

催化裂化过程稳态优化控制研究¹⁾

冯明琴¹ 张 靖² 孙政顺³

¹(攀枝花大学电气工程系 攀枝花 617000)

²(攀枝花大学信息中心 攀枝花 617000)

³(清华大学自动化系 北京 100084)

(E-mail: fmc@mail.pzhu.edu.cn)

摘 要 催化裂化装置是一个高度非线性、时变、长时延、强耦合、分布参数和不确定性的复杂系统。在研究其过程机理的基础上,定义了一种模糊神经网络用以建模,用自相关函数检验法检验模型的正确性,再用改进的 Frank-Wolfe 算法进行稳态优化计算,并以一炼油厂催化裂化装置为对象进行试验,研究其辨识、建模和稳态优化控制。这种模糊神经网络具有隐层数多、隐层结点数多、泛化能力和逼近能力强、收敛速度快的优点,更突出的特点还在于可由输出端对输入求导,为稳态优化计算提供了极大方便,它与改进的 Frank-Wolfe 算法相结合用于解决非线性复杂生产过程的建模和稳态优化控制问题是可行的。

关键词 催化裂化,模糊神经网络,辨识,建模,模型检验,稳态优化控制

中图分类号 TP202⁺.7

The Study of Stable State Optimal Control of FCC Process

FENG Ming-Qin¹ ZANG Jing² SUN Zheng-Shun³

¹(Department of Electrical Engineering, Panzhihua University, Panzhihua 617000)

²(Information Center, Panzhihua University, Panzhihua 617000)

³(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084)

(E-mail: fmc@mail.pzhu.edu.cn)

Abstract FCCU(fluid catalysis and cracking unit) is a highly non-linear, time variable, long time delay, intensive coupling, parameter distributed, indefinite and complex system. A fuzzy neural network based on the process mechanism for the modeling has been established. The autocorrelation function checking method to test the correctness of the model, and the advanced Frank-Wolfe algorithm are used to compute stable state optimization. An oil refinery works' FCCU is also used to test and study the system identification, modeling and stable state optimal control by the network. The fuzzy neural network (FNN) has such advantages as multiple hidden layers, multiple neurons in

1) 国家自然科学基金(60174022)资助

Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China(60174022)

收稿日期 2002-10-24 收修改稿日期 2003-01-03

Received October 24, 2002; in revised form January 3, 2003

each hidden layer, strong generalization and approximation ability, quick convergence rate, etc. Moreover we can make differential calculation to the input variables by output variables, which makes optimization calculation convenient. The fuzzy neural network, working with the advanced Frank-Wolfe algorithm, can be used in system modeling and stable state optimal control of non-linear complex production process.

Key words FCC(Fluid Catalysis and Cracking), FNN(fuzzy neural network), identification, modeling, model checking, stable state optimal control

1 引言

工业生产过程正常情况下,各种参量是基本稳定的,但由于慢扰动、设备老化等原因,整个生产过程会偏离最优点,因此,维持和寻找工业过程的最优工况,提高工厂经济效益,稳态优化起决定性作用.研究系统稳态优化具有十分重要的意义,也是最有发展前途的工作之一.

催化裂化(FCC)是炼油厂的主要二次加工方法.催化裂化装置(FCCU)的运行状况,直接关系到石油炼制过程中的轻质油产品收率,从而影响整个炼油厂的经济效益,在国内外都非常重视.从过程控制来看,催化裂化装置是一个高度非线性、时变和长时延、强耦合、分布参数和不确定性的复杂系统,而复杂系统尚不能用机理分析或传统辨识的方法获得足够精确的数学模型,大系统不能用现代控制理论中常用的方法来研究它的优化问题,特别是复杂的大系统.因此,催化裂化过程的优化和控制很难用一般的方法解决,国内外的成功应用还很少,有必要大力研究,促进该项工作加速发展.

催化裂化原料可分为馏分油和渣油两大类.催化裂化过程是将原料在适当温度和压力及催化剂的作用下经反应生成气体、汽油、柴油、重质油及焦炭.裂化催化剂不外乎三大类,即天然白土催化剂、无定型合成催化剂和分子筛催化剂.催化裂化装置一般由反应/再生系统、分馏系统和吸收/稳定系统组成.催化裂化的化学反应有多种类型,主要有:分解反应、异构化反应、氢转移反应;另外还有芳构化反应、叠合反应和烷基化反应等几种.催化裂化反应的本质是各种正碳离子的反应.

文献[1]建立了提升管反应器气固两相流动反应模型,提供了研究催化裂化机理的重要资料.文献[2]建立了反应/再生器部分的机理模型,它是非线性和极为复杂的.机理模型常用于操作变量分析、先进控制方案的研究以及开发培训系统等,对其模拟结果的准确性并不严格要求.除机理建模外,工业上常采用辨识建模的方法,它包括统计建模和神经网络建模,介于神经网络的优点,本文旨在讨论运用一种特殊的模糊神经网络^[3]方法建模,用自相关函数检验法检验模型的正确性,再用改进的 Frank-Wolfe 算法进行优化计算以实现稳态优化控制.

2 模糊神经网络结构与学习算法

本系统所用模糊模型由 Takagi-Sugeno 模型描述,Wang 利用 Stone-Weierstrass 定理证明了此种模糊系统能以任意精度逼近任一闭子集上的实连续函数^[4],为解决复杂非线性

生产过程问题提供了理论根据. 系统结构如图 1 所示.

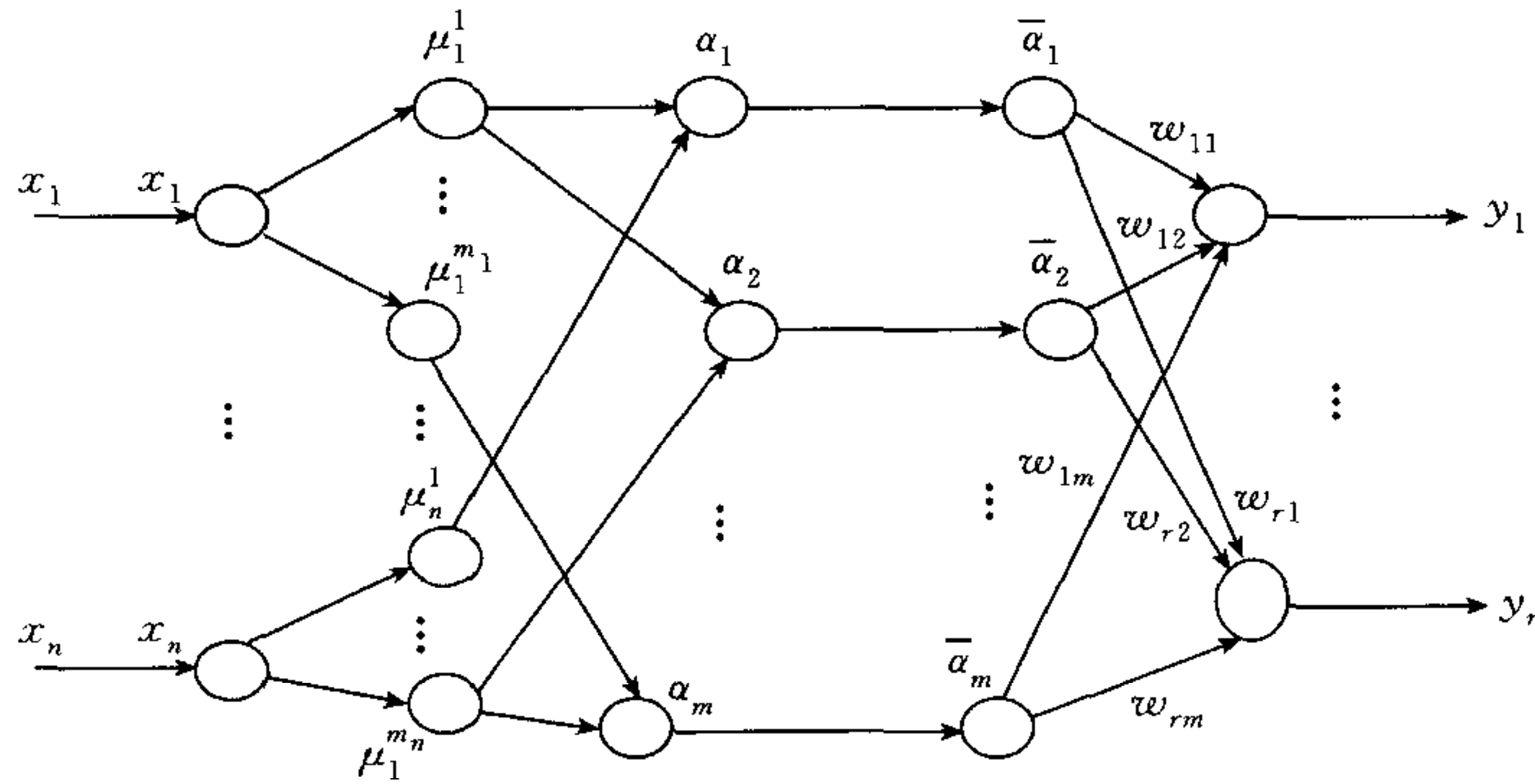


图 1 模糊神经网络结构

Fig.1 FNN structure

1) 输入层. 各结点直接与输入向量各分量 x_i 连接, 它将输入值 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 传递到下一层相应结点. 该层结点数 $N_1 = n$, n 是输入量的维数.

2) 模糊化层. 它计算各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属函数 μ_i^j , 其中 $\mu_i^j \triangleq \mu_{A_i^j}(x_i)$, $i=1, 2, \dots, n$; $j=1, 2, \dots, m_i$; m_i 是 x_i 的模糊分割数. 隶属函数用 $\mu_i^j = \exp(-(x_i - c_{ij})^2 / b_{ij}^2)$, 其中 c_{ij} 和 b_{ij} 分别表示隶属函数的中心值和宽度. 该层结点总数 $N_2 = \sum_{i=1}^n m_i$.

3) 前件匹配层. 每个结点代表一条模糊规则, 它用来匹配模糊规则的前件, 计算出每条规则的适用度. 现采用 $\alpha_p = \mu_1^{i_1} \mu_2^{i_2} \dots \mu_n^{i_n}$, 其中, $i_1 \in \{1, 2, \dots, m_1\}$, $i_2 \in \{1, 2, \dots, m_2\}$, \dots , $i_n \in \{1, 2, \dots, m_n\}$, $P=1, 2, \dots, m$; $m = \prod_{i=1}^n m_i$, 该层结点总数 $N_3 = m$.

4) 归一化层. 即完成计算 $\bar{\alpha}_p = \alpha_p / \sum_{k=1}^m \alpha_k$, 该层结点数与第三层相同, 即 $N_4 = N_3 = m$.

5) 输出层. 反模糊的清晰化计算, 即 $y_l = \sum_{p=1}^m w_{lp} \bar{\alpha}_p$, $l=1, 2, \dots, r$, r 为输出量的维数.

上述模糊神经网络本质上是一种多层前馈网络^[5], 它的第 P 层第 q 个结点的纯输入 = $f^{(p)}(x_1^{(p-1)}, x_2^{(p-1)}, \dots, x_{n_{p-1}}^{(p-1)}; w_{q1}^{(p)}, w_{q2}^{(p)}, \dots, w_{qn_{p-1}}^{(p)})$, 结点的输出 = $x_q^{(p)} = g^{(p)}(f^{(p)})$. 用 BP 网络误差反传的方法设计算法, 调整的主要参数是第五层的连接权 w_{lp} 及第二层隶属函数的中心值 c_{ij} 和宽度 b_{ij} , 仿照 BP 算法推导出每一层的结点函数.

第一层: $f_i^{(1)} = x_i^{(0)} = x_i$, $x_i^{(1)} = g_i^{(1)} = f_i^{(1)}$;

第二层: $f_{ij}^{(2)} = -(x_i^{(1)} - c_{ij})^2 / b_{ij}^2$, $x_{ij}^{(2)} = \mu_i^j = g_{ij}^{(2)} = \exp(-(x_i - c_{ij})^2 / b_{ij}^2)$;

第三层: $f_p^{(3)} = x_{1i_1}^{(2)} x_{2i_2}^{(2)} \dots x_{ni_n}^{(2)} = \mu_1^{i_1} \mu_2^{i_2} \dots \mu_n^{i_n}$, $x_p^{(3)} = \alpha_p = g_p^{(3)} = f_p^{(3)}$;

第四层: $f_p^{(4)} = x_p^{(3)} / \sum_{k=1}^m x_k^{(3)} = \alpha_p / \sum_{k=1}^m \alpha_k$, $x_p^{(4)} = \bar{\alpha}_p = g_p^{(4)} = f_p^{(4)}$;

第五层: $f_l^{(5)} = \sum_{p=1}^m w_{lp} \bar{\alpha}_p$, $x_l^{(5)} = y_l = g_l^{(5)} = f_l^{(5)}$.

设期望输出为 y_{dl} , 网络输出为 y_l , 定义目标函数 $\mathbf{g} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^r (y_{dl} - y_l)^2$, 采用误差反传算

法计算 $\frac{\partial g}{\partial w_{lp}}, \frac{\partial g}{\partial c_{ij}}$ 和 $\frac{\partial g}{\partial b_{ij}}$, 再利用最速下降寻优算法调节 w_{lp}, c_{ij} 和 b_{ij} . 首先计算误差 $\delta_l^{(5)} \triangleq$

$-\frac{\partial g}{\partial f_l^{(5)}} = y_{dl} - y_l$, 求得一阶梯度 $\frac{\partial g}{\partial w_{lp}} = -\delta_l^{(5)} x_p^{(4)} = -(y_{dl} - y_l) \bar{\alpha}_p$, 再计算 $\delta_p^{(4)} \triangleq -\frac{\partial g}{\partial f_p^{(4)}}$

$= \sum_{l=1}^r \delta_l^{(5)} w_{lp}$, $\delta_p^{(3)} \triangleq -\frac{\partial g}{\partial f_p^{(3)}} = \delta_p^{(4)} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq p}}^m \alpha_k / (\sum_{k=1}^m \alpha_k)^2$, 以及

$$\delta_{ij}^{(2)} \triangleq -\frac{\partial g}{\partial f_{ij}^{(2)}} = \sum_{p=1}^m \delta_p^{(3)} s_{ij} e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{b_{ij}^2}} \tag{1}$$

由此求得一阶梯度为

$$\frac{\partial g}{\partial c_{ij}} = \frac{\partial g}{\partial f_{ij}^{(2)}} \frac{\partial f_{ij}^{(2)}}{\partial c_{ij}} = -\delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - c_{ij})}{b_{ij}^2}, \quad \frac{\partial g}{\partial b_{ij}} = \frac{\partial g}{\partial f_{ij}^{(2)}} \frac{\partial f_{ij}^{(2)}}{\partial b_{ij}} = -\delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - c_{ij})^2}{b_{ij}^3}$$

模糊神经网络参数调整学习算法为

$$w_{lp}(k+1) = w_{lp}(k) - \beta \frac{\partial g}{\partial w_{lp}}, \quad c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \beta \frac{\partial g}{\partial c_{ij}}, \quad b_{ij}(k+1) = b_{ij}(k) - \beta \frac{\partial g}{\partial b_{ij}}$$

其中 $\beta > 0$ 为学习率.

3 系统建模与模型检验

根据文献资料^[1,2]和现场考察分析知道,影响催化裂化过程轻油收率的因素较多,其主要因素和可操作变量为提升管出口温度、回炼比和反应压力.要提高轻油收率可采用图 2 所示的结构建模,其中 x 为输入, y 为输出.大港炼油厂年处理能力为 120 万吨原料油,已采用分布式计算机系统(DCS)实施控制,要实现稳态优化控制,可增加一优化级,构成稳态递阶控制结构,如图 3 所示.从现场采集输入输出数据 x 和 y ,对上述模糊神经网络进行训练,修改网络的 w_{lp}, c_{ij} 和 b_{ij} .若训练得当,过程中复杂的非线性关系都反映到网络结构中,可以得到非常逼近真实的催化裂化装置的近似模型.若安装在线分析仪,可以在线建模、稳

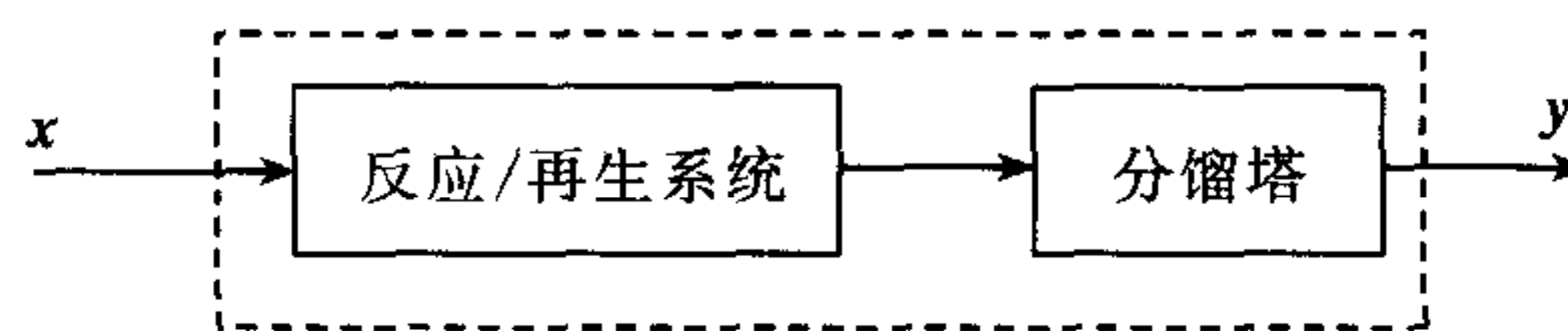


图 2 反应/再生系统和分馏塔
Fig. 2 Reaction, regeneration, and distillation

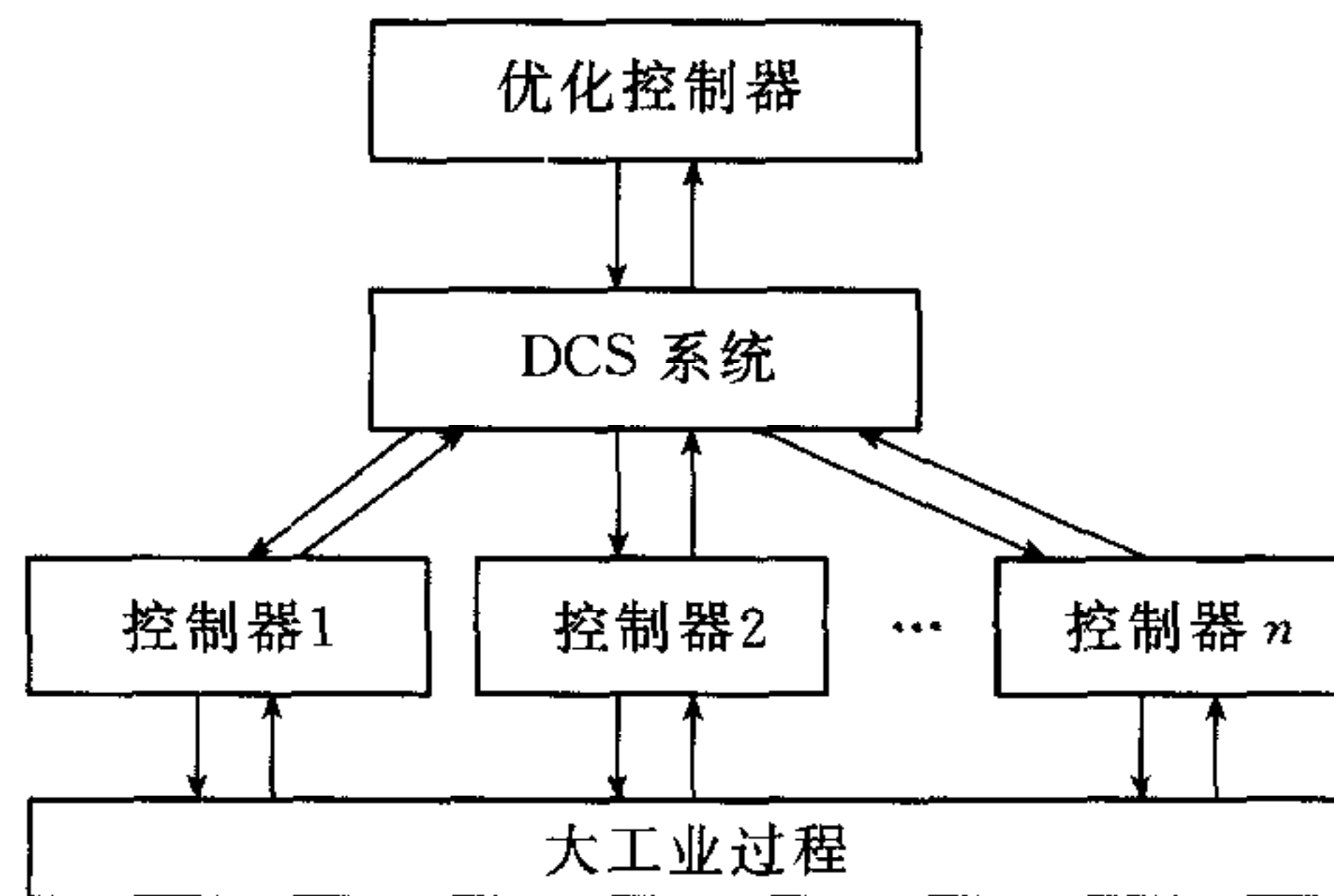


图 3 稳态递阶控制结构
Fig. 3 Stable state hierarchically control structure

态优化计算与控制.

为了检验模糊神经网络模型的可靠性,采用自相关函数检验法^[6],即检验输出残差序列的白色性.该过程与模型的输出残差为 $\epsilon(k) = y_d(k) - y(k)$, y_d 为期望输出, y 为实际输出,输出残差序列为 $\{\epsilon(k)\}$,则 $\{\epsilon(k)\}$ 的自相关函数为 $R(l) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L-l} \epsilon(k) \cdot \epsilon(k+l)$,其中 L 为辨识数据长度,工程上取 $l=20$. $\{\epsilon(k)\}$ 的自相关系数为 $\rho(l) = \frac{R(l)}{R(0)}$,检验即是要验证 $\{\epsilon(k)\}$ 的均值 $E\{\epsilon(k)\} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \epsilon(k) \approx 0$ 和 $|\rho(l)| \leq \frac{1.98}{\sqrt{L}}$,即可认为输出残差序列是零均值的白噪声序列,所建立的模型是可靠的,否则不可靠,需重新建立模型,再次进行检验.

4 催化裂化过程稳态优化控制

复杂非线性工业过程的稳态优化问题,可以归结为有约束的非线性规划问题,即是依据过程的数学模型,在约束条件下,优化其目标函数,寻找最佳的输入设定值^[7],使系统运行在最优工况,提高产量,增加产值,可描述为

$$\begin{cases} \min g = \min \left[\frac{1}{2} (y_d - y)^2 \right] = \min f(x) \\ \hat{x} = \arg \min_x g \\ \text{s. t. } y = N(x_i, y_i) \\ x \in S \end{cases}$$

其中, x 为输入向量,即为提升管出口温度、回炼比和反应压力的实际值; y_i 为系统输出向量,即为汽油、柴油的收率; y 为网络模型输出向量,即网络经输入后计算得到的输出汽油、柴油的收率; y_d 为期望输出向量,如希望产出的汽油、柴油的收率; \hat{x} 为极小化目标函数 g 时求得的最佳输入设定值向量;约束条件中, $N(\cdot)$ 为建立的网络模型关系; S 为可行域,即输入量的上下限所受到的限制,本系统中提升管出口温度为 $500^\circ\text{C} \sim 538^\circ\text{C}$,回炼比为 $0.29 \sim 0.32$,反应压力为 $0.29\text{MPa} \sim 0.34\text{MPa}$.极小化目标函数 g ,即是在给定 y_d 条件下求模型输出 y 为最大,比如使汽油收率为最高,从而求得相应的最佳输入设定值,以此来改变系统的可控条件,使系统实际输出达到接近理想输出 y_d 的目标.

模糊神经网络模型不能用常规数学表达式描述,对它进行稳态优化,相应难度较大.经研究采用改进的 Frank-Wolfe 算法^[8]进行优化计算,其步骤为

1) 给定初始可行点 $x^{(1)}$ 、允许误差 $\epsilon > 0$,置 $k=1$;

2) 求解下列优化问题

$$\begin{cases} \min \nabla f(x^{(k)})^T x \\ \text{s. t. } (x_i, y_i) \in D \end{cases}, \text{得到最优解 } x_Q^{(k)}, \text{其中 } \nabla \text{是微分算子, } D \text{为容许集合};$$

3) 若 $|\nabla f(x^{(k)})^T (x_Q^{(k)} - x^{(k)})| \leq \epsilon$,则停止计算, $x^{(k)}$ 即为最优点,否则进行步4);

4) 从 $x^{(k)}$ 出发,沿方向 $x_Q^{(k)} \rightarrow x^{(k)}$ 之间进行搜索

$$\begin{cases} \min f(x^{(k)} + \lambda(x_Q^{(k)} - x^{(k)})) \\ \text{s. t. } 0 \leq \lambda \leq 1 \end{cases}$$

求最优的 λ_k ;

5) 求 $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \lambda_k (\mathbf{x}_Q^{(k)} - \mathbf{x}^{(k)})$, 置 $k \leftarrow k+1$, 返回步骤 2)。

步骤 2) 中的导数可由 BP 算法求得, 即由式(1)得到

$$\delta_i^{(1)} \triangleq \frac{\partial g}{\partial f_i^{(1)}} = \frac{\partial g}{\partial x_i} = \frac{\partial g}{\partial f_{ij}^{(2)}} \cdot \frac{\partial f_{ij}^{(2)}}{\partial f_i^{(1)}} = \delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - c_{ij})}{b_{ij}^2}$$

Frank 和 Wolfe 已证明, 只要 $\mathbf{x}_Q^{(k)}$ 是步 2) 优化问题的最优解, 且满足 $\nabla f(\mathbf{x}^{(k)})^T (\mathbf{x}_Q^{(k)} - \mathbf{x}^{(k)}) = 0$, 则 $\mathbf{x}^{(k)}$ 是本节开始定义的非线性规划问题的 Kuhn-Tucker 点, 并证明了算法的收敛性^[8]. 本算法运用了原算法关于最优解和收敛性的判定条件, 并做了适合于模糊神经网络的改进, 主要是步 2) 和步 4), 采用了改进的模式搜索法, 它包含了寻求有利方向的探索移动以及沿有利方向再前进的模式移动, 较好地解决了模糊神经网络模型的稳态优化计算问题。

5 试验

在对催化裂化过程中的物理及化学变化机理分析的基础上, 选择提升管出口温度、回炼比和反应压力三个参数作输入量. 以提高汽油收率而保持轻柴油等其它轻油收率基本不变为目标进行建模和稳态优化计算. 按图 1 的结构, 选模糊分割数 $m_1 = m_2 = m_3 = 5$, 各层结点数 $N_1 = n = 3, N_2 = 15, N_3 = N_4 = m = 125, N_5 = 1$. 用 600 组现场数据对网络进行训练, 经 9 次学习, 使均方误差小于 0.01, 得到一组网络参数, 即连接权 w_p 以及隶属函数的中心值 c_{ij} 和宽度 b_{ij} . 训练结果对其初值都作了相应修改, 现分别列出 c_{ij} 和 b_{ij} 结果于表 1 和表 2 中. w_p 初值随机产生, 结果都有修改, 125 个参数不便列出。

表 1 c_{ij} 结果
Table 1 c_{ij} Results

c_{i1}	c_{i2}	c_{i3}	c_{i4}	c_{i5}
-0.800488	-0.399113	-0.000454	0.401367	0.984683
-0.600779	-0.400077	0.019920	0.317530	0.950971
-0.763763	-0.257540	0.041977	0.155493	0.960397

c_{ij} 初值: $c_{1j} = c_{2j} = c_{3j} = (-0.8, -0.4, 0.0, 0.4, 0.8)$, 其中 $j = 1, \dots, 5$

表 2 b_{ij} 结果
Table 2 b_{ij} Results

b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	b_{i4}	b_{i5}
0.195930	0.206129	0.197742	0.204060	0.291482
0.321030	0.192050	0.192302	0.221403	0.200403
0.175766	0.635364	0.375387	0.243533	0.174121

b_{ij} 初值: $b_{ij} = 0.2$, 其中 $i = 1, \dots, 3; j = 1, \dots, 5$

对训练后的模型用另外 366 组现场数据进行试验, 用自相关函数检验法检验其输出残差序列 $\{e(k)\}$ 的白色性. 计算得到 $E\{e(k)\} = 0.000396$, 近似为零. 自相关系数 $\rho(l)$ 列于表 3 中. 计算 $1.98/\sqrt{L} = 0.103496$, 从表 3 中看出, 只有 2 个自相关系数落在置信区间以外, 且偏离的程度很小. 因此, 有 95% 的置信度说明输出残差序列是白噪声序列, 建立的模型是可靠的。

表 3 输出残差的自相关系数

Table 3 The autocorrelation coefficients of output residuals

$\rho(1)$	$\rho(2)$	$\rho(3)$	$\rho(4)$	$\rho(5)$	$\rho(6)$	$\rho(7)$	$\rho(8)$	$\rho(9)$	$\rho(10)$
-0.105748	-0.104370	0.103460	-0.103430	0.103416	0.103364	-0.076376	0.077866	0.100076	-0.100694
$\rho(11)$	$\rho(12)$	$\rho(13)$	$\rho(14)$	$\rho(15)$	$\rho(16)$	$\rho(17)$	$\rho(18)$	$\rho(19)$	$\rho(20)$
-0.102089	0.102627	-0.102464	0.100539	-0.097441	-0.100627	0.100838	0.100129	-0.087774	0.083018

以大港炼油厂为例,若提高 1% 的汽油收率,按现行油价计算则每年可增加产值 990 多万元. 设优化步骤中步 2) 迭代次数为 k_1 , 步 4) 迭代次数为 k_2 , 外环迭代次数为 k , 选 $\epsilon=0.003$, 即允许误差小于 3‰, 4 次优化计算数据列于表 4 中. 表中 $e=|\nabla f(\mathbf{x}^{(k)})^T(\mathbf{x}_Q^{(k)}-\mathbf{x}^{(k)})|$, 可见 $e\leq\epsilon$, 结果满足要求.

优化前后有关数据列于表 5 中, 现场数据一栏中系统输入为 x_1, x_2 和 x_3 ; 系统输出为汽油 y ; 它们都是 600 组样本数据的平均值. 优化目标 y_d 是希望达到的汽油产量. 结果说明, 提升管出口温度升高, 催化裂化的反应温度增加, 反应速度加快, 转化率提高, 有利于裂化, 汽油产率增加, 要多产汽油, 须较高反应温度, 较小回炼比. 同时, 提高反应温度, 汽油中的烯烃和芳烃增加, 可增加汽油辛烷值 RON, 即使用时的安全性(抗爆性)增加. 由此可见, 在输入相同新鲜原料油的前提下, 控制和改变催化裂化的反应条件, 可改变产品的构成, 多产优质轻油, 提高产值.

表 4 优化计算情况

Table 4 Optimal compute case

试验	k_1	k_2	k	e	试验	k_1	k_2	k	e
1	28	109	26	0.000289	3	9	20	12	0.001023
2	22	49	6	0.000536	4	26	8	10	0.000358

表 5 优化前后有关数据

Table 5 Spot datas and optimal results

	x_1 (°C)	x_2	x_3 (MPa)	y (T/h)	y_d (T/h)
现场数据	501.4	0.312	0.328	51.80	
优化结果	506.3	0.301	0.309	52.16	52.318

6 结束语

本文定义的模糊神经网络具有多个隐层和很多的隐层结点, 具有很好的泛化能力和逼近能力, 并且有收敛速度快的特点, 它具有模糊逻辑和神经网络的共同优点. 该网络的结构特殊, 其突出优点还在于可由输出端对输入求导, 且不依赖模型的数学表达式, 从而为使用改进的 Frank-Wolfe 算法进行稳态优化计算提供了极大方便. 通过对大港炼油厂实际生产过程的研究, 并运用本文所述的思想和方法研制了催化裂化过程仿真培训系统, 已运行三年多, 情况良好, 说明此种模糊神经网络与改进的 Frank-Wolfe 算法相结合用于解决非线性复杂生产过程的建模、仿真和稳态优化控制是可行的, 只要解决好技术上的一些具体问题, 如安装在线分析仪等, 就可以实施稳态优化控制, 获得巨大的经济效益.

References

- 1 Gao Jin-Sen, Xu Chun-Ming, Yang Guang-Hua. Gas-solid phase fluid reaction model and numerical value simulation of lift pipe reactor. *Petroleum Journal (Petroleum Refinery)*, 1998, **14**(1):27~33(in Chinese)
- 2 Luo Xiong-Lin, Yuan Pu, Lin Shi-Xiong. Dynamic mechanism model of FCCU. *Petroleum Journal (Petroleum Refinery)*, 1998, **14**(1): 34~40(in Chinese)
- 3 Lin C T, Lee C S G. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system. *IEEE Transactions on Computers*, 1991, **40**(12): 36~39
- 4 Wang L X. Fuzzy systems are universal approximators. In: Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. USA: San Diego, 1992. 1163~1170
- 5 Chen Jian-Qin, Xi Yu-Geng, Zhang Zhong-Jun. On-line identification of nonlinear system using fuzzy model. *Acta Automatica Sinica*, 1998, **24**(1): 90~94(in Chinese)
- 6 Fang Cong-Zhi, Xiao De-Yun. Process Identification. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. 474~478(in Chinese)
- 7 Wan Bai-Wu, Huang Zheng-Liang. Computer on-line Stable State Optional Control in Large-Scale Industrial Processes. Beijing: Science Press, 1998. 205~270(in Chinese)
- 8 Chen Bao-Lin. Optimization Theory and Algorithm. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. 68~96(in Chinese)

冯明琴 1982年毕业于重庆大学电机系电力系统及自动化专业,曾去西南交大计算机系进修、北方交通大学和清华大学作访问学者,现为攀枝花大学副教授.研究领域包括过程建模与仿真、智能控制等.

(**FENG Ming-Qin** Graduated from Electric Engineering Department, Chongqing University in 1982, and took a refresher course in Computer Department, Southwest Communication University, and was a visiting scholar in North Jiaotong University and Tsinghua University. He is an associate professor in Panzhihua University now. His research interests include process modeling and simulation, intelligent control.)

张靖 1997年毕业于电子科大信息工程专业,现为攀枝花大学讲师、硕士研究生.研究领域为控制系统网络建设、控制算法等.

(**ZHANG Jing** Received his bachelor degree from University of Science and Technology of P. R. China with major of information engineering in 1997. Now he is a lecturer at Panzhihua University and master student. His research interests include control system's network building and controlling algorithm.)

孙政顺 1968年毕业于清华大学自控系并留校任教,现为清华大学自动化系教授,研究领域为控制理论与工程、工业过程控制等.

(**SUN Zheng-Shun** Graduated from Tsinghua University in 1968. He is a professor in the Automation Department at Tsinghua University. His research interests include controlling theory and engineering and industrial process control.)