

一种数据驱动的Ⅱ型T-S模糊建模方法

廖倩芳, 李 柠, 李少远

(上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 现场采集的数据不可避免地包含一些诸如噪声干扰之类的不确定性,由数据驱动建立的模型需要具备较强的处理不确定因素影响的能力。在以往文献的Ⅰ型T-S模糊建模方法的基础上,提出了一种基于数据驱动的Ⅱ型T-S模糊建模方法。其过程是通过分析采集的数据样本计算得到不确定因素的影响程度,在Ⅰ型T-S模糊模型的基础上,前件参数上采用Ⅱ型的模糊集来代替Ⅰ型的模糊集,后件参数上则采用Ⅰ型模糊集来代替数值,由此拓展得到Ⅱ型T-S模糊模型。最后通过pH中和反应过程对所提出的方法进行仿真验证。仿真结果表明,该方法建立的模型能更好地处理不确定因素的影响,取得更高的准确度。

关键词: Ⅱ型模糊; T-S模糊模型; 数据驱动; pH中和反应过程

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1673-4785(2009)04-0303-06

A Type-II T-S fuzzy modeling method for data-driven approaches

LIAO Qian-fang, LI Ning, LI Shao-yuan

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Data collected from the field inevitably contains uncertainties such as noise or other disturbances; mathematical models established with data-driven approach must possess strong capability to deal with the influence of uncertainties. Following analysis of current methods for type-I Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy modeling, a method suitable for type-II T-S fuzzy modeling was proposed. In the data driven modeling process, the influence of the degree of uncertainty was determined by analysis of the collected data. On the basis of the type-I fuzzy model, for antecedent parameters, we employed the fuzzy set of the type-II fuzzy model to replace the counterpart from the type-I model. But for consequent parameters, we took type-I fuzzy sets to replace crisp numbers. This produced an improved type-II T-S fuzzy model. Finally, a pH neutralization process was taken as an example to verify the proposed mathematical model. Simulation results showed that this method can handle the influence of uncertainties better and achieves higher accuracy.

Keywords: Type-II fuzzy; T-S fuzzy model; data-driven; pH neutralization process

目前许多工业过程中,不可避免地存在不确定性因素的影响。从工业过程采集到的数据中,也不可避免地包括各种噪声、干扰甚至测量时产生的误差,导致与真实值不相符。如何从这些包含了不确定性的数据出发,建立基于数据驱动并且能完整体现实际过程特性的动态模型,是目前研究的一个热点问题。

模糊模型常用于对非线性较强的工业过程建模,目前Ⅰ型模糊模型使用比较普遍。Zadeh于1975年提出了Ⅱ型模糊集合论^[1],与之前提出的Ⅰ型的不同之处在于,Ⅱ型模糊理论中元素的隶属度由一阶隶属度(primary membership)和二阶隶属度(secondary membership)组成,一阶隶属度表示元素的隶属度,二阶隶属度就表示一阶隶属度的隶属度。采用Ⅱ型模糊理论来描述带噪声的数据,得到的隶属度不是一个确定的值,而是一个Ⅰ型模糊集,它可以包含可能存在的不确定性,能提高模型处理干扰的能

收稿日期: 2008-10-24。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60604018); 上海自然科学基金资助项目(06ZR14044)。

通信作者: 李 柠. E-mail: ning_li@sjtu.edu.cn.

力^[2]. 在一些含有时变的、不稳定的测量噪声等不确定因素, 而且不确定因素特征无法用数学语言描述的系统中, 应用Ⅱ型的模糊系统能得到更好的效果^[3]. Mendel 等在前人的研究基础上, 提出了Ⅱ型 Mamdani 模糊逻辑系统理论^[2,4]以及Ⅱ型 Mamdani 模糊建模的方法^[5], 对于Ⅱ型 T-S 模糊模型, 则只是提出了模型的框架结构以及降型输出的计算方法^[6]. Méndez 等在文献[7]中提出的混合学习算法来建立区间Ⅱ型 T-S 模糊模型, 由事先设定好调整的步骤数, 逐步地调整来得到模型的参数, 计算量较大, 同时模型的误差并不一定随着调整而减少.

本文在以往文献的Ⅰ型 T-S 模糊建模方法^[8]的基础上, 提出一种基于数据驱动的Ⅱ型 T-S 模糊模型的建模方法. 该方法基于采集到的输入输出数据对, 先根据 G-K 算法^[9]来得到Ⅰ型 T-S 模糊模型的前件参数, 然后将其作相应的模糊化, 再采用最小二乘法来得到模型的后件参数. 这种方法通过较少的步骤和计算量就得到满意的模糊模型, 最后通过 pH 中和过程的仿真来验证方法的有效性.

1 Ⅱ型 T-S 模糊建模

在非线性系统的模糊模型中, T-S 模糊模型是一种常用的有效模型结构. 通常的Ⅰ型 T-S 模糊模型, 其前件为Ⅰ型模糊集, 后件为线性多项式^[10], 规则形式如下:

if x is A^i ,
then $y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_p^i x_p, i = 1, 2, \dots, c$.
式中: c 为规则总数, 输入变量 $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$, A^i 为表征数据属性的第 i 个集合, y^i 为第 i 条规则输出, $a_0^i, a_1^i, \dots, a_p^i$ 为规则的后件参数.

在Ⅰ型 T-S 模糊模型的基础上, 只要对前件或后件之一进行扩展, 就得到Ⅱ型 T-S 模糊模型^[6], 本文采用的是前件和后件都扩展的Ⅱ型的 T-S 模糊模型形式, 即前件扩展为Ⅱ型模糊集, 后件线性多项式的系数扩展为Ⅰ型模糊集. 与Ⅰ型相比较如下:

Ⅰ型 T-S 模糊模型:

$$R^i: \text{if } x \text{ is } A^i, \\ \text{then } \tilde{y}^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_p^i x_p.$$

Ⅱ型 T-S 模糊模型:

$$R^i: \text{if } x \text{ is } \tilde{A}^i, \\ \text{then } \tilde{y}^i = \tilde{a}_0^i + \tilde{a}_1^i x_1 + \dots + \tilde{a}_p^i x_p.$$

式中: A^i 为Ⅰ型模糊集, $a_j^i (j = 1, \dots, p)$ 为确定的数值, \tilde{A}^i 为Ⅱ型模糊集, $\tilde{a}_j^i (j = 1, \dots, p)$ 和 \tilde{y}^i 为Ⅰ型模

糊集.

文献[4-5]提出, 采用区间模糊集能大大减少计算量. 区间Ⅰ型模糊集中元素的隶属度都为 1, 可称为区间集. 区间Ⅱ型模糊集中元素的二阶隶属度都为 1, 即每个元素的一阶隶属度都为一个区间Ⅰ型模糊集. 为减少计算量, 本文采用区间Ⅱ型 T-S 模糊模型, 前件参数为区间Ⅱ型模糊集, 后件参数为区间Ⅰ型模糊集. 建模的过程是在Ⅰ型模糊模型的基础上, 通过分析对比相近数据的隶属度, 来计算得到数据隶属度的变化范围, 从而确定前件的区间Ⅱ型模糊集参数. 再通过分析比较相近数据输出部分之间的偏差, 得到后件多项式中系数的变化范围, 利用最小二乘法来辨识计算后件多项式中的区间Ⅰ型模糊集参数.

1.1 Ⅱ型 T-S 模糊模型前件的辨识

区间Ⅱ型模糊集的辨识主要是确定元素一阶隶属度, 元素的一阶隶属度是一个区间集, 主要是确定它两端的端点值^[4-7]. 方法是首先将数据划分成若干个Ⅰ型模糊集, 得到每个数据的一个确定的隶属度, 以此作为中心值, 再根据实际情况, 由这个中心值拓展得到一阶隶属度区间集. 采用 G-K (Gustafson-Kessel) 算法^[9], 它是模糊聚类算法中比较有效的一种, 通过聚类协方差矩阵, 采用自适应的距离度量进行模糊聚类.

考虑一个全称 MISO 的系统, 采集系统的输入输出数据作为建模样本, 样本数据表示为: $[\varphi_j \ y_j], j = 1, 2, \dots, N$. φ_j 为影响系统输出的递推向量, 由系统当前以及以往的输入输出数据作为分量, 设 φ_j 有 p 个分量, y_j 则是由 φ_j 得到的输出. 令 $z_j = [\varphi_j \ y_j], z_j \in \mathbb{R}^{p+1}$, 则样本集可表示为 $Z = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_N]$, 假定样本集被划分成 c 个类 $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_c\}$, 那么模型就由 c 条规则组成.

通过 G-K 算法, 经过若干步的计算, 最后得到一个满意的隶属度矩阵 $U = [\mu_{i,j}]_{c \times N}$, 将数据划分成了 c 个Ⅰ型模糊集. 这样模糊规则的前件部分就得到了一个确定的隶属度值, 将此作为中心值, 通过对数据样本的分析, 来估算噪声干扰对数据造成的影响, 从而得到每个类的隶属度偏差 $|\Delta\mu^i|$. 先在每个类中, 选取 k 组数据样本, 每组的样本数量大于 1. 选取的原则是每组中样本之间的差距在 δ 以内, 即 $\|z_i - z_j\| \leq \delta$, z_i 和 z_j 为同一组中不同的数据样本, δ 的值可根据实际情况凭经验来选取, 如果实际情况中干扰程度大, 那么 δ 就相应取大一些的值, 如

果干扰程度小, δ 就相应取小一些的值。如果 δ 取得过小, 那么模型的精度就接近于 I 型模糊模型的精度, 无法体现 II 型模糊模型的优势; 取得过大, 无法反映实际的干扰程度, 会致使模型的精度下降。选完样本后, 找出每组样本中隶属度最大的一个和隶属度最小的一个, 分别记为 $\max_l(\mu)$ 和 $\min_l(\mu)$, $l = 1, \dots, k$, 令

$$|\Delta\mu^i| = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k (\max_l(\mu) - \min_l(\mu))/2. \quad (1)$$

由式(1)得到每个类的隶属度偏差。最后令 $\mu_l^i = \mu^i - |\Delta\mu^i|$, $\mu_r^i = \mu^i + |\Delta\mu^i|$ (当 $\mu_l^i = \mu^i - |\Delta\mu^i| < 0$ 时, 令 $\mu_l^i = 0$; 当 $\mu_r^i = \mu^i + |\Delta\mu^i| > 1$ 时, 令 $\mu_r^i = 1$)。由此得到一阶隶属度区间集两边的端点, 表示为 $[\mu_l^i, \mu_r^i]$ 。这样就得到了区间 II 型模糊集, 表示为 \tilde{Z}_i , $i = 1, 2, \dots, c$ 。II 型 T-S 模糊模型规则的前件参数就得到了确定。

1.2 II型 T-S 模糊模型后件的辨识

后件参数辨识是确定后件多项式系数, 本文中的 II 型 T-S 模糊模型后件中每个系数都是一个区间 I 型集, 需要确定每个系数两端的端点。先借助 1.1 节中 G-K 算法产生的隶属度矩阵, 把每个数据 $z_j = [\varphi_j \ y_j]$ 归属到它的隶属度最大的那个类里面, 将样本集划分成 c 个类。通过对数据样本的分析, 来估算得到在噪声干扰的影响下系统输出值的变化范围。首先, 在每个类中选取 k 组数据样本, 每组的样本数量大于 1, 选取的原则是令每组里的样本 $z_j = [\varphi_j \ y_j]$ 中的输入部分 φ_j 的之间的差距在 δ 以内, 即 $\|\varphi_i - \varphi_j\| \leq \delta$, φ_i 和 φ_j 为同一组中不同的数据样本的输入部分, δ 的值可根据实际情况凭经验来选取, 选取的原则类似于前件的辨识中的选取原则。然后找出每组样本中输出部分的最大的一个和最小的一个 y_j 值, 分别记为 $\max_l(y)$ 和 $\min_l(y)$, $l = 1, \dots, k$, 令

$$|\Delta y^i| = \max_l \{(\max_l(y) - \min_l(y))/2\}, \quad l = 1, \dots, k, \quad (2)$$

然后令

$$|\Delta y| = \max \{|\Delta y^i|\}, i = 1, \dots, c. \quad (3)$$

通过式(2)和(3)来得到输出部分的最大偏差 $|\Delta y|$, 然后用随机数发生器在 $[0, |\Delta y|]$ 之间取 2 个数值 Δy_{1j} 和 Δy_{2j} , 令 $y_{\eta j} = y_j + \Delta y_{1j}$, $y_{\bar{\eta} j} = y_j - \Delta y_{2j}$, $j = 1, 2, \dots, N$ 。这样便由每个数据 $z_j = [\varphi_j \ y_j]$ 拓展得到另外 2 组数据: $z_{\eta j} = [\varphi_j \ y_{\eta j}]$ 和 $z_{\bar{\eta} j} = [\varphi_j \ y_{\bar{\eta} j}]$ 。以类为单位, 将拓展得到的 2 组数据分别通过最小二乘法

辨识, 得到线性多项式, 如下:

$$\begin{aligned} y_l^i &= a_{l0}^i + a_{l1}^i \varphi_j(1) + \dots + a_{lp}^i \varphi_j(p), \\ y_r^i &= a_{r0}^i + a_{r1}^i \varphi_j(1) + \dots + a_{rp}^i \varphi_j(p), \\ i &= 1, 2, \dots, c. \end{aligned}$$

将上式合并, 得到

$$\begin{aligned} [y_l^i, y_r^i] &= [a_{l0}^i, a_{r0}^i] + [a_{l1}^i, a_{r1}^i] \varphi_j(1) + \\ &\dots + [a_{lp}^i, a_{rp}^i] \varphi_j(p), \quad i = 1, 2, \dots, c. \end{aligned}$$

可得到后件参数区间集 \tilde{a}_j^i ($j = 1, \dots, p$) 的两端的端点值: $\tilde{a}_j^i = [a_{lj}^i, a_{rj}^i]$, ($j = 1, \dots, p$), 这样通过确定输出值区间 $[y_{\eta j}, y_{\bar{\eta} j}]$ 来一步确定线性多项式的系数区间 \tilde{a}_j^i 。最终得到的规则形式为

$$\begin{aligned} R^i: \text{if } [\varphi_j \ y_j] \text{ is } \tilde{Z}_i \\ \text{then } \tilde{y}^i &= [y_l^i, y_r^i] = \\ &[a_{l0}^i, a_{r0}^i] + [a_{l1}^i, a_{r1}^i] \varphi_j(1) + \dots + \\ &[a_{lp}^i, a_{rp}^i] \varphi_j(p), \\ i &= 1, 2, \dots, c. \end{aligned}$$

最后模型的输出采用文献[11]提出的形式:

$$y = \left(\frac{\sum_{i=1}^c \mu_l^i y_l^i}{\sum_{i=1}^c \mu_l^i} + \frac{\sum_{i=1}^c \mu_r^i y_r^i}{\sum_{i=1}^c \mu_r^i} \right) / 2.$$

1.3 II型 T-S 模糊建模的步骤

区间 II 型 T-S 模糊建模可以分为以下步骤:

- 1) 采集系统输入输出的数据样本, 通过 G-K 算法将样本归类;
- 2) 由 1.1 中的方法确定模型中每条规则前件的隶属度偏差 $|\Delta\mu^i|$, $i = 1, 2, \dots, c$, 得到模型规则前件中的 II 型模糊的隶属度区间集 $[\mu_l^i, \mu_r^i]$;
- 3) 由 1.2 中的方法确定样本输出的最大偏差 $|\Delta y|$, 然后用随机数发生器在 $[0, |\Delta y|]$ 之间取 2 个数值 Δy_{1j} 和 Δy_{2j} , 令 $y_{\eta j} = y_j + \Delta y_{1j}$, $y_{\bar{\eta} j} = y_j - \Delta y_{2j}$, $j = 1, 2, \dots, N$ 。将采样得到的数据样本 $z_j = [\varphi_j \ y_j]$ 拓展得到另外 2 组数据: $z_{\eta j} = [\varphi_j \ y_{\eta j}]$ 和 $z_{\bar{\eta} j} = [\varphi_j \ y_{\bar{\eta} j}]$ 。然后以类为单位, 通过最小二乘法来分别得到 II 型 T-S 模糊模型规则的后件参数 a_{lj}^i, a_{rj}^i , $i = 1, \dots, c, j = 1, \dots, p$;
- 4) 最终得到 II 型 T-S 模糊模型:

$$\begin{aligned} R^i: \text{if } [\varphi_j \ y_j] \text{ is } \tilde{Z}_i \\ \text{then } \tilde{y}^i &= [y_l^i, y_r^i] = \tilde{a}_j^i + \tilde{a}_{j1}^i \varphi_j(1) + \dots + \tilde{a}_{jp}^i \varphi_j(p), \\ i &= 1, 2, \dots, c. \end{aligned}$$

建模的流程图如下:

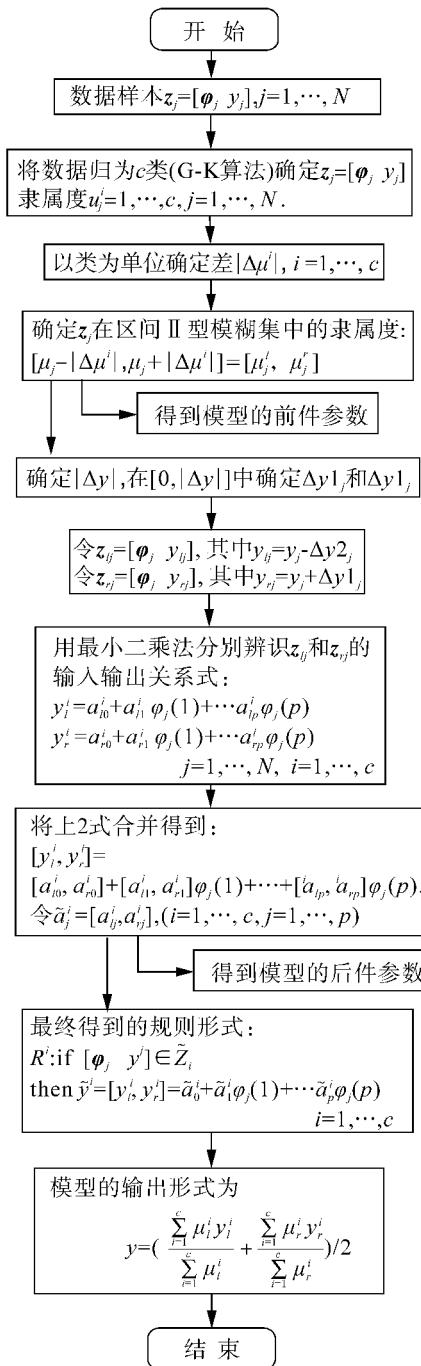


图1 流程图

Fig. 1 Flow chart

相比于文献[7]中的建模方法,该建模方法中参数是一次确定的,不需要反复调整,并且该方法简便易行,计算步骤和计算量较少。以下通过仿真来验证模型的精度。

2 pH 中和过程仿真

pH 中和过程是复杂工艺过程,广泛存在于化工和污水处理等工艺之中。它具有严重非线性,同时不可避免地存在各种干扰。

pH 中和过程是通过反应物(酸液/碱液)对流

人物(碱液/酸液)进行中和,并检测流出物来获取反应容器中的 pH 值。实际的 pH 过程由于各种物料成分或者容器的不同会有复杂多变的性质,但可以用数学动态模型来描述 pH 过程在连续搅拌式反应器(CSTR)中的主要特性^[12]。

假设 CSTR 中各处等温而且反应物料均完全混合,由文献[12]中给出的 pH 动态数学模型,设流入容器中的物料有 2 种,流入物(酸液)和反应物(碱液)。其中,酸液的流量为 F_a ,所含成分的浓度为 C_a ,碱液流量为 F_b ,所含成分浓度为 C_b ,那么 CSTR 中的动态模型可以描述为

$$V \frac{dw_a}{dt} = F_a \times C_a - (F_a + F_b) \times w_a, \quad (4)$$

$$V \frac{dw_b}{dt} = F_b \times C_b - (F_a + F_b) \times w_b. \quad (5)$$

式中: V 为容器的体积, w_a 为容器中酸液的浓度, w_b 为容器中碱液的浓度。式(4)和(5)是反映了容器内的酸碱浓度随着酸碱液流量的变化而变化的过程。由 w_a 和 w_b 可以得到容器流出物的 pH 值,考虑 HAC(弱酸)和 NaOH(强碱)的反应过程,其中和滴定曲线方程为

$$w_b + 10^{-\text{pH}} - 10^{\text{pH}-14} - \frac{w_a}{1 + 10^{pK_a-\text{pH}}} = 0. \quad (6)$$

式中: $pK_a = -\lg K_a$, K_a 为弱酸 HAC 的电离常数,
 $K_a = \frac{[\text{AC}^-][\text{H}^+]}{\text{HAC}} = 1.76 \times 10^{-5}$.

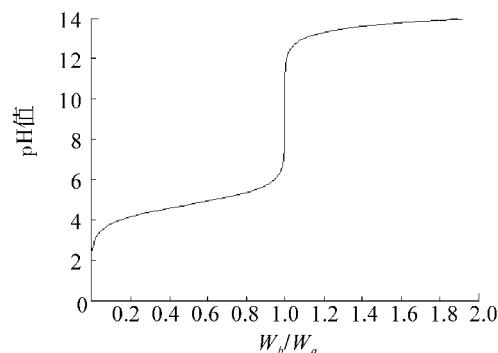


图2 弱酸强碱中和滴定曲线

Fig. 2 Neutralization titration of weak acid and strong base

考虑式(4)~(6)描述的弱酸强碱中和反应的过程,具体参数见文献[12]。假设给定酸液流量 $F_a = 81$,由碱液流量 F_b 的变化来影响输出的 pH 值 y_{pH} 。设 T-S 模型 k 时刻的输出关系式包含 $(k-1)$ 和 $(k-2)$ 时刻的共 4 个输入量,表达形式为

$$\hat{y}_{\text{pH}} = \psi(F_b(k-1), y_{\text{pH}}(k-1), F_b(k-2), y_{\text{pH}}(k-2)).$$

式中: \hat{y}_{pH} 和 y_{pH} 分别为模型输出和实际输出。

在中和反应过程中加入随机不确定性后,测量获得300组数据样本,形式为

$$\{F_b(k-1), y_{\text{pH}}(k-1), F_b(k-2), \\ y_{\text{pH}}(k-2), y_{\text{pH}}(k)\},$$

采用本文中的方法,可以由样本拓展得到300组

$$\{F_b(k-1), y_{\text{pH}}(k-1), F_b(k-2), \\ y_{\text{pH}}(k-2), y_{\text{pH}}(k)\}$$

数据和300组

$$\{F_b(k-1), y_{\text{pH}}(k-1), F_b(k-2), \\ y_{\text{pH}}(k-2), y_{\text{pH}}(k)\}$$

数据来辨识Ⅱ型T-S模糊模型。

从以上得到的数据出发,采用提出的方法,设定模型的规则数为6,规则如下:

设

$$\varphi(1) = F_b(k-1), \varphi(2) = y_{\text{pH}}(k-1), \\ \varphi(3) = F_b(k-1), \varphi(4) = y_{\text{pH}}(k-2).$$

R^1 : if $[\varphi \ y]$ is \tilde{Z}_1

then

$$\tilde{y}_{\text{pH}}^1 = [-5.2302, -3.9410] + \\ [0.0102, 0.0093]\varphi(1) + \\ [1.0249, 1.0633]\varphi_2(2) + \\ [-0.0011, -0.0013]\varphi(3) + \\ [-0.0038, 0.0008]\varphi(4).$$

R^2 : if $[\varphi \ y]$ is \tilde{Z}_2

then

$$\tilde{y}_{\text{pH}}^2 = [-7.7676, -5.4739] + \\ [0.0107, 0.0120]\varphi(1) + \\ [0.6702, 0.0632]\varphi(2) + \\ [0.0025, 0.0068]\varphi(3) + \\ [0.3494, 0.5754]\varphi(4).$$

R^3 : if $[\varphi \ y]$ is \tilde{Z}_3

then

$$\tilde{y}_{\text{pH}}^3 = [-3.0864, -4.6647] + \\ [0.0179, 0.2120]\varphi(1) + \\ [0.0785, 0.0307]\varphi(2) + \\ [0.0047, 0.0067]\varphi(3) + \\ [0.0319, 0.0432]\varphi(4).$$

R^4 : if $[\varphi \ y]$ is \tilde{Z}_4

then

$$\tilde{y}_{\text{pH}}^4 = [-11.4480, -19.2874] + \\ [0.0202, 0.0359]\varphi(1) + \\ [0.5230, 0.7959]\varphi(2) + \\ [0.0095, 0.0067]\varphi(3) + \\ [0.1724, 0.1462]\varphi(4).$$

R^5 : if $[\varphi \ y]$ is \tilde{Z}_5

then

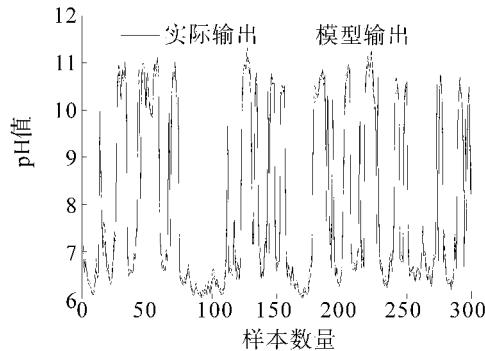
$$\tilde{y}_{\text{pH}}^5 = [-26.1793, -18.8988] + \\ [0.0349, 0.0296]\varphi(1) + \\ [0.1900, 0.1663]\varphi(2) + \\ [0.0195, 0.0126]\varphi(3) + \\ [0.3926, 0.3876]\varphi(4).$$

R^6 : if $[\varphi \ y]$ is \tilde{Z}_6

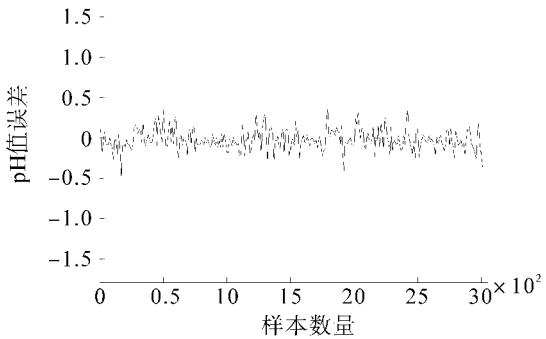
then

$$\tilde{y}_{\text{pH}}^6 = [-9.8802, 8.0025] + \\ [0.0200, 0.0008]\varphi(1) + \\ [0.0640, 0.2299]\varphi(2) + \\ [0.0093, -0.0055]\varphi(3) + \\ [0.1441, -0.0432]\varphi(4).$$

得到的模型输出结果如图3所示:



(a) 模型输出与实际输出的对比



(b) 模型输出的误差曲线

Fig. 3 The results of type-II T-S fuzzy model identification

模型的均方根误差(RMSE)为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\hat{y}_j - y_j)^2}.$$

式中: \hat{y}_j 为实际输出, y_j 为模型输出, N 为样本的个数。对pH中和过程建立的模型,本文中的Ⅱ型T-S模糊模型的RMSE与Ⅰ型T-S模糊模型的RMSE相比较如表1:

表1 I型和 T-S 模糊模型误差比较

Table1 The comparison of type-I and type- T-S fuzzy models

算 法	规 则 数	R M S E
I型T-S模糊模型2	71	0.7483
改进后 I型T-S模糊模型"	6	0.2023
本文的 I型T-S模糊模型	6	0.1342

可以看到 I型模糊模型可以得到更高的精度,并且由于 I型模糊模型的参数是区间模糊集,相比 I型包含了更多的信息.

3 结束语

由于实际工业过程中不可避免地存在干扰噪声,采集到的数据与实际的数据会有或多或少的偏差. I型模糊集在对过程的描述中增加了模糊性,增强了处理不确定因素的能力,能有效地减少不确定性带来的影响. 提出了一种基于数据驱动的 I型T-S模糊模型的建模方法,从现场采集到的数据样本出发,在I型T-S模糊模型的基础上,通过对数据样本的分析来判断模糊化的程度,然后对I型T-S模糊模型的前件和后件参数都分别进行模糊化,得到前件参数为区间 I型模糊集,后件参数为区间 I型模糊集的一种 I型T-S模糊模型. 最后通过对 pH 中和过程的仿真来验证了建模算法的有效性,为存在不确定性因素影响的工业过程的研究提供了良好的前提条件.

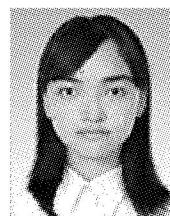
参考文献:

- [1] ZADEH L A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I[J]. Information Sciences, 1975, 8(9): 199-249.
- [2] KARNIK N N, MENDELJ M, LIANG Qilian. Type- I fuzzy logic systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1999, 7(6): 643-658.
- [3] 陈薇,孙增圻.二型模糊系统研究与应用[J].模糊系统与数学,2005,19(1): 126-135.
CHEN Wei,SUN Zengqi. Research on type-2 fuzzy logic system and its application[J].Fuzzy Systems and Mathematics,2005,19(1):126-135.
- [4] MENDELJ M, ROBERT J J, LIU Feilong. Interval type-2 fuzzy logic systems made simple[J].IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2006, 14(6): 808-821.
- [5] LIANG Qilian, MENDEL J M. Interval type-2 fuzzy logic systems theory and design[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2000, 8(5): 535-550.
- [6] LANG Qilian, MENDEL J M. An introduction to type-2

TSK fuzy logic systems[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Seoul,Korea,1999: 1534-1539.

- [7] MEDEZ G M, CASTILLO O. Interval type-2 TSK fuzzy logic systems using hybrid learning algorithm [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Reno,USA,2005: 230-235.
- [8] LI Ning, LI Shaoyuan, XI Yugeng. Modeling pH neutralization processes using fuzzy satisfactory clustering[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Melbourne,Australia,2001: 308-311.
- [9] GUSTAFSON D, KESSEL W C. Fuzy clustering with a fuzzy covariance matrix[C]//Proc of IEEE CDC. San Diego,1979: 761-766.
- [10] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. IEEE Transactions on Systems, 1985, 15(1): 116-132. .
- [11] REN Qun, BARON L, BALAZINSKI M. Type-2 Takagi-Sugeno-Kang fuzy logic modeling using subtractive clustering[C]//Fuzzy Information Processing Society(NAFIPS) 2006 . [S. l.],2006: 120-125. .
- [12] NIE Junhong, LOH A P, HANG C C. Modeling pH neutralization processes using fuzzy-neural approaches [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 78(1): 5-22.

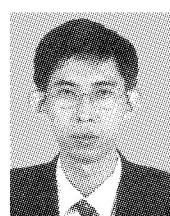
作者简介:



廖倩芳,女,1983年生,硕士研究生,
主要研究方向为型模糊建模与控制



李梓,女,1974年生,副研究员,
硕士生导师,主要研究方向为复杂系统
建模与控制、预测控制等.



李少远,男,1965年生,教授,博士生
导师,主要研究方向为预测控制、自适应
智能控制等.2006年获得上海市自然
科学一等奖(第一完成人).承担了包
括国家自然科学基金、国家"863"计划
在内的国家级科研项目10余项.在国内
外学术杂志上发表学术论文180余篇,其中被SCI 和 EI 检索100余篇.