

一种基于小波多分辨分析的多率采样系统辨识方法*

吕立华 宋执环 李 平

(工业控制技术国家重点实验室, 浙江大学工业控制技术研究, 杭州, 310027)

摘要: 基于小波多分辨分析理论并结合面向控制的辨识思想, 提出一种多率采样系统分频段加权辨识方法. 首先研究了采样信息的一致性重构问题, 然后给出一种新颖的分频段加权辨识方法. 此方法的最大特点是对噪声不敏感, 易实现对感兴趣频段的精确建模, 便于和控制系统设计相配合. 仿真结果验证了这种方法的可行性.

关键词: 小波多分辨分析; 多率采样系统; 分频段加权; CRID

文献标识码: A

An Identification Method for Multirate Sampled-Data Systems Based on Wavelet Multiresolution Analysis

LÜ Lihua, SONG Zhihuan and LI Ping

(National Laboratory of Industrial Control Technology, Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University · Hangzhou, 310027, P.R. China)

Abstract: Based on wavelet multiresolution analysis theory, this paper proposes a novel method for multirate sampled-data systems identification. First, the problem of multirate sampled-data reconstruction is studied, then a weighted band-wise identification method is presented. This method has the advantages of insensitivity to noise and convenience in modeling the interesting band of plant precisely, and easy incorporation with system design. Simulating results are given to illustrate that this method is feasible in model identification.

Key words: wavelet multiresolution analysis; multirate sampled-data systems; weighted band-wise; control-relevant identification

1 引言(Introduction)

实际的工业过程并非都是最简单的一致频率采样系统, 许多系统中, 不同的变量演化在不同的时间尺度上(尤其是多变量系统), 各变量的频率特性各不相同, 往往采用多种采样频率采集过程数据. 主要是实际当中不希望也不可能对每个传感器都以相同的速率采样, 因为这对于演化在较大时间尺度上的某些输出变量可能导致过采样, 从而增加计算负担并可能出现病态问题^[1]. 所以对过程辨识而言, 希望设计一种方法能够接受多率输入输出数据, 并把它们转化为用于辨识目的的一致信息格式. 近年来此类面向控制的辨识(CRID, control-relevant identification)问题受到了相当重视^[2], 其中一个焦点就是如何利用过程数据当中隐含的信息, 辨识出和控制相关的过程模型. 遗憾的是, 传统的辨识方法很少考虑控制的特点, 控制和辨识几乎毫无关系地各自独

立地发展^[3]. 解决这一问题的有效途径应该是基于控制的辨识首先要考虑控制系统设计对模型的要求. Astrom 的实验研究结果表明^[4]: 具有相似剪切(crossover)频率响应的过程不管他们的开环行为如何, 都有相似的闭环响应; 但是, 具有不同剪切频率响应的过程不管他们的开环行为如何相似, 在闭环控制下他们的行为显著不同. 文[2, 3]则更加明确地指出: 模型的开环频率响应不需要在所有频段都很准确, 只需在剪切频率附近或控制器的工作频带范围内足够准确, 就可以满足系统设计的要求.

针对上述分析, 本文的目的是想利用多率采样过程的输入输出数据按照控制系统设计的要求对未知对象感兴趣的频段精确建模, 使得所获得的模型能很好地跟控制系统的设计相配合. 为了实现这一目的, 本文基于小波多分辨分析(WMRA, wavelet multiresolution analysis)理论提出一种多率采样系统

* 基金项目: 国家自然科学基金(20076040)、广东省现代控制技术重点实验室和浙江省自然科学基金(601114)资助项目.

收稿日期: 2000-05-08; 收修改稿日期: 2001-02-19.

两步辨识方法,首先研究了一致采样数据的重构问题,然后在此基础上进行分段加权辨识,目的是将输入输出信号分解到不同的频带内,充分利用辨识数据中包含的信息,以便根据系统设计对不同频段的要求相应地进行加权,从而把控制的要求反映到系统的建模中去。

2 基于WMRA的信号分解(Signal decomposition based on WMRA)

考虑 $L^2(R)$ 上的一个闭子空间序列 $V_i (i \in \mathbb{Z})$, 基于多分辨分析理论,空间 V_0 可以分解为:

$$\begin{aligned} V_0 &= W_1 \oplus V_1 = W_1 \oplus W_2 \oplus V_2 = \\ \cdots &= W_1 \oplus W_2 \oplus \cdots \oplus W_L \oplus V_L. \end{aligned} \quad (1)$$

其中

$$\begin{aligned} V_m &= W_{m+1} \oplus V_{m+1}, \\ V_m &= \text{span}\{2^{-m/2}\phi(2^{-m}t - n)\}, \\ W_m &= \text{span}\{2^{-m/2}\Psi(2^{-m}t - n)\}, m \in \mathbb{Z}, \end{aligned}$$

$\phi(t)$ 和 $\Psi(t)$ 分别是尺度函数和小波,子空间 $W_1, W_2, \dots, W_L, V_L$ 相互正交^[5], 于是信号 $f(t) \in V_0$ 的MAR分解表达式为:

$$f(t) = f_w^1(t) + f_w^2(t) + \cdots + f_w^L(t) + f_v^L(t). \quad (2)$$

其中 $f_w^m(t) \in W_m (m = 1, 2, \dots, L), f_v^L(t) \in V_L$. (2) 式表明信号 $f(t)$ 可以表示成尺度 L 上的一个低通逼近和不同分辨率下的 L 个细节(小波)部分之和. 因此,用尺度函数和小波作为基函数, $f(t)$ 可以表示为:

$$f(t) = \sum_m \sum_n d_{m,n} \Psi_{m,n}(t) + \sum_n c_{L,n} \phi_{L,n}(t). \quad (3)$$

其中 $\phi_{L,n}(t)$ 和 $\Psi_{m,n}(t)$ 的定义分别是 $\Psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \Psi(2^{-m}t - n)$ 和 $\phi_{L,n}(t) = 2^{-L/2} \phi(2^{-L}t - n)$. 若 $f(t)$ 为频率在 $[0, \omega_s]$ 中的信号, $\omega_s = \pi/T, T$ 为采样频率,则轮廓 $f_w^L(t)$ 和细节 $f_w^m(t)$ 分别为频率在 $[0, \omega_s/2^L]$ 和 $[\omega_s/2^m, \omega_s/2^{m-1}]$ 内的信号,因此, (2) 式或(3)式实际上是把信号 $f(t)$ 分解成了互不重叠的不同二进频段上的信号之和。

3 多率采样数据一致性重构(Multirate sampled-data consistent reconstruction)

多率采样数据在时序上不相匹配,辨识前应对其进行一致性重构.一般大多是从低频采样数据重构高频采样数据,这实际上是一个关于最小实现的插值问题.假设考虑 SISO 系统,其中输入 u 的采样间隔是 t_u ,输出 y 的采样间隔是 t_y ,令 $t_0 = \text{gcd}\{t_u,$

$t_y\}$, ($\text{gcd} = \text{greatest common denomination}$). 如果数据的采样间隔是 t_0 ,则这样的数据足以覆盖采样间隔为 t_u 和 t_y 的数据,所以最小实现的重构采样间隔应为 t_0 . 文[2] 重构的思路是用尺度函数作插值函数,文[6] 提出了高频采样数据重构的小波多尺度逼近方案.这两种方法的最大特点是物理意义明确,易于和文[7] 提出的用于辨识目的 WMRA 滤波方法平滑相连;文[8] 则用离散小波变换实现了高频采样数据的重构.数据重构的基本思路是利用式(2)和式(3)进行综合,即假设 $f(t)$ 的采样信号 $f(n)$ 在合适的尺度 m 上被逼近,然后对细节部分进行分层补偿.首先我们研究合适的尺度 m 和信号的采样频率应该满足什么关系。

假设 1 ω_N 表示函数 $f(t)$ 的 Nyquist 频率, $f(n)$ 表示 $f(t)$ 的采样数据, ω_s 表示采样速率, $C_m(k)$ 是 $f(t)$ 在尺度 m 的逼近, ω_ϕ 表示尺度函数 $\phi(t)$ 的截断频率。

定理 1^[8] $f(n)$ 等于 $C_m(k)$, 如果尺度 m 满足: $1 + \log_2(\omega_\phi/\omega_s) < m < 1 + \log_2(\omega_\phi/\omega_N)$. (4)

然而,由于实际中采样间隔有一定程度的随意性和系统的截止频率难以精确计算,使得 $f(n)$ 与 $C_m(k)$ 之间总是存在一定的误差.我们关心这种误差沿着小波分解的各个子空间是如何传播的.本文以小波分解的尺度空间为例分析这种误差的变化情况。

假设 2 $f(n)$ 的支撑记为 $\text{sup}(f) \subseteq [a, a + \Delta]$, ϕ_m 的支撑记为 $\text{sup}(\phi_m) \subseteq [2^m n, 2^m(n + K)]$.

那么对于(3)式而言,只有当 $\text{sup}(f) \cap \text{sup}(\phi_m) \neq \emptyset$ 时, $C_m(k)$ 为非零.显然 $\text{sup}(f) \cap \text{sup}(\phi_m) \neq \emptyset$ 须满足 $2^m n < a + \Delta$ 和 $a < 2^m(n + K)$, 可见 $\text{sup}(f) \cap \text{sup}(\phi_m) \subseteq [2^m a - K, 2^m(a + \Delta)]$, 区间宽度为 $2^m \Delta + K$, 所以(3)式的 $C_m(k)$ 最多有 $2^m \Delta + K$ 个非零值.通过上述分析,我们自然有如下定理:

定理 2 如果 $\text{sup}(f) \subseteq [a, a + \Delta]$ 和 $\text{sup}(\phi_m) \subseteq [2^m n, 2^m(n + K)]$, 那么对于任何 $m \geq 0$, (3) 式定义的 $C_m(k)$ 最多有 $2^m \Delta + K$ 个非零值, 即其支撑宽度 $|\text{sup} C_m(k)| \leq 2^m \Delta + K$. 不失一般性, 我们假设最细尺度 $m = 0$, 和 $M = \max |\phi_m|$, 则如下的定理 3 分析了由于 $f(n)$ 与 $C_m(k)$ 不精确相等时, 在任意度空间产生的误差。

定理 3 如果 $\Theta = \|f(n) - C_{0n}\|_\infty$, 那么在任意尺度空间 $m \geq 0$ 产生的误差满足:

$$\Theta_m = \|\langle f, \phi_m \rangle - \langle C_{0n}, \phi_m \rangle\|_\infty \leq$$

$$(2^{-m}\Delta + K) \times M \times \hat{\Theta}.$$

证 根据前面的假设和(3)式有,在任意尺度 m , $C_{mn}(k) = \langle f, \phi_{mn} \rangle$ 和 $C_{mn}(C_{0n}) = \langle C_{0n}, \phi_{mn} \rangle$, 则

$$\Theta_m = \|C_{mn}(k) - C_{mn}(C_{0n})\|_{\infty} = \|\langle f, \phi_{mn} \rangle - \langle C_{0n}, \phi_{mn} \rangle\|_{\infty}. \quad (5)$$

根据定理 2 和内积的定义, (5)式满足 $\Theta_m \leq (2^{-m}\Delta + K) \times M \times \hat{\Theta}$. 证毕.

虽然定理 3 分析了 $f(n)$ 与 $C_{mn}(k)$ 不精确相等时,误差在小波尺度空间的演化情况,但实际中很难操作,况且有时实际的采样间隔有相当程度的随意性,使得以往的方法难以满足实际需要.本文利用文[10]提出的正交小波网络(OWN, orthogonal wavelet networks)并结合 LS 方法,进行数据重构.由于 OWN 隐含层的小波元选用紧支正交小波和尺度函数,利用了二者互补的特性,使得网络具有多分辨和局部学习的特点.这里我们假设系统的低频采样值含有足够的信息即满足定理 1 的条件,否则不能获得可靠的结果;同时我们把低频采样数据当作训练样本,构造 OWN 以获得形如(3)式的插值表达式,然后在指定的紧支区间上获得高频采样数据.显然,这种方法不要求采样数据均匀分布,其基本思路可简述如下:

假设低频采样数据集为 $\chi \subset D$, 我们利用样本 $(t, f(t)), t \in \chi$ 构造 $f(t)$ 的一个形如(3)式的估计 f_{χ} 并将其作为插值表达式,进一步根据 f_{χ} 就可以获得所需要的高频采样数据.例如对于 $f_{\chi}(t)$, 假设 $t \in [t_{\min}, t_{\max}]$ 且 $t = 1, 2, \dots, N$, 只需令 $t' = 1, 2, \dots, 2N$ 并满足 $t' \in [t_{\min}, t_{\max}]$, 将其代入形如(3)式的 $f_{\chi}(t)$, 就可以获得 2 倍于 $f_{\chi}(t)$ 采样频率的高频采样信号. $f_{\chi}(t)$ 表达式的权系数可以根据(2)式和(3)式的正交分解原理结合 LS 方法由粗到细分层确定^[10]. 另外一个问题是如何确定(3)式所示的插值表达式的最优尺度? 对于最粗的尺度 $m_{\max}$, 可结合文[7]的方法确定,即将信号的逐层分解过程等效地看作将其通过一个截断频率可调的低通滤波器,在这个过程中信噪比 SNR 要发生变化,但在某个尺度 SNR 存在最大值,我们把这一尺度定为 $m_{\max}$; 而最细的尺度 $m_{\min}$ 可参考文[10]通过逐层构造(3)式所示的插值表达式以满足均方误差最小来确定.

4 基于 WMRA 的分频段加权辨识 (A weighted band-wise identification method based on WMRA)

假设通过上述步骤实现了一致采样信息的重构,下面利用重构的数据进行基于 WMRA 的分频段

加权辨识.考虑如下的一个 n 阶因果 ARMAX 模型:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) = b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m). \quad (6)$$

式中 $[y(k), u(k)] (k = 0, \dots, N)$ 为辨识样本,且 $N \geq m + n - 1$. 将辨识样本代入(6)式并整理为最小二乘标准形式:

$$y_n = H \times \theta = [y_{n-1} \dots y_0 \ u_{n-1} \dots u_{n-m}] \times \theta. \quad (7)$$

其中 $y_i = [y(i) \dots y(i+N-n)]^T, 0 \leq i \leq n$; $u_l = [u(l) \dots u(l+N-n)]^T, n-m \leq l \leq n-1$; $\theta = [-a_1 \dots -a_n \ b_1 \dots b_m]^T$ 为待辨识的参数矢量.

将 y_i 和 u_l 分别按(2)式作 MRA 分解:

$$\begin{aligned} y_i &= y_{i,w}^1 + y_{i,w}^2 + \dots + y_{i,w}^L + y_{i,v}^L, \\ u_l &= u_{l,w}^1 + u_{l,w}^2 + \dots + u_{l,w}^L + u_{l,v}^L, \end{aligned} \quad (8)$$

于是 y_i 和 u_l 的各层细节与轮廓之和满足(7)式. 根据前面的分析,信号分解后的轮廓和各层细节在频带上是互不重叠的,且参数 θ 为实向量,因此各频段上的信号分量也满足(7)式,即:

$$\begin{cases} y_{n,v}^L = [y_{n-1,v}^L \dots y_{0,v}^L \ u_{n-1,w}^L \dots u_{n-m,w}^L] \times \theta, \\ y_{n,w}^j = [y_{n-1,w}^j \dots y_{0,w}^j \ u_{n-1,w}^j \dots u_{n-m,w}^j] \times \theta. \end{cases} \quad (9)$$

其中尺度 $j = 1, 2, \dots, L$. 于是就可以根据需要对不同的频段赋予相应的权值,然后组合在一起由最小二乘类算法求出参数 θ . 最终分频段加权后的最小二乘标准式变为:

$$C \times \begin{bmatrix} y_{n,v}^L \\ y_{n,w}^L \\ y_{n,w}^{L-1} \\ \vdots \\ y_{n,w}^1 \end{bmatrix} = C \times \left\{ \begin{bmatrix} y_{n-1,v}^L \\ y_{n-1,w}^{L-1} \\ \vdots \\ y_{n-1,w}^1 \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} y_{0,v}^L \\ y_{0,w}^{L-1} \\ \vdots \\ y_{0,w}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{n-1,v}^L \\ u_{n-1,w}^{L-1} \\ \vdots \\ u_{n-1,w}^1 \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} u_{n-m,v}^L \\ u_{n-m,w}^{L-1} \\ \vdots \\ u_{n-m,w}^1 \end{bmatrix} \right\} \times \theta, \quad (10)$$

式中 C 是对角加权矩阵, $C = \text{diag}[C_{m+1} \ C_m \ \dots \ C_1]$, $C_m = \lambda_m \times I, 1 \leq m \leq L, 0 < \lambda_m \leq 1$. 选取不同的权值 λ_k 就把对不同频段的建模要求反映到了参数 θ 中. 当然,对于如何选取权系数目前还是一个值得深入研究的问题,文[11]提出的结合控制器设

计的反复迭代方法是一个可行的思路。

5 仿真算例(Simulation example)

$$G(z) = 10^{-3} \times \frac{0.066z^9 - 3.34z^8 + 16.5z^7 - 34.4z^6 + 38.7z^5 - 22.3z^4 + 1.93z^3 + 6.77z^2 - 4.76z + 1.24}{z^9 - 7.44z^8 + 25.48z^7 - 52.68z^6 + 72.41z^5 - 68.58z^4 + 44.78z^3 - 19.45z^2 + 5.1z - 0.62} \quad (11)$$

输入信号为随机二进制信号(PRBS),输出量测噪声为零均值的白噪声,信噪比 $\text{SNR} = 7.201$,辨识模型的阶次取为 5. $\text{Gcd}\{[0.2, 0.4]\} = 0.2$,输出信号首先利用本文给出的基于小波网络的方法被重构为采样间隔为 0.2s 的信号.利用已获得的一致重构信息对低频段 $[0 \sim 0.98 \text{ rad/s}]$ 进行建模,同于事先并不知道“真实”系统 $G(z)$ 的阶次,如何在这一降阶模型中较好地反映系统设计的要求就显得很重要.按照前述分段加权算法的思路,首先选用 db5 小波按 (11) 式进行 MRA 分解,辨识信号长度为 100,分解

采用文[11]中模型的离散形式,输入信号的采样时间为 0.2s,输出信号的采样时间为 0.4s.

层次 $M = 5$,即频段数为 6.各段权值为 $\lambda = \{0.9, 0.98, 1, 0.4, 0.2, 0.1\}$,参数估计为 $\hat{\theta}_1$ (见表 1).利用一致重构信息采用普通最小二乘获得的参数估计为 $\hat{\theta}_2$,辨识模型的 Bode 图如图 1 所示,其中实线表示真实模型,“*”为小波加权辨识模型,“---”为普通最小二乘辨识模型.可见分频段加权方法由于强调了对低频部分的建模精度,降低对高频部分的要求,使得降阶模型在低频与实际模型基本吻合.而普通最小二乘辨识则是在整个频段内逼近真实模型,反而重点不突出,未能把系统设计的要求反映到模型中去.

表 1 两种情况下的参数估计值

Table 1 Parameter estimation by two methods

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6
$\hat{\theta}_1$	-0.972	-0.350	0.021	0.180	0.167	0.039	-0.023	-0.053	-0.065	0.100	0.158
$\hat{\theta}_2$	-0.626	-0.389	-0.143	0.067	0.164	0.009	-0.022	-0.055	-0.095	0.042	0.118

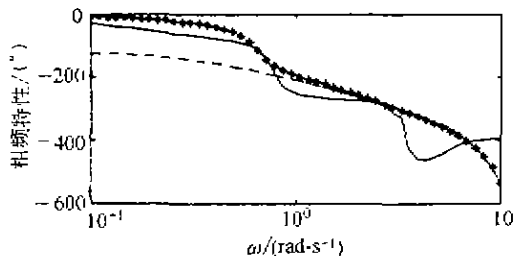
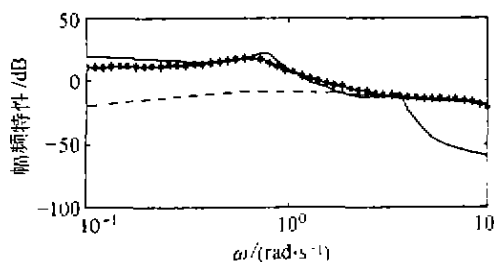


图 1 多率采样系统的分段加权辨识

Fig. 1 Weighed band-wise identification for multirate sampled-data system

6 结论(Conclusion)

本文考虑到 CRID 的特点,提出一种基于 WMRA 的多率采样系统分频段加权辨识方法.由于精确的数学模型难以获得,本方法更注重模型的实用性,更何况重构的数据难免有一定的信息损失.该方法能充分利用辨识数据中不同频段的信息,同时也易于将控制系统设计对模型的要求反映到辨识过程中去,仿真结果验证了这种方法的可行性.当然,本文的研究还只限于 SISO 系统,而且该方法的有效性还需结合实际问题进行进一步研究.

参考文献(References)

[1] Yang Z J and Sagara S. System impulse response identification using

a multiresolution neural network [J]. *Automatica*, 1997, 33(7): 1345 - 1350

[2] Carner J F and Stephanopoulos G. Wavelet-based modulation in control-relevant process identification [J]. *AIChE Journal*, 1998, 44 (2): 341 - 360

[3] van den Hof P M J and Schrama R J P. Identification and control - closed-loop issues [J]. *Automatica*, 1995, 31(12): 1751 - 1770

[4] Astrom K J and Wittenmark B. *Adaptive Control* [M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989

[5] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1989, 11(7): 674 - 693

[6] Wang Haiqing, Song Zhuhan and Li Ping. An approach of reconstruction of high sample-rate data based on wavelet multiresolution approximation [J]. *Information and Control*, 2000, 29(4): 315 - 319 (in Chinese)

(下接第 234 页)

参考文献(References)

- [1] Kim Jin-Soo, Yang Iee-Woo, Kim Young-Seok, et al. The vibration suppression control of the two-mass resonant system using H_∞ filter [A]. Conf. of the IEEE Industrial Electronics Society [C], 1998, 3: 1464 - 1470
- [2] Hon Yoichi, Sawada Hideyuki and Chun Yeonghan. Slow resonance ratio control for vibration suppression and disturbance rejection in torsional system [J]. IEEE Trans. on I. E., 1999, 46(1): 162 - 618
- [3] Zhang Weiguo, Cao Yonggang and Chen Tao. Digital filter approach to improving the resonance frequency of photoelectric theodolite [J]. Optics and Precision Engineering, 1999, 7(2): 77 - 82
- [4] Ding Feng and Yang Jiaben. Hierarchical identification of large scale system [J]. Acta Automatica Sinica, 1999, 25(5): 647 - 654
- [5] Fernandez T and Newport Y. Extracting a bias-dependent large-signal MESFET model from pulsed I/V measurements [J]. IEEE Microwave and Techniques, 1996, 44(3): 372 - 378
- [6] Xue Dingyu. Computer-Aided Design of Control System-Matlab-Language and Application [M]. Beijing: Tsinghua University Publishing House, 1996, 25 - 138

本文作者简介

赵 震 1974 年生, 1999 年获哈尔滨工业大学自动化测试与控制系硕士学位, 现为哈尔滨工业大学博士生, 主要研究方向为: 系统辨识, 采样控制系统分析与设计. Email: neheyabo@sina.com

姚 郁 1963 年生, 现为哈尔滨工业大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为: 采样控制系统分析与设计, 非线性系统.

方 强 1975 年生, 2000 年获哈尔滨工业大学自动化测试与控制系硕士学位, 现为哈尔滨工业大学博士生.

(上接第 228 页)

- [7] Palavajihala S P, Montard R L and Joseeph B. Process identification using discrete wavelet transforms: design of prefilters [J]. AIChE Journal, 1996, 42(3): 777 - 790
- [8] Wang Jingchun, Jin Yihui and Fang Chongzhi. A data reconstruction method with wavelet transform [A]. IFAC 13th Triennial World Congress [C], San Francisco, USA, 1996, 343 - 348
- [9] Mallat S and Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets [J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1991, 38(2): 617 - 636
- [10] Bahavik R B and Stephanopoulos G. Wave-net: a multiresolution, hierarchical neural network with localized learning [J]. AIChE Journal, 1993, 39(1): 57 - 81
- [11] Schrama R J P. Accurate identification for control: the necessity of

an iterative schema [J]. IEEE Trans. Automat. Contr., 1992, 37(7): 991 - 994

本文作者简介

吕立华 1967 年生, 现做博士后研究, 主要研究方向为小波理论及其应用, 过程辨识, 智能控制

宋执环 1962 年生, 博士, 教授, 浙江大学工业控制技术研究所副所长, 主要研究兴趣为小波分析在辨识和控制理论中的应用, 预测控制及应用, 流程工业 CIMS 技术. Email: zhsong@upc.zju.edu.cn

李 平 1954 年生, 教授, 博士生导师, 浙江大学工业控制技术研究所所长, 主要研究兴趣为工业过程模型化、智能控制, 模糊控制及应用, 流程工业 CIMS 技术.