{kl}} a_{kl}^{(i)} y_l(t-i) \right] + \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{i=1}^{nb_{kl}} b_{kl}^{(i)} x_l(t-i) \right], \quad k = 1, 2. \quad (6)$$

其中 $a_{kl}^{(i)}$ 和 $b_{kl}^{(i)}$ ($k = 1, 2, l = 1, 2$) 是模型系数, 而 na_{kl} 和 nb_{kl} ($k = 1, 2, l = 1, 2$) 是相应输出变量和输入变量的阶数. 在式(6)的两边乘以 $\Delta = 1 - q^{-1}$, 可得如下用输入量增量表示的关系式:

$$y_k(t) = \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{i=1}^{na_{kl}+1} \tilde{a}_{kl}^{(i)} y_l(t-i) \right] + \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{i=1}^{nb_{kl}} b_{kl}^{(i)} \Delta x_l(t-i) \right]. \quad (7)$$

其中系数:

$$\tilde{a}_{kl}^{(i)} = \begin{cases} a_{kl}^{(i)}, & i = 1, \\ a_{kl}^{(i)} - a_{kl}^{(i-1)}, & 2 \leq i \leq na_{kl}, \\ -a_{kl}^{(i-1)}, & i = na_{kl} + 1. \end{cases} \quad (8)$$

$k = 1, 2, l = 1, 2$.

根据式(7), 经推导可得模型未来 R 步输出的

直接预测公式(推导过程略):

$$\bar{y}_k(t+p) = \bar{y}_{km}(t+p) + \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{j=0}^{p-1} b_{kl}^{(p-j)} \Delta x_l(t+j) \right], \quad (9)$$

式中 $k = 1, 2, \quad 1 \leq p \leq R$.

$$\begin{aligned} \bar{y}_{km}(t+p) = & \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{j=1}^{na_{kl}+1} \tilde{a}_{kl}^{(j)} \bar{y}_{lm}(t+p-j) \right] + \\ & \sum_{l=1}^2 \left[\sum_{j=1}^{nb_{kl}-p} b_{kl}^{(p+j)} \Delta x_l(t-j) \right]. \end{aligned} \quad (10)$$

$\bar{y}_{km}(t+p)$ 是由过去输入量产生的预测部分. 注意在式(10)中, $\bar{y}_{km}(i) = y_k(i)$ (当 $i \leq t$ 时). 另外, 如果阶数 $nb_{kl} \leq p$, 则相应的 $\sum$ 项不存在. 方程式(9)中的系数可由下式迭代算出:

$$b_{kl}^{(pi)} = \begin{cases} b_{kl}^{(i)}, & i = 1, \\ \sum_{j=1}^{i-1} [\tilde{a}_{kl}^{(j)} b_{ll}^{((p-j)(i-j))} + \tilde{a}_{k2}^{(j)} b_{2l}^{((p-j)(i-j))}] + \\ b_{kl}^{(i)}, & 2 \leq i \leq p, \end{cases} \quad (11)$$

$$G = \begin{bmatrix} b_{11}^{(11)} & b_{12}^{(11)} & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ b_{21}^{(11)} & b_{22}^{(11)} & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ b_{11}^{(22)} & b_{12}^{(22)} & b_{11}^{(21)} & b_{12}^{(21)} & \cdots & 0 & 0 \\ b_{21}^{(22)} & b_{22}^{(22)} & b_{21}^{(21)} & b_{22}^{(21)} & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ b_{11}^{((L+1)(L+1))} & b_{12}^{((L+1)(L+1))} & b_{11}^{((L+1)L)} & b_{12}^{((L+1)L)} & \cdots & b_{11}^{((L+1)1)} & b_{12}^{((L+1)1)} \\ b_{21}^{((L+1)(L+1))} & b_{22}^{((L+1)(L+1))} & b_{21}^{((L+1)L)} & b_{22}^{((L+1)L)} & \cdots & b_{21}^{((L+1)1)} & b_{22}^{((L+1)1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{11}^{(RR)} & b_{12}^{(RR)} & b_{11}^{(R(R-1))} & b_{12}^{(R(R-1))} & \cdots & b_{11}^{(R(R-L))} & b_{12}^{(R(R-L))} \\ b_{21}^{(RR)} & b_{22}^{(RR)} & b_{21}^{(R(R-1))} & b_{22}^{(R(R-1))} & \cdots & b_{21}^{(R(R-L))} & b_{22}^{(R(R-L))} \end{bmatrix}. \quad (16)$$

考虑到模型误差及不可测干扰, 得到修正后的预测值为:

$$Y_c(t) = \bar{Y}(t) + H(t). \quad (17)$$

而

$$Y_c(t) = [y_{1c}(t+1) \ y_{2c}(t+1) \ y_{1c}(t+2) \ y_{2c}(t+2) \cdots y_{1c}(t+R) \ y_{2c}(t+R)]^T, \quad (18)$$

$$H(t) = [h_1(t) \ h_2(t) \ h_1(t) \ h_2(t) \cdots h_1(t) \ h_2(t)]^T, \quad (19)$$

$h_k(t)$ 是第 k 个输出预测值的修正项, 定义为

$$h_k(t) = y_k(t) - \bar{y}_k(t | t-1), \quad k = 1, 2. \quad (20)$$

多变量系统的参考轨迹定义如下:

$$k = 1, 2, \quad l = 1, 2, \quad 1 \leq p \leq R.$$

当优化长度为 L 时 ($L < R$, R 为预测总长度), 在式(9)中, 令 $\Delta x_l(t+j) = 0$ (当 $j > L$ 时). 预测公式(9)可写成如下矩阵形式:

$$\bar{Y}(t) = \bar{Y}_m(t) + G \Delta X(t). \quad (12)$$

而

$$\begin{aligned} \bar{Y}(t) = & [\bar{y}_1(t+1) \ \bar{y}_2(t+1) \ \bar{y}_1(t+2) \\ & \bar{y}_2(t+2) \cdots \bar{y}_1(t+R) \ \bar{y}_2(t+R)]^T, \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \bar{Y}_m(t) = & [\bar{y}_{1m}(t+1) \ \bar{y}_{2m}(t+1) \ \bar{y}_{1m}(t+2) \\ & \bar{y}_{2m}(t+2) \cdots \bar{y}_{lm}(t+R) \ \bar{y}_{2m}(t+R)]^T, \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \Delta X(t) = & [\Delta x_1(t) \ \Delta x_2(t) \ \Delta x_1(t+1) \ \Delta x_2(t+1) \\ & \cdots \Delta x_1(t+L) \ \Delta x_2(t+L)]^T. \end{aligned} \quad (15)$$

G 为预测系数矩阵 ($2R \times 2(L+1)$ 矩阵):

$$\begin{aligned} y_{kr}(t+p) = & \alpha^p y_k(t) + (1 - \alpha^p) y_{ks}(t), \\ k = & 1, 2, \quad p = 1, 2, \cdots, R. \end{aligned} \quad (21)$$

$y_k(t)$ 和 $y_{ks}(t)$ 分别是第 k 个输出在 t 时刻的测量值以及相应的给定值. $0 \leq \alpha < 1$ 是柔化因子.

定义参考轨迹向量如下:

$$Y_r(t) = [y_{1r}(t+1) \ y_{2r}(t+1) \ y_{1r}(t+2) \ y_{2r}(t+2) \cdots y_{1r}(t+R) \ y_{2r}(t+R)]^T. \quad (22)$$

为了求取优化输入 $\Delta X(t)$, 引入以下的二次型性能指标:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta x(t)} J = & [Y_c(t) - Y_r(t)]^T Q [Y_c(t) - Y_r(t)] + \\ & \Delta X^T(t) F \Delta X(t). \end{aligned} \quad (23)$$

其中 Q 和 F 分别为过程输出与输入加权(对角)矩阵. 式(23)对 $\Delta X(t)$ 微分, 并令其等于零, 即可解得以下的控制律:

$$\Delta X(t) = (G^T Q G + F)^{-1} [G^T Q (Y_r(t) - \bar{Y}_m(t) - H(t))]. \quad (24)$$

在获得 $\Delta X(t)$ 后, 一般地只有 t 时刻的控制量被执行. 即 $\Delta X(t)$ 的第一行即为 $\Delta x_1(t)$, 第二行即为 $\Delta x_2(t)$. 则当前之控制量即可由下式算出:

$$x_k(t) = x_k(t-1) + \Delta x_k(t), \quad k = 1, 2. \quad (25)$$

3.2 实际非线性控制输入的获取 (Derivation of actual nonlinear control input)

上述式(25)获得了希望对象输出跟踪参考轨迹所需的优化中间控制量 $X(t)$. 但它尚不是实际对象的控制输入. 从图 1 可以看出, $X(t)$ 与实际输入 $U(t)$ 之间的关系由静态 DLF 网络模型描述(式(1)). 现在的问题是: 在中间控制量 $X(t)$ 已获取的情况下, 如何反过来求出优化的实际非线性控制输入 $U(t)$.

从式(1)可知, 由于 $N_{BP}(U(t))$ 是由 BP 网络描述的非线性映射, 所以在给定 $X(t)$ 值的情况下, 要从式(1)解出 $U(t)$ 是困难的. 为此本文采用了以下近似的计算公式(此时, 采样周期不宜太大). 将式(1)近似为

$$X(t) = W_F U(t) + N_{BP}(U(t-1)). \quad (26)$$

上式中的 W_F 是已知的 $n \times n$ 模型系数矩阵. 这样从式(26)可求得所需的实际控制输入

$$U(t) = W_F^{-1} [X(t) - N_{BP}(U(t-1))]. \quad (27)$$

在必要时, 可以对 $U(t)$ 进行迭代修正. 迭代修正公式如下:

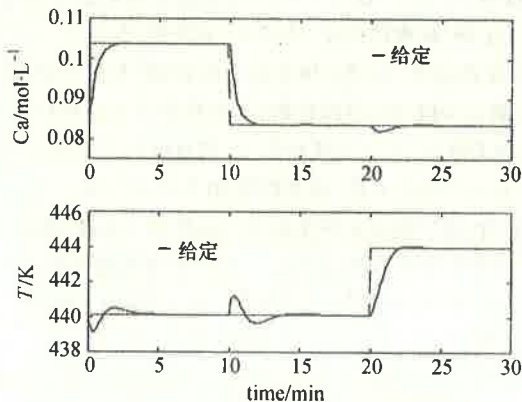


图 3 CSTR 的多变量非线性 PCIM 控制曲线
Fig. 3 Control curve of multivariable nonlinear PCIM for CSTR

5 结束语 (Conclusion)

本文提出的基于一种集成模型的多变量非线性

$$U^{(k)}(t) = W_F^{-1} [X(t) - N_{BP}(U^{(k-1)}(t))]. \quad (28)$$

上式中, k 表示迭代序号. 首次的 $U^{(k-1)}(t)$ 从式(27)获得, 所需迭代次数依实际情况而定.

4 CSTR 反应器上的仿真研究 (Simulation study to CSTR)

连续搅拌釜式反应器 (CSTR) 的反应过程可由一非线性微分方程组来描述^[5]:

$$\begin{cases} \dot{c}_A = \frac{q}{v} (c_{Af} - c_A) - k_0 c_A \exp(-\frac{E}{RT}), \\ \dot{T} = \frac{q}{v} (T_f - T) + \frac{(-\Delta H) k_0 c_A \exp(-\frac{E}{RT})}{\rho c_p} + \frac{\rho_c c_{pc}}{\rho c_p v} q_c [1 - \exp(-\frac{hA}{q_c \rho_c c_{pc}})] (T_{cf} - T). \end{cases} \quad (29)$$

一单级不可逆放热反应 $A \rightarrow B$ 在反应器中进行. c_A 是生成物 A 的浓度; T 是反应器温度; q_c 是冷却剂流量; q 是进料流量. 此例中, c_A 和 T 作为对象输出, q_c 和 q 作为对象输入. 显然, 这是一个二输入二输出、严重关联和严重非线性的系统. 采样周期 $T_s = 0.1$ 分, DLF 网络中的 BP 采用 2-10-2 网络结构, ARX 模型中的输入输出阶数均采用 2 阶. 控制系统框图如图 2 所示, 仿真曲线如图 3 所示. 从图 3 可以看出, 对于严重关联的二输入二输出非线性系统, 基于集成模型的多变量非线性预测控制 (PCIM) 能获得良好的控制效果. 图 4 是在使进料成分 c_{Af} 作 -4% 的阶跃变化时, 多变量非线性系统 (PCIM) 的抗干扰过渡过程曲线. 从图可以看出, PCIM 有较好的抗干扰能力 (且明显好于 PCARXM).

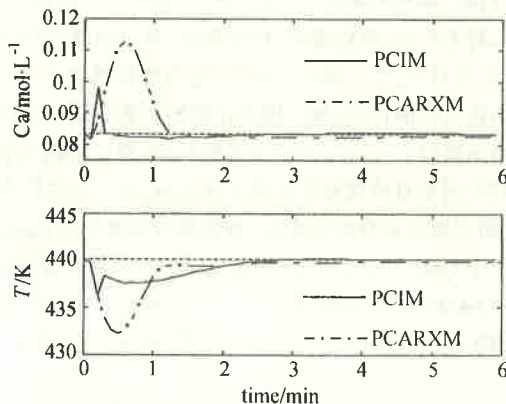


图 4 CSTR 进料成分 c_{Af} 作 -4% 阶跃干扰时的响应曲线
Fig. 4 Output responses for -4% changes of the feed composition c_{Af}

预测控制算法, 适用了大部分多变量非线性系统. 特别是集成模型中采用了 DLF 神经网络模型, 它不仅

能很好地拟合各种复杂的非线性静态特性,而且便于多变量非线性预测控制器的设计.此算法在集成模型的基础上,可以将线性预测控制的成果转化非线性预测控制方法.其最大特点是在非线性优化控制量计算时避免了通常非线性模型预测所需的在线数值寻优计算,大大节约了在线计算时间,同时提高了算法的可靠性和稳定性.本文提出的建模和控制方法为多变量非线性过程控制提供了一种有效的控制手段.

参考文献(References)

- 1 席裕庚.预测控制.北京:国防工业出版社,1993
- 2 朱学峰.CSTR 的非线性预测控制.华南理工大学学报,1995,23(6):7-16
- 3 Haesloop D and Holt B R. A neural network structure for system identification. 1991 Amer. Cont. Conf. 1991,54(6):1453-1468
- 4 朱学峰,丁恩景,朱一帆.基于人工神经网络模型的预测控制研究.华南理工大学学报.1995,23(6):42-47
- 5 Henson M A and Seborg D E. Input-output Linearization of General Non-linear Process. American Institute of Chemical Engineers Journal, 1990,36(11):1753-1757

本文作者简介

黄道平 1961年生.现为华南理工大学副教授.分别于1982年、1986年和1998年在华南理工大学获得学士、硕士和博士学位.1995至1996年在比利时根特大学作访问学者.目前的主要研究方向为多变量非线性过程控制,预测控制,智能控制和人工神经网络.

朱学峰 1940年生.现为华南理工大学教授,博士生导师.分别于1962年和1965年在华南化工学院和华南工学院获得学士和硕士学位.主要研究方向:工业过程的建模、仿真、控制和优化.

周其节 1930年生.1951年毕业于中山大学,1955年哈尔滨工业大学研究生毕业,现为华南理工大学教授,博士生导师.主要研究领域为非线性系统理论,线性系统理论,变结构控制系统及机器人与控制.

《模糊控制·神经控制和智能控制论》

第二版出版发行

由哈尔滨工业大学控制工程系李士勇教授编著的《模糊控制·神经控制和智能控制论》专著,自1996年10月第一版出版发行以来,受到了国内外专家、同行及广大读者的一致好评,并成为畅销书.中国科学院院士、清华大学李衍达教授认为:“本书特色是立足点高,视野开阔,内容新颖又深入浅出,使读者能驰骋于广阔的交叉领域上,增长见识,启发思维,同时又能设计并应用于实际.本书是控制领域中颇具特色的一本科技著作.”中国工程院院士、哈尔滨建筑大学王光远教授指出:“智能控制,包括模糊控制与神经控制是目前在理论上迅速发展,在应用上日益广泛的高新技术和具有重大长远意义的新兴科学.这本著作是一本水平很高的教材和专著,本书的出版必将推动我国在智能控制领域的研究水平和应用.”此外,美国田纳西大学著名教授洪箴(J.C. Hung)及台湾成功大学著名教授陈朝光先生都对本书给予了好评.

为了满足广大科研和教学人员的需要,本书第二版对第一版中的印刷错误及不妥之处进行了认真地校正和修改,并增加了部分新内容,如粗糙集合、人工生命等.本书第二版仍分四篇共24章.第一、二篇(1~8章)是智能控制的新学科基础,包括思维科学,智能模拟,模糊逻辑,粗糙集合,神经网络,遗传算法,人工生命,耗散结构论,协同学,突变论,混沌学,可拓逻辑,知识工程及信息科学;第三篇(9~20章)是智能控制理论、系统设计及实现技术,包括多级递阶智能控制,专家控制,模糊控制,神经控制,仿人智能控制,基于模式识别的智能控制,多模变结构控制,学习控制,混沌控制,可拓控制及智能控制系统的稳定性分析;第四篇(21~24章)介绍了模糊控制、神经控制及智能控制的工程应用,包括从冶炼、轧钢及电力等工业过程控制,到高技术机翼、列车自动驾驶等运载工具控制;从工业机器人控制,到家电产品洗衣机、摄像机等20个应用实例.

本书第二版内容全面而新颖,各部分内容既相对独立,又有机结合,可以满足多种学科不同层次广大教学、研究人员的需要.本书已于1998年9月出版,欲购者可与哈尔滨工业大学出版社张秀华联系(邮编150001 哈尔滨市南岗区复兴街18号 电话(0451)6414559),有急需者也可直接与作者(150001 哈尔滨工业大学411教研室 李士勇 电话(0451-6414812)联系邮购,全书102万字,定价42元,每本订购价48元(含邮费).

(张秀华)