

关于模糊辨识的理论与应用实际问题

李人厚 张平安

(西安交通大学系统工程研究所, 710049)

摘要: 本文从模糊控制的需要出发, 从模糊系统结构和参数辨识二方面, 介绍了目前常用的几种方法以及它们的优缺点. 在此基础上, 系统地综述了模糊辨识领域中所存在的理论与实际问题, 并探讨了今后的研究趋向.

关键词: 模糊辨识; 模糊控制; 神经网络; 智能控制

1 引言

六十年代后期, 由 L. A. Zadeh 所创立的模糊数学理论为那些探索求解具有模糊信息的问题的人们带来了光明. 特别是 Mamdani^[1] 建立世界上第一个模糊控制器以来, 在控制科学中开辟了一个新的领域——模糊控制. 这种模糊控制理论随着模糊数学和人工智能技术的发展而不断发展完善, 但其中最重要的问题之一就是模糊规则的获取. 模糊控制理论的发展从某种意义上说也是围绕着模糊控制规则的获取而展开的.

Sugeno^[2] 曾总结了四种获取规则的方法, 即 1) 基于专家的经验 and 知识; 2) 建立操作者的控制行为模型; 3) 建立被控对象的模型; 4) 自组织 (Self Organization).

第一种方法要获取正确的规则, 并保证它们的一致性和完整性是很困难的^[3]. Mamdani 和他的学生^[4] 所实现的自组织控制器, 其主要思想是通过类似神经网络的学习过程来不断调整控制规则集, 以提高模糊控制器的控制性能. 这种方法也是当前模糊控制的重要研究内容之一^[5~7]. 但要真正实现理想的模糊控制, 必须建立在系统模糊模型的辨识基础上. 因此, 模糊辨识在模糊控制中起到了至关重要的作用.

模糊辨识是一种适用于 L. A. Zadeh 所定义的系统辨识方法. 与传统的辨识方法在辨识步骤和任务上大体相同, 其不同之处在于它运用了模糊数学理论和不同的特性指标.

模糊辨识作为一种新颖的辨识方法, 具有其独特的优越性:

- 能有效地辨识复杂和病态结构 (ill-defined) 的系统.
- 能够有效地辨识具有大时延、时变、多输入单输出的非线性系统^[8~10].
- 可以辨识性能优越的人类控制器^[11, 12].
- 可得到被控对象的定性与定量相结合的模式^[13].

1976 年, Sanchez^[14] 首次提出模糊关系方程. 然后, Czogala 和 Pedrycz^[14] 基于该关系方程首次提出了模糊辨识的思想, 并做了大量卓有成效的研究工作^[8, 15, 16]. 1985 年 Takagi 和 Sugeno^[9] 又把模糊集理论和最小二乘法相结合, 提出了一种简单实用的基于规则的模糊

辨识算法. 他们运用这种辨识算法辨识了驾驶员驾驶汽车转弯时的控制方向盘的模型^[11], 并把此模型作为模型汽车转弯的模糊控制. 取得了令人满意的结果. 目前已有不少的关于模糊系统参数与结构辨识方法^[8,9,13]. 有些比较实用, 有些则存在不少的限制和理论问题.

本文拟从模糊辨识目前常用的几种方法及存在的理论和实际问题加以简单的综述.

2 模糊参数辨识方法问题

在结构辨识或输入变量已确定的情况下, 常用的模糊参数辨识方法有:

1) 基于模糊关系方程的辨识方法^[17].

设系统的输入模糊集及相应的论域分别为 $\tilde{X}_i, V_i, i = 1, 2, \dots, n$, 输出模糊集 $\tilde{Y}$ 和相应的论域为 V . 该系统存在模糊关系矩阵 $R(x_1, x_2, \dots, x_n, y), x_i \in V_i, y \in V$, 则系统的模糊模型为:

$$\tilde{Y} = \tilde{X}_1 \circ \tilde{X}_2 \circ \dots \circ \tilde{X}_n \circ R. \quad (1)$$

其中, $\circ$ 为模糊关系复合算子, 常用的有极大极小算子, 极小极大算子, 强积算子等.

模糊辨识的任务就是从系统的输入输出数据对 x_i, y , 确定 R .

定义 1 ∞ 算子

对任意 $a \in [0, 1], b \in [0, 1]$

$$a \infty b = \sup[\inf(a, z) \leq b] = \begin{cases} 1, & \text{if } a \leq b, \\ b, & \text{if } a > b, \end{cases} \quad (2)$$

$$z \in [0, 1].$$

定义 2 ε 算子

对任意 $a \in [0, 1], b \in [0, 1]$

$$a \varepsilon b = \inf[\sup(a, z) \geq b] = \begin{cases} b, & \text{if } a < b, \\ 0, & \text{if } a \geq b, \end{cases} \quad (3)$$

$$z \in [0, 1].$$

Pedrycz 给出了使用极大极小模糊算子的模糊关系矩阵 R 的上、下界.

$$R \text{ 的上界 } \hat{R}(x_1, x_2, \dots, x_n, y) = [\min(\tilde{X}_1(x_1), \tilde{X}_2(x_2), \dots, \tilde{X}_n(x_n))] \infty \tilde{Y}(y), \quad (4)$$

$$R \text{ 的下界 } \check{R}(x_1, x_2, \dots, x_n, y) = [\max(\tilde{X}_1(x_1), \tilde{X}_2(x_2), \dots, \tilde{X}_n(x_n))] \varepsilon \tilde{Y}(y), \quad (5)$$

$$x_1 \in U_1, \quad x_2 \in U_2, \quad \dots, \quad x_n \in U_n, \quad y \in Y.$$

设有辨识数据对 $(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}, y_i), i = 1, 2, \dots, N$, 则

$$R = \bigcap_{i=1}^N \hat{R}_i = \bigcap_{i=1}^N [\min \tilde{X}_1(x_{1i}), \tilde{X}_2(x_{2i}), \dots, \tilde{X}_n(x_{ni})] \infty \tilde{Y}(y_i). \quad (6)$$

模糊关系也可表示成^[18]:

$$R = \tilde{Y} \oplus \tilde{X}. \quad (7)$$

式中 $\oplus$ 是模糊除法. 在确定隶属函数形式及参数表示之后, 可以按模糊除法的运算法则, 直接计算模糊关系. 这特别适合于简单的模糊函数, 如三角形、梯形等.

基于模糊关系的方法使用简单, 概念明确, 但辨识结果的精度较差. 文献[19]提出了

2 期

一种基于辨识模型误差的自学习辨识方法,能在一定程度上解决上述问题。

2) 基于模糊隐含规则的辨识方法^[9].

设系统的模糊模型由若干具有以下形式的模糊隐含规则组成:

R^i : IF x_1 是 A_1^i 和 x_2 是 A_2^i 和 $\cdots$ 和 x_k 是 A_k^i

THEN $y = p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \cdots + p_k^i x_k$. (8)

上式 R^i 表示模型的第 i 条规则; $x_1, x_2, \cdots, x_k$ 是系统的输入变量, 又称前提(前件)变量; $A_1^i, A_2^i, \cdots, A_k^i$ 是前提变量相应的隶属函数, 又称前提参数; $p_0^i, p_1^i, \cdots, p_k^i$, 称结论(后件)参数。

在系统结构辨识的基础上, 假定模糊隐含关系为 1, 系统的输出可表示为:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \cdots \wedge A_k^i(x_k)) \cdot (p_0^i + p_1^i x_1 + \cdots + p_k^i x_k)}{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \cdots \wedge A_k^i(x_k))}. \quad (9)$$

$$\text{令} \quad \beta_i = \frac{A_1^i(x_1) \wedge \cdots \wedge A_k^i(x_k)}{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \cdots \wedge A_k^i(x_k))}, \quad (10)$$

$$\text{则} \quad y = \sum_{i=1}^n (p_0^i \beta_i + p_1^i x_1 \beta_i + \cdots + p_k^i x_k \beta_i). \quad (11)$$

我们可以把上式表示成 $Y = XP$, 式中 $Y = [y_1, y_2, \cdots, y_m]^T$, $P = [p_0^1, \cdots, p_0^n, p_1^1, \cdots, p_1^n, \cdots, p_k^1, \cdots, p_k^n]^T$, X 为 $m \times n(k+1)$ 的矩阵, 且与 β_i 和 x_i 有关. 这样利用最小二乘法, 结论参数可求得为

$$P = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (12)$$

求得之后, P 可以按特定指标求解非线性规划来得到前提参数 A_k^i .

这种参数辨识方法虽然容易实现, 但需辨识的参数较多. 算法的计算量大, 需占用大量计算机内存. 当系统的输入量较多时, 这种方法将无法正常运行.

3) 基于模糊神经网络的辨识方法.

Horikawa, Furuhashi 和 Uchikawa^[10] 在 Sugeno 等人工作的基础上, 提出了基于反向传播算法的模糊神经网络辨识方法. 针对三种类型的模糊规则模型提出了三种有效的模糊神经网络辨识结构, 其中的两种结构分别对应(7)式的模糊规则及其特例(结论 $y =$ 常数). 第三种结构所对应模糊规则如下:

R_k^i : (IF x_1 is A_1^i and x_2 is A_2^i and $\cdots$ and x_k is A_k^i , THEN y is B_m) is C_k^i . (13)

其中, B_m 是结论模糊变量, $C_k^i \in [0, 1]$ 是 R_k^i 的语言真值, m 是结论变量所划分的模糊子空间的个数.

模糊神经网络的基本结构如图 1 所示. 它由前提和结论两部分组成. 其中前提结构对三种模糊模型都是一样的, 主要的功能是输入数据模糊化, 而结论部分不同类型的模糊规则有不同的结构. 网络可按 BP 方法进行训练, 自动求得模糊规则的参数. 图 1 中 w_c, w_g 表示单元连接权值, f 为隶属函数.

基于模糊神经网络的辨识方法具有以下特点: a) 具有学习功能, 辨识精度高; b) 网络中的权值具有比较明确的意义, 容易提取模糊规则; c) 满足模糊规则推理并行处理的需要。

这种方法在一定程度上还受神经元网络本身特点的制约. 如网络学习速度慢, 有时难以获得全局最优解. 如何构成良好的网络结构, 以便精确、快速地辨识参数是当前模糊神经网络辨识方法的重要研究内容。

4) 复杂系统辨识方法.

稳态大系统递阶控制是解决复杂工业生产过程控制的重要方法之一. 在实际应用过程中获得精确的数学模型非常复杂而且难于使用. 为此, 作者提出了一种稳态大系统递阶模糊辨识算法。

一个复杂工业过程大系统由 N 个相互关联的子系统组成^[20]. 这里假定每个子系统都是 MISO 系统. 对于第 i 个子系统, 外部输入为 x_i , 关联输入为 u_i , 系统输出为 y_i , 它们均可量测, 则

$$y_i = \tilde{F}(x_i, u_i). \quad (14)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, N$, $\tilde{F}$ 为模糊模型, u_i 来自其它子系统(也包括子系统本身)的输出, 它们之间的约束关系是:

$$u_i = \sum_{j=1}^N H_{u_{ij}} y_j. \quad (15)$$

H 是 $N \times N$ 布尔型矩阵, 其元素由 0 或 1 组成, 反映了第 j 个子系统的输出到第 i 个子系统输入的关联。

整个系统辨识的总体性能指标为: $Q = \min \sum_{j=1}^N |y_i - y_{id}|$ 并保证各子系统间的关联平衡. 这里 y_i 为各子系统辨识模型的输出, y_{id} 是对应的量测值。

把系统实际存在的关联 $u_i = \sum_{j=1}^N H_{u_{ij}} y_j$ 通过拉格朗日乘子向量 $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, N$, 引入系统的性能指标中, 指标变为:

$$L = \min \sum_{i=1}^N L_i = \min \sum_{i=1}^N \left[|y_i - y_{id}| + \lambda_i u_i - \sum_{j=1}^N \lambda_j^T H_{u_{ij}} y_j \right]. \quad (16)$$

假设各子系统的结构已知, 采用(7)模糊规则模型, 系统的辨识算法可归结为:

- 置 $\lambda_i = 0$;
- 运用模糊神经网络辨识算法辨识各个子系统的参数;
- 把各个子系统的关联输出变量用辨识值 y_j 代替, 并根据下式修正 λ_i

$$\lambda_i^{k+1} = \lambda_i^k + \alpha \left[u_i - \sum_{j=1}^N H_{u_{ij}} y_j \right]. \quad (17)$$

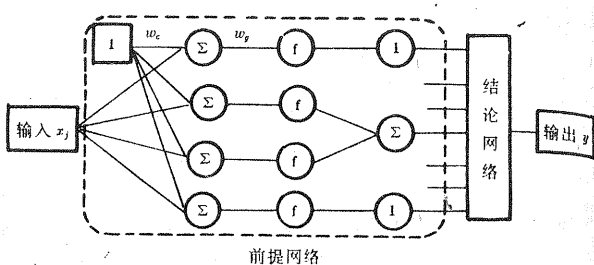


图1 模糊神经网络结构图

2 期

α 是步长因子,用以调节算法的收敛性, k 是迭代步数.

d) 判断 $\| \lambda_i^{k+1} - \lambda_i^k \| \leq$ 阈值,如果条件满足,则停止辨识;否则,把 λ_i^{k+1} 送到各个子系统,转 b);

e) 根据当前模糊神经网络模型抽取各个子系统的模糊规则模型.

5) 其它方法.

Sang 等^[21] 采用模糊等价性指标 (Fuzzy equality index) 来更新系统模糊关系矩阵.

Hee^[22] 提出如下模糊模型:

$$R^i: \text{ IF } x_1 \text{ 是 } A_1 \text{ 和 } x_2 \text{ 是 } A_2 \text{ 和 } \cdots \text{ 和 } x_k \text{ 是 } A_k \text{ THEN } y_i = W_i a_i + b_i. \quad (18)$$

上式 W_i 是前提的满足度, a_i 和 b_i 是结论参数,其它变量的意义同(7). 可以采用基因算法和模糊神经网络两种方法辨识系统的参数.

实验结果表明,这些都是行之有效的模糊辨识方法. 但是,不难发现,这些方法大多只是从工程应用的角度出发,强调辨识算法的实用性,对辨识算法的一致性和收敛性缺乏理论分析. 随着系统的输入量增多,模糊空间划分愈细,其规则数以及需辨识的参数成指数增加. 实际应用中会遇到很大的困难. 因此,如何简化模糊规则成为辨识实用化的关键.

3 模糊结构辨识方法问题

模糊结构辨识就是要划分输入模糊空间,这相当于常规辨识中决定系数的阶数.

现简要讨论四种典型的模糊结构辨识方法:

1) 模糊网格(Fuzzy Grid) 法^[23].

这种方法的主要思想是按照某一确定的过程,例如等分,来划分模糊空间,即确定输出语言项与模糊区域的映射关系. 划分后的模糊空间就称为模糊网格,它确定了模糊规则的结构. 划分准则是确定的,不具有学习功能. 模糊网格愈细,辨识结果愈好,但运算有效性差,某些区域可能不覆盖数据,使数据无定义.

2) 自适应模糊网格(Adaptive Fuzzy Grid) 法^[23].

根据先验知识或一般模糊网格法初步确定模糊网格,然后,利用梯度下降法优化模糊网格的位置和大小,以及网格相互间重叠的程度. 显然它是一种具有学习功能的算法. 其缺点是对每个输入变量要预先确定语言值的数目,这需要大量的启发性知识. 当输入量增加时,学习复杂性成指数增长.

3) 模糊聚类法.

这种方法是目前最常用的模糊系统结构辨识方法. 其中心问题是设定合理的聚类指标,根据该指标所确定的聚类中心可使模糊输入空间划分最优. 目前,有多种实用的模糊聚类的方法. 其中比较典型的是 Yoshinari, Pedrycz^[24] 等提出的基于广义目标函数的模糊聚类方法.

广义目标函数定义为:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m \delta_{ik}. \quad (19)$$

其中 μ_{ik} 表示第 i 个聚类中第 k 对数据的隶属度, $1 < m < \infty$.

$$\delta_{ik} = (1 - g)D_{ik}^2 + g d_{ik}^2, \quad g \in [0, 1], \quad (20)$$

$$d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|, \quad (21)$$

$$D_{ik} = [\|x_k - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^r (\langle x_k - v_i, s_{ij} \rangle)^2]^{1/2}. \quad (22)$$

其中 s_{ij} 为线性独立向量.

聚类算法如下:

a) 初始化参数. 给定 c, r 和 m , 选择 μ_{ik} 的初始值;

b) 根据下式计算 v_i :

$$v_i = \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_k / \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m. \quad (23)$$

c) 根据 μ_{ik} 和 v_i 计算矩阵 Σ_i :

$$\Sigma_i = \left[\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T \right]. \quad (24)$$

d) 计算 Σ_i 的 r 个最大的特征向量, 即 s_{ij} ;

e) 根据下式更新 μ_{ik} ;

$$\mu_{ik} = 1 / \left\{ \sum_{j=1}^c (\delta_{ik} / \delta_{jk}) \right\}^{1/(m-1)}. \quad (25)$$

f) 如果 $\|\mu_{\text{new}} - \mu\| \leq \lambda$, λ 为阈值, 则停止. 否则, 转 b).

模糊聚类法在简单情况下, 可得到语言变量合理的划分, 但计算代价大, 收敛性不能有效保证.

4) 模糊搜索树法.

上述三种方法都假设系统的输入变量已知, Sugeno^[13] 从更广泛的意义上提出了模糊系统结构辨识的内容, 即辨识系统的输入变量的组成及输入变量模糊子空间的划分, 也就是建立变量的模糊集, 和模糊规则数. 提出了一种模糊搜索树的结构辨识算法.

给定指标:

$$RC = \left[\sum_{i=1}^{KA} (y_i^A - y_i^{AB})^2 / KA + \sum_{i=1}^{KB} (y_i^B - y_i^{BA})^2 / KB \right] / 2. \quad (27)$$

其中 KA 和 KB 分别把一组辨识数据分成 A 和 B 两组的数目, y_i^A 和 y_i^B 分别是 A 和 B 的输出数据, y_i^{AB} (y_i^{BA}) 是根据 B (A) 组数据辨识的模型, 由 A (B) 组输入数据得到的输出值.

然后, 按照图 2 所示的树形结构, 搜索 RC 最小的输入变量组合, 并以此作为系统的输入变量组合.

在搜索树的每个结点上, Sugeno 采用了模糊聚类方法确定输出变量的模糊子空间, 根据此模糊空间划分, 运用模糊投影技术找

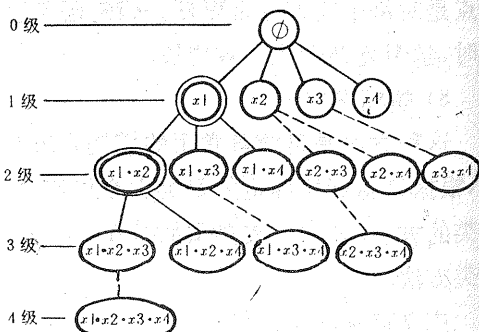


图 2 结构辨识搜索树

到对应输入变量的子空间划分,并求出相应的辨识参数.这种方法有效地克服了文献[9]的方法中有可能导致的组合爆炸问题.

模糊搜索树是一种功能完善的结构辨识方法.它使用的最大困难在于形成合适的模糊搜索树.

4 模糊系统辨识其它的主要问题

4.1 模糊模型验证问题

模型验证分两种情况:a)从若干模型中选择一种最好的模型;b)验证当前模型的有效性.由于b)的验证方法及内容包含在a)中,因此,这里只讨论a)的模型验证.

Tong^[25]提出了模糊模型验证的三个指标.1)模型的复杂性,一般用模糊模型的规则数来度量模型的复杂性.2)模型的精确度,一般是按距离测度辨识模型的精确性.但这种方法有局限性,即无法表达模糊模型如何适合辨识数据集.3)模型的不确定性.具有不同隶属函数的输出模糊集通过去模糊化后,可得到同样的确定性输出数据,这样就造成模型的不确定性.显然,如果辨识模型的输出模糊集越窄(sharp),模型的确定性越好.Tong提出可采用 Deluca 和 Termini 的非可能性熵(non-probabilistic entropy)来度量这个指标.

一般来说,辨识得到模糊模型越复杂,则模型的精确度越高,不确定性指标越小.在对模糊模型验证时,应对上述三个指标作适当的权衡.

4.2 模糊系统可辨识性问题

可辨识性问题也分两种情况.a)当前辨识模型是否适应被辨识系统.这个问题可通过模型验证方法或者根据被辨识系统的先验知识得到解决;b)辨识数据能否有效辨识被辨系统.这个问题在辨识数据中含有噪声时显得更为突出.

系统可辨识性问题一直是系统辨识中难点,但又是辨识过程不可缺少的重要组成部分.从目前模糊辨识的研究情况来看,Pedrycz^[16]曾根据模糊集等价性指标研究了辨识数据的结构,得到一个系统可辨识的必要条件,即任意两个输入模糊集的等价性指标必须小于对应的输出模糊集的等价性指标.有关这个问题的研究比较薄弱,需要做大量的理论研究工作.

5 模糊辨识领域应用实际问题

模糊辨识领域急待解决的实际问题有:

- ① 如何基于所辨识的被控对象的模糊模型,设计性能优良的控制律.
- ② 开发辨识人类控制器的有效方法.在传统的辨识方法中,一个重要的步骤就是获取辨识数据.在模糊辨识方法用于辨识人类控制器时,同样面临着如何获取和学习专家或熟练操作工人的操作数据的难题.这个问题的实质是模糊辨识方法自学习的问题.如果这个问题有所突破,将使模糊控制器的设计变得更为简单实用,而且也会对智能控制理论发展产生积极的影响.
- ③ 发展实时模糊辨识算法,以满足模糊自适应控制的需要.
- ④ 如何建立对象参数正确的模糊集,也就是确定隶属函数的问题,要从理论上研究

和说明隶属函数对模糊辨识以及模糊控制精度的影响。

⑤ 模糊辨识算法的抗干扰能力及辨识精度的进一步提高。

6 结 语

模糊辨识技术的不断发展,必将极大地推动模糊控制,乃至智能控制的向前发展;反过来,模糊控制发展的需要又将极大促进模糊辨识技术发展水平的提高。目前在模糊辨识方面尚存在不少的理论 and 实际问题,它会影响模糊控制的推广使用。因此,我们有必要对模糊辨识不断地进行更深入研究,提出新方法和新概念,建立系统的理论,创造更有效的算法和开发工具。

参 考 文 献

- [1] Mamdani, E. H. and Assilian, S.. An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller. *Int. J. of Man-Machine Studies*, 1975, 7:1—13
- [2] Berenji, H. R.. *An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems*. New York, Kluwer Academic Publishers, 1992, 69—96
- [3] Bruce, P. G. and Robert, B. N.. Fuzzy Identification and Control of a Liquid Level Rig. *Fuzzy Sets and Systems*, 1988, 26:255—273
- [4] Procyk, T. J. and Mamdani, E. H.. A Linguistic Self-Organizing Process Controller. *Automatica*, 1979, 15:15—30
- [5] Shao, S. H.. Fuzzy Self-Organizing Controller and Its Application for Dynamic Processes. *Fuzzy Sets and Systems*, 1988, 26:151—164
- [6] Zhang, B. S. and Edmunds, J. M.. Self-Organising Fuzzy Logic Controller. *IEE proceeding-D*, 1992, 139:460—464
- [7] Mikio, M. and Shata, M.. A Self-Tuning Fuzzy Controller. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 51:29—40
- [8] Pedrycz, W.. An Identification Algorithm in Fuzzy Relational Systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1984, 13: 153—167
- [9] Tomohiro, T. and Sugeno, M.. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. *IEEE Trans. on SMC*, 1985, 15: 116—132
- [10] Horikawa, S. I. and Takeshi, F.. On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm. *IEEE Trans. on NN*, 1992, 3:801—806
- [11] Sugeno, M. and Nishida, M.. Fuzzy Control of Model Car. *Fuzzy Sets and Systems*, 1985, 16:103—113
- [12] 孙波. 一种从操作人员的经验数据直接抽取模糊控制规则的方法. *智能控制与智能自动化*, 1991, 997—1001
- [13] Sugeno, M. and Takahiro, Y.. A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling. *IEEE Trans. on Fuzzy systems*, 1993, 1:7—31
- [14] Ernest, C. and Pedrycz, W.. On Identification in Fuzzy Systems and Its Applications in Control Problems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1981, 6:73—83
- [15] Ernest, C. and Pedrycz, W.. Control Problems in Fuzzy Systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1982, 7:257—273
- [16] Pedrycz, W.. *Fuzzy Control and Fuzzy Systems*. England: Research Studies Press LTD, 1989
- [17] Pedrycz, W.. Identification in Fuzzy Systems. *IEEE Trans. on SMC*, 1984, 14:361—366
- [18] Dennis, S. and Singer, P. G.. System Identification Based on Linguistic Variables. *Fuzzy Sets and Systems*. 1992, 47: 141—149
- [19] Xu, C. W. and Lu, Y. Z.. Fuzzy Model Identification and Self-Learning for Dynamic Systems. *IEEE Trans. on SMC*, 1992, 17:683—689

- [20] 李人厚, 邵福庆. 大系统的递阶与分散控制. 西安: 西安交通大学出版社, 1986
- [21] Bae, S. W., Park, T. H. and Lee, K. S. . AN On-Line Fuzzy Identification Method Utilizing Fuzzy Model Evaluation. Fifth IFSA World Congress, 1993, 1227—1229
- [22] Hwang, H. S. and Young, H. J. . Generalized Fuzzy Modeling. Fifth IFSA World Congress, 1993, 1145—1150
- [23] Sun, C. T. . Rule-Based Structure Identification in an Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 1994, 2:64—73
- [24] Yushinari, Y., Pedrycz, W. and Hirota, K. . Construction of Fuzzy Models Through Clustering Techniques. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 54:157—165
- [25] Tong, R. M. . The Evaluation of Fuzzy Models Derived from Experimental Data. Fuzzy Sets and Systems, 1980, 4:1—12

On the Problems of Fuzzy Identification Theory and Its Pratical Applications

LI Renhou and ZHANG Pingan

(The Institute of Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University • Xi'an, 710049, PRC)

Abstract: According to the requirements of Fuzzy control, this paper discussed some frequently used methods of structure and parameters identification of fuzzy systems and their merits and shortcomings. Based on the discussion the paper also summarizes systematically the problems of fuzzy identification theory and its applications which exists in the area of fuzzy control, and points out the research trends in the future.

Key words: fuzzy identification; fuzzy control; neuron network; intelligent control

本文作者简介

李人厚 1935年生. 西安交通大学教授、博士生导师. 主要研究方向为大系统的理论与应用, 复杂系统的智能控制和计算机控制系统.

张平安 1966年生. 现为西安交通大学系统工程研究所讲师、在职博士生. 研究方向为模糊辨识理论及其在模糊控制中的应用.