

文章编号: 1001-0920(2008)08-0929-06

## 一种辨识 Wiener-Hammerstein 模型的新方法

徐小平<sup>1</sup>, 钱富才<sup>1</sup>, 王 峰<sup>2</sup>

(1. 西安理工大学 自动化与信息工程学院 西安 710048; 2. 西安交通大学 理学院, 西安 710049)

**摘 要:** 针对非线性 Wiener-Hammerstein 模型, 提出利用粒子群优化算法对非线性模型进行辨识的新方法. 该方法的基本思想是将非线性系统的辨识问题转化为参数空间上的优化问题; 然后采用粒子群优化算法获得该优化问题的解. 为了进一步增强粒子群优化算法的辨识性能, 提出利用一种混合粒子群优化算法. 最后, 仿真结果验证了该方法的有效性和可行性.

**关键词:** 辨识; 混合; 粒子群优化; Wiener-Hammerstein 模型

**中图分类号:** TP27      **文献标识码:** A

## New method for identification of Wiener-Hammerstein model

XU Xiaoping<sup>1</sup>, QIAN Furcai<sup>1</sup>, WANG Feng<sup>2</sup>

(1. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;  
2. School of Sciences, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: XU Xiaoping, E-mail: xuxp@xaut.edu.cn)

**Abstract:** For nonlinear Wiener-Hammerstein model, a method for nonlinear system identification is proposed by using particle swarm optimization (PSO) algorithm. The basic idea of the method is that the problems of nonlinear system identification is changed into optimization problems in parameter space and the PSO is then adopted to solve the optimization problem. In order to enhance the performance of the PSO identification, a hybrid particle swarm optimization (HPSO) algorithm is also adopted. Finally, simulation results show the effectiveness and the feasibility of the proposed method.

**Key words:** Identification; Hybrid; Particle swarm optimization; Wiener-Hammerstein model

### 1 引 言

对于线性系统的辨识, 理论研究已经趋于成熟<sup>[1,2]</sup>, 但在现实生活中, 实际系统几乎都是非线性系统, 所以对非线性系统的研究十分必要<sup>[3]</sup>. 目前尚缺少描述各种非线性系统特性的统一数学理论, 而非线性系统辨识往往和特定的非线性系统描述相对应<sup>[4]</sup>. 在现实应用中, 许多非线性系统可用无记忆的非线性增益环节与线性子系统内连来模型化<sup>[4-6]</sup>. Wiener-Hammerstein 模型可以描述更为广泛的非线性系统, 因而近年来对于这类模型的辨识引起了广泛的重视<sup>[5-7]</sup>.

Eberhart 等人于 1995 年提出了一种进化计算技术——粒子群优化 (PSO) 算法<sup>[8]</sup>, 其源于对鸟群和鱼群群体运动行为的研究. 但在应用中, 表现出容易产生早熟收敛、局部寻优能力较差等. 这样, 人们

相继对粒子群算法进行了一系列的改进<sup>[9,10]</sup>. 与其他优化算法相比, PSO 算法可用于解决非线性、不可微和多峰值的复杂问题, 从而它被应用到许多领域<sup>[11-14]</sup>. 当然, PSO 算法也为解决复杂非线性系统的辨识问题提供了一条可能的途径.

现已有人尝试将 PSO 算法用于系统辨识, 并取得了较好的效果<sup>[15]</sup>. 本文提出将一种混合粒子群优化 (HPSO) 算法用于多输入单输出 Wiener-Hammerstein 模型辨识, 数值仿真示例表明了该方法的有效性.

### 2 粒子群算法

#### 2.1 基本粒子群优化算法

PSO 算法是基于群体的, 最初是为了在二维空间图形化模拟鸟群优美而不可预测的运动<sup>[8]</sup>, 从这种模型中得到启发并用于解决优化问题. 后来将其

收稿日期: 2007-05-28; 修回日期: 2007-09-23.

基金项目: 教育部博士学科基金项目 (20060700007); 陕西省自然科学基金项目 (2005F15).

作者简介: 徐小平 (1973—), 男, 陕西蓝田人, 博士生, 从事小波分析、随机系统分析及辨识等研究; 钱富才 (1963—), 男, 陕西蓝田人, 教授, 博士生导师, 从事大系统理论、随机系统的辨识与控制等研究.

推广到  $N$  维空间,每个优化问题的解就是搜索空间中一只鸟,在搜索空间中以一定的速度飞行,这个速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整.鸟被抽象为没有质量和体积的微粒(点),第  $i$  个粒子在  $N$  维空间里的位置表示为矢量  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]$ ,飞行速度表示为矢量  $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}]$ .每个粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值,并且知道自己到目前为止发现的最好位置( $p_{best}$ )和现在的位置  $x_i$ ,这个可以看作是粒子自己的飞行经验.除此之外,每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置  $g_{best}$  ( $g_{best}$  是在  $p_{best}$  中的最好值),这个可以看作是粒子的同伴的经验.

PSO 算法是一种基于迭代的优化工具,每个粒子按照以下两式进行变化:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= \\ w(t) \times v_{id}(t) &+ c_1 \times \text{rand}_1() \times (p_{id}(t) - \\ x_{id}(t)) &+ c_2 \times \text{rand}_2() \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)), \quad (1) \\ x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) + v_{id}(t+1). \quad (2) \end{aligned}$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, m$ ,  $m$  是该群体中粒子的总数;  $d = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为解空间的维数,即自变量的个数;  $t$  为进化代数;  $\text{rand}_1()$  和  $\text{rand}_2()$  是随机函数,产生于  $[0, 1]$  的随机数;  $c_1$  和  $c_2$  为位移变化的限定因子,通常取为 2,为使粒子位移变化不致过大,可设定其上限  $V_{max}$ ;  $p_{id}$  是粒子  $i$  个体最好位置  $p_{best}$  的第  $d$  维分量,  $p_{gd}$  是群体最好位置  $g_{best}$  的第  $d$  维分量;  $w$  是惯性权重函数,通常惯性权重函数  $w$  由下式确定:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{T_{max}} \times t. \quad (3)$$

$w_{max}$  和  $w_{min}$  分别是  $w$  的最大值和最小值,  $T_{max}$  是最大进化代数.当  $V_{max} = 2$  时,  $w$  取  $[0.4, 0.9]$ ,可以得到较好的结果.

## 2.2 混合粒子群优化算法(HPSO)

### 2.2.1 Hooke-Jeeves 模式搜索优化

Hooke-Jeeves(HJ) 直接搜索法是由两种移动组成的序列优化技术,其中:一种是探索移动,另一种是模式移动.从几何意义上讲,HJ 方法是寻找具有较小函数值的“山谷”,力图使迭代产生的序列沿“山谷”走向逼近极小点.算法从初始点开始,探测移动依次沿  $n$  个坐标轴进行,用以确定新的基点和有利于函数值下降的方向.模式移动沿两个相邻基点连线方向进行,试图沿着“山谷”使函数值更快地减小.

### 2.2.2 变异操作

进化算法中,变异算子可增加种群多样性,从

而完成探测过程.当然,变异操作的引入使 PSO 算法的收敛速度下降,但是解的精度明显提高.变异过程可描述为:对每个粒子赋一个  $[0, 1]$  之间的随机数,如果该随机数小于给定的变异域值  $\mu_m$ ,则粒子重新撒向搜索空间,其记忆的自身最优的位置和速度向量保持不变,从而增强了 PSO 算法的全局探测能力.

### 2.2.3 混合算法的实现

混合算法<sup>[16]</sup>实现的基本思想为:设想在一维的搜索空间有  $x_a, x_b, x_c$  和  $x_d$  四个局部最优点,全局最优点在  $x_o$ .如果两个粒子  $a$  和  $b$  在各自邻域内通过 HJ 方法搜索到局部的最优值,然后再利用 PSO 算法自身比较特征,则全局最优点很容易找到.

在优化过程中,局部搜索的嵌入可以有两种方式:其一,每隔给定代数  $T$  后(如  $T = 1, 10, 100$ ),对所有粒子实施局部搜索;其二,每代都实施局部搜索,但不是对所有粒子,而是设定一个局部搜索概率域值  $\mu_d$  ( $\mu_d \in (0, 1)$ ),用来控制实施局部搜索粒子的多少.在第 2 种方式中,还可以只对最优粒进行局部搜索,或者对每个粒子自身记忆最优点进行局部搜索,如果个体自身记忆最优点没有改进,则无需进行局部搜索.同样,变异操作也有上述两种方式.如果  $\mu_d = 0$ ,则粒子不执行 HJ 操作,此时如果  $\mu_m = 0$ ,则混合 PSO 演化为基本 PSO 算法.

混合粒子群优化算法描述如下:

Step1: 设定种群大小  $m$ , 执行 HJ 搜索的概率域值  $\mu_d$ , 进行变异的概率域值  $\mu_m$ , 最大进化代数  $T_{max}$ , 惯性权值  $w_{ini}$  和  $w_{end}$ ; 设定进化代数计数器  $t = 1$ , 粒子初始位置  $(x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))$ , 粒子初始速度  $(v_1(t), v_2(t), \dots, v_m(t))$ .

Step2: 评价各粒子适应值,对第  $i$  个粒子配置分布于  $[0, 1]$  之间的随机数,如果该随机数小于  $\mu_d$ ,则按以下步骤执行 HJ 搜索;否则,进行 Step3.

Step2.1: 当前点  $x_i(t)$  执行 HJ 搜索,在每个坐标方向  $(e_1, e_2, \dots, e_N)$  均选定初始步长,并设定  $k = 1$ .

Step2.2: 计算  $f_k = f(x_i^{(k+1)}(t))$ , 设  $j = 1, y^{(1)} = x_i^{(k)}(t)$ , 转 Step2.3 开始探测移动.

Step2.3: 根据当前基点  $y^{(j)}$  获得新的基点,以使变量  $x_i^{(k+1)}(t)$  的扰动

$$y^{(j+1)} = \begin{cases} y^{(j)} + e_j, & \tilde{f} = f(y^{(j)} + e_j) < f = f(y^{(j)}); \\ y^{(j)} - e_j, & \tilde{f} = f(y^{(j)} - e_j) < f = f(y^{(j)}); \\ y^{(j)}, & f = f(y^{(j)}) < \min(\tilde{f}, \tilde{f}). \end{cases}$$

(4)

这种寻找新基点的过程持续  $j = 1, 2, \dots$ , 直到  $x_i^{(D)}(t)$  被扰动而找到  $y^{(D+1)}$ .

Step2.4: 如果点  $y^{(D+1)}$  仍保持  $x_i^{(k)}(t)$ , 减少步长  $=$ , 其中  $\alpha$  为缩减率,  $\alpha \in (0, 1)$ . 设  $j = 1$ , 转 Step2.3; 如果  $y^{(D+1)}$  与  $x_i^{(k)}(t)$  不等, 则得到新基点  $x_i^{(k+1)}(t) = y^{(D+1)}$ , 然后按 Step2.5 进行.

Step2.5: 根据  $x_i^{(k)}(t)$  和  $x_i^{(k+1)}(t)$ , 建立新的模式移动方向  $s, s = x_i^{(k+1)}(t) - x_i^{(k)}(t)$ , 并寻找点  $y^{(1)}$ ,  $y^{(1)} = x_i^{(k+1)}(t) + s$ , 其中  $\beta$  为步长的加速因子.

Step2.6: 设  $k = k + 1, j = 1, f_k = f(y^{(1)})$ , 重复 Step2.3. 如果  $f(y^{(D+1)}) < f(x_i^{(k)}(t))$ , 则得到新的基点  $x_i^{(k+1)}(t) = y^{(D+1)}$ , 然后转 Step2.5; 若  $f(y^{(D+1)}) > f(x_i^{(k)}(t))$ , 则设  $x_i^{(k+1)}(t) = x_i^{(k)}(t)$ , 减小步长  $=$ , 令  $k = k + 1$ , 并且转到 Step2.2.

Step2.7: 如此继续下去, 直到满足精度要求, 即  $\epsilon < \delta$ .

Step3: 比较粒子的适应值和自身最优值  $p_{best}$ , 如果当前值比  $p_{best}$  更优, 则置  $p_{best}$  为当前值, 并设  $p_{best}$  的位置为  $N$  维空间中的当前位置.

Step4: 比较粒子适应值与种群最优值  $g_{best}$ , 如果当前值比  $g_{best}$  更优, 则置  $g_{best}$  为当前粒子的矩阵下标和适应值.

Step5: 按式(4)更新粒子的位移方向和步长, 产生新种群  $X(t + 1)$ , 并检查速度和位置是否超出限制.

Step6: 执行变异操作, 对第  $i$  个粒子配置分布于  $[0, 1]$  之间的随机数, 如果该随机数小于  $\mu_m$ , 则执行变异操作.

设  $t = t + 1$ , 重复 Step2 ~ Step6, 直到达到最大进化代数或者满足适应值精度的设定值.

### 3 辨识多输入单输出 Wiener-Hammerstein 模型

考虑如图 1 所示具有  $r$  个输入的 Wiener-Hammerstein 模型<sup>[5]</sup>, 其中  $NL_i$  表示第  $i$  个静态非线性增益环节,  $i = 1, 2, \dots, r$ .  $k$  时刻的输出信号为

$$y(k) = y_1(k) + y_2(k) + \dots + y_r(k) + w(k), \quad (5)$$

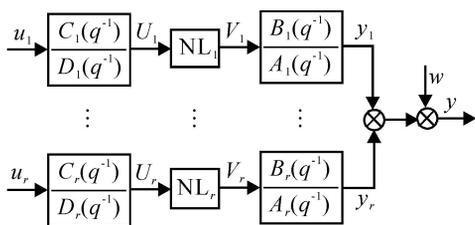


图 1 多输入单输出 Wiener-Hammerstein 模型

式中  $y_i(k)$  为和第  $i$  个输入相关的不可测量中间变

量, 即

$$y_i(k) = \frac{B_i(q^{-1})}{A_i(q^{-1})} V_i(k), \quad (6)$$

$$V_i(k) = g_{n1} U_i(k) + g_{n2} U_i^2(k) + \dots + g_{m_i} U_i^{m_i}(k), \quad (7)$$

$$U_i(k) = \frac{C_i(q^{-1})}{D_i(q^{-1})} u_i(k), \quad (8)$$

$u_i(k)$  为  $k$  时刻系统的第  $i$  个输入信号. 第  $i$  个线性子系统定义为

$$A_i(q^{-1}) = 1 + a_{i1} q^{-1} + a_{i2} q^{-2} + \dots + a_{m_i} q^{-m_i}, \quad (9)$$

$$B_i(q^{-1}) = 1 + b_{i1} q^{-1} + b_{i2} q^{-2} + \dots + b_{p_i} q^{-p_i}, \quad (10)$$

$$C_i(q^{-1}) = 1 + c_{i1} q^{-1} + c_{i2} q^{-2} + \dots + c_{s_i} q^{-s_i}, \quad (11)$$

$$D_i(q^{-1}) = 1 + d_{i1} q^{-1} + d_{i2} q^{-2} + \dots + d_{f_i} q^{-f_i}, \quad (12)$$

式中  $q^{-1}$  为延迟算子, 且假定线性子系统  $\frac{B_i(q^{-1})}{A_i(q^{-1})}$  和

$\frac{C_i(q^{-1})}{D_i(q^{-1})}$  均是稳定的.

上述模型实现具有参数的唯一性<sup>[5]</sup>, 而且对于  $B_i(q^{-1})$  和  $C_i(q^{-1})$  多项式的首系数不为 1 的情况, 可通过特定数学变换转化为上述标准实现, 以保证辨识参数的唯一性<sup>[5]</sup>.

文献[5]只考虑无测量噪声情况下上述系统的辨识问题, 为了使问题具有一般性, 此处加入了测量噪声  $w$ .

引入参数向量

$$\begin{aligned} &= [a_{11} \dots a_{1n_1} \dots a_{r1} \dots a_{m_r} \\ &\quad b_{11} \dots b_{1p_1} \dots b_{r1} \dots b_{p_r} \\ &\quad c_{11} \dots c_{1s_1} \dots c_{r1} \dots c_{s_r} \\ &\quad d_{11} \dots d_{1f_1} \dots d_{r1} \dots d_{f_r} \\ &\quad g_{11} \dots g_{1m_1} \dots g_{r1} \dots g_{m_r}], \quad (13) \end{aligned}$$

则辨识的目标就是在给定输入信号  $u_i$  和系统输出  $y$  的情况下估计参数向量  $\theta$ .

参数向量  $\theta$  的估计值

$$\hat{\theta} = [\hat{a}_{11} \dots \hat{a}_{1n_1} \dots \hat{a}_{r1} \dots \hat{a}_{m_r} \\ \hat{b}_{11} \dots \hat{b}_{1p_1} \dots \hat{b}_{r1} \dots \hat{b}_{p_r} \\ \hat{c}_{11} \dots \hat{c}_{1s_1} \dots \hat{c}_{r1} \dots \hat{c}_{s_r} \\ \hat{d}_{11} \dots \hat{d}_{1f_1} \dots \hat{d}_{r1} \dots \hat{d}_{f_r} \\ \hat{g}_{11} \dots \hat{g}_{1m_1} \dots \hat{g}_{r1} \dots \hat{g}_{m_r}],$$

可以通过最小化如下准则函数<sup>[17]</sup>来获得:

$$J_h = \sum_{k=k_0}^{k_0+h} |y(k) - \hat{y}(k)|. \quad (14)$$

式中  $h$  为辨识的窗口宽度,  $\hat{y}(k)$  为根据得到的估计模型而计算出的输出值, 即

$$\hat{y}(k) = \hat{y}_1(k) + \hat{y}_2(k) + \dots + \hat{y}_r(k), \quad (15)$$

$$\hat{y}_i(k) = \frac{B_i(q^{-1})}{A_i(q^{-1})} V_i(k), \quad (16)$$

$$V_i(k) = g_{i1} U_i(k) + g_{i2} U_i^2(k) + \dots + g_{im_i} U_i^{m_i}(k), \quad (17)$$

$$U_i(k) = \frac{C_i(q^{-1})}{D_i(q^{-1})} u_i(k), \quad (18)$$

$$A_i(q^{-1}) = 1 + a_{i1} q^{-1} + a_{i2} q^{-2} + \dots + a_{in_i} q^{-n_i}, \quad (19)$$

$$B_i(q^{-1}) = 1 + b_{i1} q^{-1} + b_{i2} q^{-2} + \dots + b_{ip_i} q^{-p_i}, \quad (20)$$

$$C_i(q^{-1}) = 1 + c_{i1} q^{-1} + c_{i2} q^{-2} + \dots + c_{is_i} q^{-s_i}, \quad (21)$$

$$D_i(q^{-1}) = 1 + d_{i1} q^{-1} + d_{i2} q^{-2} + \dots + d_{if_i} q^{-f_i}. \quad (22)$$

由式(14)可知,上述辨识方法采用了最小绝对残差和准则<sup>[17]</sup>,而没有采用常用的最小二乘准则.这是由于最小绝对残差和准则在噪声统计特性和分布未知情况下也可以收到良好效果,且当有尖峰突出的较大噪声干扰时,还能达到一定的精度要求,比最小二乘准则更具有鲁棒性<sup>[17]</sup>.一般来说,应用最小绝对残差和准则的一个主要缺点就是其准则函数不可微,不能直接采用传统的基于梯度信息的非线性规划方法求解,但对于粒子群优化等进化算法来说,非线性不可微函数的优化正是其优势所在.

#### 4 仿真研究

考虑如下具有两个子系统的 Wiener-Hammerstein 模型辨识问题<sup>[5]</sup>.线性传递函数分别为

$$\frac{B_1(q^{-1})}{A_1(q^{-1})} = \frac{1 + b_{11} q^{-1}}{1 + a_{11} q^{-1} + a_{12} q^{-2}},$$

$$\frac{C_1(q^{-1})}{D_1(q^{-1})} = \frac{1 + c_{11} q^{-1} + c_{12} q^{-2}}{1 + d_{11} q^{-1} + d_{12} q^{-2}},$$

$$\frac{B_2(q^{-1})}{A_2(q^{-1})} = \frac{1}{1 + a_{21} q^{-1}},$$

$$\frac{C_2(q^{-1})}{D_2(q^{-1})} = \frac{1 + c_{21} q^{-1}}{1 + d_{21} q^{-1} + d_{22} q^{-2}}.$$

无记忆的非线性增益分别由以下多项式描述:

$$V_1(k) = g_{11} U_1(k) + g_{12} U_1^2(k),$$

$$V_2(k) = g_{21} U_2(k) + g_{22} U_2^2(k) + g_{23} U_2^3(k).$$

由上可知待辨识参数共有 16 个,具体的参数以及真值见表 1.

输入信号  $u_1$  和  $u_2$  为零均值高斯白噪声序列,其方差分别为  $\sigma_1^2 = 2^2$  和  $\sigma_2^2 = 2 \cdot 5^2$ . 测量噪声  $w$  为零均值且方差为  $\sigma^2 = 0.5^2$  的高斯白噪声序列.

辨识算法设置为:窗口宽度  $h = 50$ ,采用混合粒子群优化算法(HPSO)对式(14)进行寻优,粒子数  $m = 20$ ,最大进化代数 2000,适应值精度  $\epsilon_f =$

0.001,初始惯性权值  $w_{ini} = 0.9$ ,最终惯性权值  $w_{end} = 0.4$ ,信任参数  $c_1 = c_2 = 2$ ,最大速度  $V_{max} = 2$ ,参数  $X_{max} = 2$ ,执行 HJ 搜索的概率域值  $\mu_d = 0.05$ ,进行变异的概率域值  $\mu_m = 0.05$ ,搜索初始步长  $= 0.5$ ,搜索加速因子  $= 1$ ,搜索缩减率  $= 0.5$ ,搜索允许精度  $= 0.01$ ,迭代次数为 60,所有参数的搜索范围初始化为  $[-2, 2]$ .

表 1 采用 HPSO 算法时的参数估计值

参数	真值	估计值	
		均值	标准差
$a_{11}$	0.5	0.4989	0.0132
$a_{12}$	0.35	0.3486	0.0048
$b_{11}$	0.4	0.3976	0.0127
$c_{11}$	- 0.5	- 0.5023	0.0109
$c_{12}$	0.6	0.6030	0.0089
$d_{11}$	0.65	0.648 5	0.0069
$d_{12}$	0.35	0.3496	0.0047
$g_{11}$	1.2	1.1935	0.0253
$g_{12}$	- 1.8	- 1.8029	0.0168
$a_{21}$	0.7	0.6987	0.0004
$c_{21}$	0.8	0.7989	0.0015
$d_{21}$	0.45	0.4498	0.0008
$d_{22}$	0.55	0.5499	0.0005
$g_{21}$	0.95	0.9791	0.0356
$g_{22}$	1.3	1.3002	0.0035
$g_{23}$	- 1.1	- 1.1130	0.0102

表 2 采用文献[6]中算法时的参数估计值

参数	真值	估计值	
		均值	标准差
$a_{11}$	0.5	0.4979	0.0147
$a_{12}$	0.35	0.3480	0.0054
$b_{11}$	0.4	0.3985	0.0124
$c_{11}$	- 0.5	- 0.5026	0.0110
$c_{12}$	0.6	0.6032	0.0092
$d_{11}$	0.65	0.6474	0.0077
$d_{12}$	0.35	0.3494	0.0045
$g_{11}$	1.2	1.1926	0.0262
$g_{12}$	- 1.8	- 1.8019	0.0165
$a_{21}$	0.7	0.6995	0.0003
$c_{21}$	0.8	0.7998	0.0013
$d_{21}$	0.45	0.4499	0.0008
$d_{22}$	0.55	0.5499	0.0005
$g_{21}$	0.95	0.9795	0.0358
$g_{22}$	1.3	1.3012	0.0065
$g_{23}$	- 1.1	- 1.1016	0.0023

表 1 列出了利用本文中 HPSO 算法进行 10 次随机仿真实验的统计结果;表 2 列出了采用文献[6]的应用混合进化策略进行 10 次随机仿真实验的统计结果;表 3 列出了应用文献[15]的利用基本 PSO 算法进行 10 次随机仿真实验的统计结果.从表 1 中的数据可看出,所有参数的估计值已经非常接近于真值.将表 1 ~ 表 3 中的数据相比,利用本文提出的算法,辨识结果显然有所提高,但不能就此说明文中方法一定比文献[6]中的算法好.不过在仿真中,算法较简单,较容易实现,适合工程实际的需要.

表 3 采用文献[15]中算法时的参数估计值

参数	真值	估计值	
		均值	标准差
$a_{11}$	0.5	0.5104	0.0092
$a_{12}$	0.35	0.3516	0.0154
$b_{11}$	0.4	0.3942	0.0132
$c_{11}$	-0.5	-0.4897	0.0105
$c_{12}$	0.6	0.6105	0.0160
$d_{11}$	0.65	0.6530	0.0105
$d_{12}$	0.35	0.3527	0.0079
$g_{11}$	1.2	1.2006	0.0153
$g_{12}$	-1.8	-1.8106	0.0104
$a_{21}$	0.7	0.7095	0.0010
$c_{21}$	0.8	0.8100	0.0142
$d_{21}$	0.45	0.4510	0.0020
$d_{22}$	0.55	0.5504	0.0103
$g_{21}$	0.95	0.9631	0.0064
$g_{22}$	1.3	1.3001	0.0044
$g_{23}$	-1.1	-1.1201	0.0127

当输入信号  $u_1$  和  $u_2$  均为阶跃信号时,利用本文方法得到的估计模型与真实模型的输出如图 2 所示,其相应的输出误差如图 3 所示.文献[5]提出一种多输入单输出 Wiener-Hammerstein 模型的递推辨识方法,下面对文献[5]方法和本文方法进行比较:

1) 文献[5]方法是一种递推辨识方法,而本文方法是非递推的.一般来说,在大样本数据情况下,文献[5]方法所需计算量小于本文方法.但文献[5]方法需要比较繁琐的求导运算(如对于上述只有 2 个子系统和 16 个未知参数的 Wiener-Hammerstein 模型,这一过程相当繁琐),实现起来比较复杂;而本文方法所需的运算过程则简单得多,非常易于实现.

2) 对于上述系统的辨识,文献[5]方法至少要经过 1500 次以上数据采样后,所有参数才基本达到真值;而本文方法只需 50 次左右数据采样即可准确

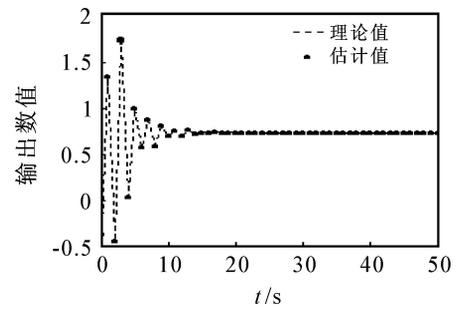


图 2 估计模型与真实模型的输出

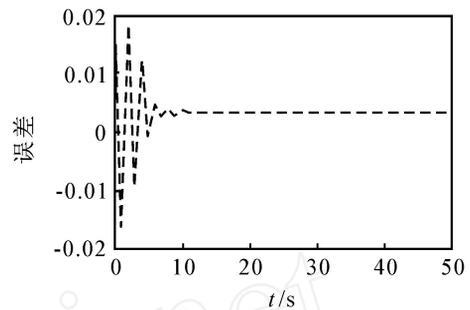


图 3 估计模型与真实模型的输出误差

辨识所有参数,对信息的利用率相对较高.实际仿真结果表明,对于采样数只有 50 的小样本数据(可以重复使用),文献[5]方法不能有效辨识系统参数.在很多情况下,数据观测受到种种限制,获取大样本观测数据是不可能的<sup>[17]</sup>,因而在小样本数据条件下,本文方法的优越性更为明显.

3) 文献[5]方法的导出应用了最小二乘准则,而本文方法则采用了最小绝对残差和准则,这也是适合小样本建模的辨识准则之一<sup>[17]</sup>.实际仿真结果表明,如果将最小绝对残差和准则换成最小二乘准则,在相同数据样本前提下,本文方法的辨识精度则会有所降低.

## 5 结 论

PSO 算法概念简单,容易实现,其代码只有短短几行,和其他优化算法相比,它可以用于解决非线性、不可微和多峰值的复杂问题.本文在基本 PSO 算法的基础上,提出了一种应用 HPSO 算法辨识多输入单输出 Wiener-Hammerstein 模型的新方法.仿真研究表明该方法与已有算法相比,其实现简单,且精度有所提高,为辨识多输入单输出的 Wiener-Hammerstein 模型提供了一个有效方法.

## 参考文献(References)

- [1] 方崇智,萧德云. 过程辨识[M]. 北京:清华大学出版社,1988.  
(Fang C Z, Xiao D Y. Process identification [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1988.)
- [2] 李言俊. 系统辨识理论及应用[M]. 北京:国防工业出

- 版社, 2003.  
(Li Y J. Theory and application of system identification [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2003.)
- [3] Sjöberg J, Zhang Q, Ljung L, et al. Nonlinear black-box modeling in system identification a unified overview [J]. Automatica, 1995, 31(12): 1691-1724.
- [4] 冯培梯. 系统辨识[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 1999.  
(Feng P T. System identification [M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 1999.)
- [5] Boutayeb M, Darouach M. Recursive identification method for MISO Wiener-Hammerstein model[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1995, 40(2): 287-291.
- [6] 柯晶, 姜静, 乔谊正. 应用混合进化策略辨识 Wiener-Hammerstein 模型[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(7): 1055-1063.  
(Ke J, Jiang J, Qiao Y Z. Identification of Wiener-Hammerstein model using hybrid evolution strategy[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(7): 1055-1063.)
- [7] Bershad N J, Bouchired S, Castanie F. Stochastic analysis of adaptive gradient identification of Wiener-Hammerstein systems for gaussian inputs [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(2): 557-560.
- [8] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]. Proc IEEE Int Conf on Neural Networks. Piscataway, 1995: 1942-1948.
- [9] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-94.  
(Yang W, Li Q Q. Survey on particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Science, 2004, 6(5): 87-94.)
- [10] 朱丽莉, 杨志鹏, 袁华. 粒子群优化算法分析及研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(5): 24-27.  
(Zhu L L, Yang Z P, Yuan H. Analysis and development of particle swarm optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(5): 24-27.)
- [11] Fukuyama Y. Fundamentals of swarm techniques[C]. Modern Heuristic Optimization Techniques With Applications to Power Systems. Anchorage: IEEE Power Engineering Society, 2002: 45-51.
- [12] He Z, Wei C, Yang L, et al. Extracting rules from fuzzy neural network by particle swarm optimization [C]. Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Anchorage, 1998: 74-77.
- [13] Eberhart R C, Hu X. Human tremor analysis using particle swarm optimization [C]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Service Center, 1999: 1927-1930.
- [14] Tandon V. Closing the gap between CAD/CAM and optimized CNC end milling[D]. Indianapolis: Indiana University, 2001.
- [15] Voss M S, Feng X. A new methodology for emergent system identification using particle swarm optimization (PSO) and the group method of data handling (GMDH) [C]. Proc of Genetic and Evolutionary Computation Conf. New York, 2002: 1227-1232.
- [16] 俞欢军, 许宁, 张丽平, 等. 混合粒子群优化算法研究[J]. 信息与控制, 2005, 34(4): 500-504.  
(Yu H J, Xu N, Zhang L P, et al. Research on hybrid particle swarm optimization [J]. Information and Control, 2005, 34(4): 500-504.)
- [17] 蔡季冰. 系统辨识[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1989.  
(Cai J B. System identification [M]. Beijing: Beijing University of Technology, 1989.)

## 下 期 要 目

- 从知识的表达和运用综述强化学习研究 ..... 陈宗海, 等
- 一种网络化控制系统的鲁棒  $H$  动态输出反馈控制 ..... 傅 磊, 戴冠中
- 基于对象的扩展 Petri 网协同设计过程分析 ..... 安毅生, 李人厚
- 一类直接模型参考 Backstepping 自适应控制 ..... 董文瀚, 等
- 分数阶混沌系统同结构与异结构广义同步 ..... 闵富红, 王执铨
- 一种新的快速模糊规则提取方法 ..... 陈铁明, 等
- 具有极点约束的鲁棒  $H_2/H$  满意容错控制 ..... 韩笑冬, 等
- 一种新的基于简化二进制可辨矩阵的相对约简算法 ..... 蒙自强, 史忠植
- 一种求解混合整数规划的混合进化算法 ..... 李 宏, 等