

基于在线辨识的极值系统动态寻优控制方法研究*

张书明 吕荣霞 尹征琦 刘文江

(西安交通大学自动控制工程系·西安, 710049)

摘要: 本文介绍一种非线性环节采用折线近似表示的 Hammerstein 模型系统的参数辨识方法, 针对非线性环节呈极值特性的情况, 研究一种根据在线辨识得到的线性动态环节的参数估计值进行极值系统动态优化的控制方法, 仿真结果验证了该方法的有效性。

关键词: Hammerstein 模型; 参数估计; 极值系统; 动态优化

1 引言

Hammerstein(简称 H)模型由一个静态非线性环节和一个动态线性环节 ARMA(n, m)以串联形式构成^[1], 其差分方程一般形式可表示为:

$$A(q^{-1})T(k) = q^{-d}B(q^{-1})y(k) + v(k). \quad (1.1)$$

其中

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \cdots + a_nq^{-n}, \quad (1.2)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \cdots + b_mq^{-m}, \quad (1.3)$$

$$y(k) = f[r(k)]. \quad (1.4)$$

这里 q^{-1} 是一步后移算子, d 为系统的延迟; $r(k)$, $T(k)$ 分别为 k 时刻的系统输入、输出; $v(k)$ 为噪声。

由于 H 模型结构简单, 应用面较广, 近年来针对 H 模型的参数估计和优化控制方法愈来愈得到人们的重视, 文献[2~4]研究了非线性环节采用式(1.5)所示多项式

$$f[r(k)] = \sum_{j=1}^p \beta_j r(k)^j. \quad (1.5)$$

逼近时的参数估计方法, 但存在多项式阶次 p 不易确定的困难^[5]。为了解决这个问题并考虑实际应用, 作者提出了采用三位式伪随机序列^[6]构造辨识激励信号, 并用 Kronecker 符号函数描述非线性环节的直接表示^[7]和折线近似表示的 H 模型辨识方法, 本文将在介绍非线性折线近似表示的 H 模型辨识方法的基础上, 研究非线性环节呈极值特性的 H 模型系统的自寻最优控制问题, 以克服文[8]所研究的动态寻优调节器需预先确定 H 模型的线性动态环节的参数这一缺陷。

2 非线性系统 Hammerstein 模型参数的辨识

关于系统(1.1)的输入信号、噪声及结构参数作如下假设:

- A1) 系统结构参数 n, m, d 已知, 输入 $r(k)$ 为三位式伪随机序列;
- A2) $v(k)$ 是均值为零、方差为 σ_v^2 的不相关随机噪声, 且与 $r(k)$ 独立;

* 国家自然科学基金资助项目。

本文于 1994 年 1 月 3 日收到, 1995 年 1 月 14 日收到修改稿。

A3) $A(q^{-1})$ 为渐近稳定的多项式, $A(q^{-1})$ 和 $B(q^{-1})$ 互质, 且 $B(1) \neq 0$;

A4) 当 $r(k)$ 为取值于 $R_i = \{r_{i-1}, r_i, r_{i+1}\}$ 上的三位式伪随机序列时, $f[r(k)]$ 为取值于 $\{f(r_{i-1}), f(r_i), f(r_{i+1})\}$ 的持续激励信号^[2].

对于图1所示的非线性函数 $f[r(t)]$, 当 $r(t) \in [r_{i-1}, r_{i+1}]$ 时, 用该区间内的两个直线段构成的折线近似表示, 显见将 $r(t)$ 离散化为 $r(k)$, 且让 $r(k)$ 仅在 $R_i = \{r_{i-1}, r_i, r_{i+1}\}$ 上按三位式伪随机序列取值构造辨识激励信号时, 有:

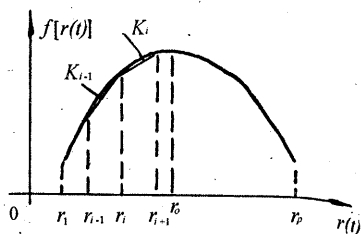


图1 非线性函数的折线逼近

$$\begin{aligned} f[r(k)] = & f(r_i) + k_{i-1} \Delta r_i(k) \delta[r(k) - r_{i-1}] \\ & + k_i \Delta r_i(k) \delta[r(k) - r_{i+1}]. \end{aligned} \quad (2.1)$$

这里 $\Delta r_i(k) = r(k) - r_i$, $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker 符号, 将该式代入(1.1)式, 并注意到(1.2)~(1.4)式, 有

$$\begin{aligned} T(k) = & -a_1 T(k-1) - a_2 T(k-2) - \cdots - a_n T(k-n) + B(1)f(r_i) \\ & + b_0 k_{i-1} \Delta r_i(k-d) \delta[r(k-d) - r_{i-1}] + b_0 k_i \Delta r_i(k-d) \delta[r(k-d) - r_{i+1}] \\ & + b_1 k_{i-1} \Delta r_i(k-d-1) \delta[r(k-d-1) - r_{i-1}] \\ & + b_1 k_i \Delta r_i(k-d-1) \delta[r(k-d-1) - r_{i+1}] + \cdots \\ & + b_m k_{i-1} \Delta r_i(k-d-m) \delta[r(k-d-m) - r_{i-1}] \\ & + b_m k_i \Delta r_i(k-d-m) \delta[r(k-d-m) - r_{i+1}] + v(k). \end{aligned} \quad (2.2)$$

该式完全反映了真系统(1.1)式在当前辨识的三个离散工作点上的输入输出关系, 从而可以该式作为辨识模型进行参数辨识. 根据最小二乘原理, 通过在线递推运算, 可求得(2.2)式中各参数的估计值.

$$\begin{aligned} (a^T)^{\wedge} = & [\hat{a}_1 \quad \hat{a}_2 \quad \cdots \quad \hat{a}_n], \quad (k^T)^{\wedge} = [\hat{k}_{i-1} \quad \hat{k}_i], \\ [B(1)f(r_i)]^{\wedge}, (b_j k^T)^{\wedge} = & [(b_j k_{i-1})^{\wedge} \quad (b_j k_i)^{\wedge}], \quad j = 1, \cdots, m. \end{aligned} \quad (2.3)$$

这里值得指出的是, 在 SISO H 模型结构中, 取 $b_0 = 1$ 具有普遍意义, 因为可将线性环节的放大系数计入非线性环节的表示式(1.5)中, 并保持系统描述的等价性.

由这些估计值, 可计算出其它需要辨识的各参数的估计值:

$$\hat{b}_j = \frac{(b_j k_{i-1})^{\wedge} \hat{k}_{i-1} + (b_j k_i)^{\wedge} \hat{k}_i}{(\hat{k}_{i-1})^2 + (\hat{k}_i)^2}, \quad j = 1, \cdots, m, \quad (2.4)$$

$$\hat{f}(r_i) = \frac{[B(1)f(r_i)]^{\wedge}}{\left(1 + \sum_{j=1}^m \hat{b}_j\right)}, \quad (2.5)$$

$$\hat{f}(r_{i-1}) = \hat{f}(r_i) + \hat{k}_{i-1}(r_{i-1} - r_i), \quad (2.6)$$

$$\hat{f}(r_{i+1}) = \hat{f}(r_i) + \hat{k}_i(r_{i+1} - r_i). \quad (2.7)$$

3 极值系统的动态自寻最优控制

首先考察步进式动态寻优方法^[8]以固定的步进周期 $T_0 = N\Delta t$ 和步距 Δr 进行动态搜索的过程中, 某个第 L 次阶跃输入 $\Delta r_L = r_L - r_{L-1}$ 引起的输出响应:

$$\Delta T_L(k) = \begin{cases} 0, & k < LN, \\ [y(L) - y(L-1)]h(k-LN), & k \geq LN. \end{cases} \quad (3.1)$$

式中: $y(L) - y(L-1)$ 为 Δr_L 引起的非线性环节的输出变化量, $\Delta T_L(k)$ 为第 L 次阶跃引起的系统输出在 k 时刻的响应量, $\{h(k)\}$ 为 H 模型线性环节的单位阶跃响应序列, 它可由在线辨识获得的线性环节参数估计值 $\hat{a}_i, i = 1, \dots, n, \hat{b}_j, j = 1, \dots, m$ 代入 (1.1) 式通过递推计算近似求得, 记为:

$$\{\hat{h}(0), \hat{h}(1), \dots, \hat{h}(d), \hat{h}(d+1), \dots\}. \quad (3.2)$$

注意到系统的纯时滞特性, 显然 $\hat{h}(0) = \hat{h}(1) = \dots = \hat{h}(d) = 0$.

如果从第 0 步开始, 每隔一步进周期 T_0 加入一个阶跃作用 Δr , 则由线性系统的叠加原理, 在第 M 个步进周期之后, 系统输出为:

$$\begin{aligned} T_M(k) &= \sum_{L=0}^M [y(L) - y(L-1)] \hat{h}(k-LN) \\ &= \sum_{L=0}^M \gamma_L \hat{h}(k-LN), \quad k \geq MN. \end{aligned} \quad (3.3)$$

式中: $\gamma_L = y(L) - y(L-1), y(-1) = 0$.

注意到系统的非线性作用已隐含在式 (3.3) 的输出表达式中, $T_M(k)$ 可通过实时采样检测得到, 在 $\hat{h}(k)$ 已知的情况下, 第 $M+1$ 个优化周期的步进增量方向可由 γ_M 符号和第 M 步的步进增量方向确定, 如定理 3.1 所述.

定理 3.1 对于单极值系统, 设 r_0 为使系统取极大值的工作点, 则在系统信噪比一定的条件下, 取 $T_0 = N\Delta t, N \geq d + n$, 必存在一个常数 C , 使得当 $\Delta r \geq C$ 时, 按

$$\text{sign}[\Delta r_{M+1}] = \text{sign}[\Delta r_M] \text{sign}[\gamma_M] \quad (3.4)$$

$$\text{和} \quad r_{M+1} = r_M + \text{sign}[\Delta r_{M+1}] \Delta r \quad (3.5)$$

调节系统工作点, 则经有限个寻优周期后, 必能将工作点调整到 $[r_0 - \Delta r, r_0 + \Delta r]$ 之内, 实现次最优控制, 这里 $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数.

证 设极值非线性曲线如图 1 所示, r_0 为最优工作点, 将 $r \in [r_1, r_p]$ 分成两种情况 $r \in [r_1, r_0]$ 和 $r \in [r_0, r_p]$ 来讨论.

当 $r \in [r_1, r_0]$ 时, 经第 M 步寻优之后, 第 $M+1$ 步的步进增量方向有两种可能, 即:

① $\Delta r_M > 0, \gamma_M$ 符号为正, 则由 (3.4) 和 (3.5), $r_{M+1} = r_M + \Delta r$, 从而趋近 r_0 .

② $\Delta r_M < 0, \gamma_M$ 符号为负, 则 Δr_{M+1} 符号为正, $r_{M+1} = r_M + \Delta r$, 也趋近 r_0 .

当 $r \in [r_0, r_p]$ 时, 第 $M+1$ 步的步进增量方向也有两种可能:

③ $\Delta r_M > 0, \gamma_M$ 符号为负, 则由 (3.4) 和 (3.5), $r_{M+1} = r_M - \Delta r$, 趋近于 r_0 .

④ $\Delta r_M < 0, \gamma_M$ 符号为正, 则 Δr_{M+1} 符号为负, $r_{M+1} = r_M - \Delta r$, 趋近于 r_0 .

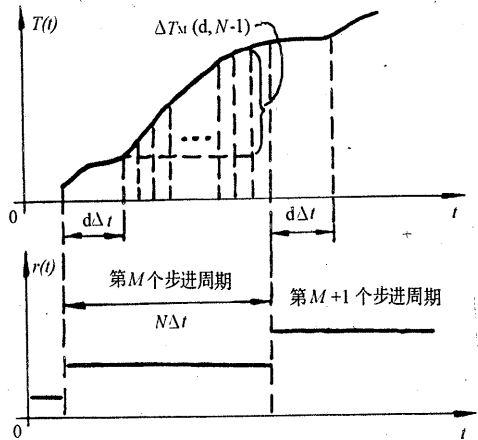


图 2 控制对象阶跃输入 $r(t)$ 及输出响应 $T(t)$

由于系统中存在随机干扰,若 Δr 取得过小,会导致 γ_M 符号不定,寻优发散,故需加上限制条件 $\Delta r \geq C$,从而经有限步寻优之后, γ_M 收敛于最佳工作区 $[r_0 - \Delta r, r_0 + \Delta r]$. 证毕.

下面我们讨论 γ_M 的确定方法.

根据定理将步进周期 T_0 划分成 N 个相等的区间,如图 2 所示. 在第 M 个步进周期之内,这 N 个采样值记为: $\{T_M(MN), T_M(MN + 1), \dots, T_M(MN + N - 1)\}$,考虑到系统中存在纯迟滞 d , $T_M(MN) \sim T_M(MN + d)$ 的值仅由前 $M - 1$ 步阶跃输入决定,不反映当前步的阶跃输入作用,因此 γ_M 值只能由采样值 $T_M(MN + I)$, $I = d + 1, \dots, N - 1$ 求取.

定义

$$\Delta T_M(d, N - 1) = T_M(MN + N - 1) - T_M(MN + d). \quad (3.6)$$

则由 (3.3) 式有:

$$\Delta T_M(d, N - 1) = \sum_{L=0}^M \gamma_L \{ \hat{h}[(MN + N - 1) - LN] - \hat{h}[(MN + d) - LN] \} \quad (3.7)$$

在第一个步进周期之内,即取 $M = 0$ 时,并考虑到 $\hat{h}(d) = 0$, 有

$$\begin{cases} \Delta T_0(d, N - 1) = \gamma_0 [\hat{h}(N - 1) - \hat{h}(d)], \\ \gamma_0 = \frac{\Delta T_0(d, N - 1)}{\hat{h}(N - 1) - \hat{h}(d)} = \frac{\Delta T_0(d, N - 1)}{\hat{h}(N - 1)}. \end{cases} \quad (3.8)$$

在第二个步进周期之内,即取 $M = 1$ 时,

$$\begin{cases} \Delta T_1(d, N - 1) = \gamma_0 [\hat{h}(2N - 1) - \hat{h}(N + d)] + \gamma_1 [\hat{h}(N - 1) - \hat{h}(d)], \\ \gamma_1 = \frac{\Delta T_1(d, N - 1) - \gamma_0 [\hat{h}(2N - 1) - \hat{h}(N + d)]}{\hat{h}(N - 1)}. \end{cases} \quad (3.9)$$

依此类推,进行到第 M 个步进周期时,有

$$\gamma_M = \frac{\Delta T_M(d, N - 1) - \sum_{L=0}^{M-1} \gamma_L \{ \hat{h}[(MN + N - 1) - LN] - \hat{h}[(MN + d) - LN] \}}{\hat{h}(N - 1)} \quad (3.10)$$

这样在每个步进周期之内,只需采样一次,计算一个未知数 γ_M , 就可以由定理 3.1 确定下一步的步进增量方向,其计算量比文献[8]的动态寻优控制方法要小得多.

4 仿真研究

取 SISO Hammerstein 模型的线性环节为 ARMA(2,1):

$$(1 - 1.7460q^{-1} + 0.7619q^{-2})T(k) = q^{-14}(1 + 0.5q^{-1})y(k) + v(k).$$

非线性环节为

$$y(k) = f[r(k)] = 0.5 + 2[r(k) - 0.7] - 0.2[r(k) - 0.7]^2, \quad r(k) \in [3.1, 8.2].$$

在 $r(k) = 5.7$ 时, $y(k)$ 取极大值 5.5.

极值特性发生漂移后,非线性环节为:

$$y(k) = 1 + 2[r(k) - 1.7] - 0.2[r(k) - 1.7]^2, \quad r(k) \in [4.1, 9.2].$$

噪声:

$$v(k) \in N(0, 0.1^2).$$

首先在{3.1,3.3,3.5}上构造三位式伪随机辨识激励信号进行辨识实验,辨识结果与误差分析如表 1 所示.

表 1 参数辨识结果与误差分析

	a_1	a_2	b_1	k_1	k_2	$f(3.1)$	$f(3.3)$	$f(3.5)$
真 值	-1.7460	0.7619	0.5000	1.0000	0.9200	4.1480	4.3480	4.5320
估计值	-1.7245	0.7533	0.4866	0.9786	0.9580	4.1775	4.3732	4.5648
误 差	1.23%	1.13%	2.68%	2.14%	4.14%	0.71%	0.58%	0.72%

根据线性环节参数 a_1, a_2 和 b_1 的估计值,计算得到单位阶跃响应序列 $\{\hat{h}(k)\}$;按步距 $\Delta r = 0.20$,优化周期 $T_0 = 20\Delta t$,由估计值 $\{\hat{h}(k)\}$,迟滞 $d = 14$ 和动态自寻最优控制算法,得到仿真结果如图 3 的第二部分所示,在第 12 步第一次寻找到最优工作点,然后系统输入在此点附近振荡.当极值特性发生漂移,极值工作点移到 6.7 时,寻优控制仿真结果如图 3 的第三部分所示;说明在有漂移的情况下,该算法也能实现自寻最优控制.图中所示的最优工作点附近的振荡状态,一方面是由于系统噪声造成的,另一方面是因为始终处于寻优状态决定的,这在实际使用时可通过加入适当判据加以消除.图 3 给出了包括辨识过程在内的动态寻优控制算法搜索最优工作点的相图和输入输出过程曲线.

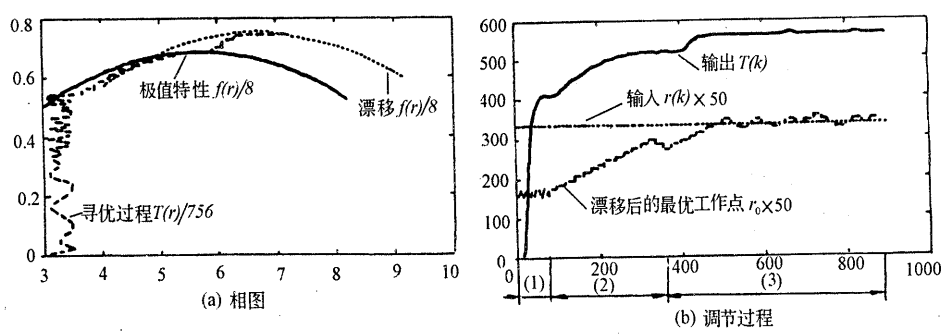


图 3. 极值系统在线辨识与动态自寻最优控制算法搜索最优工作点的相图和输入输出过程曲线

5 结 论

本文研究了基于非线性环节折线近似表示的 Hammerstein 模型辨识方法;针对非线性环节呈极值特性的情况,研究了利用动态线性环节的辨识结果,通过计算其单位阶跃响应序列,进行动态寻优控制的基本方法,该方法除要求系统开环稳定之外,没有对系统线性环节提出阶跃响应的单调性要求,并且将系统的迟滞直接考虑在优化算法之中,该动态寻优方法与基于预估比较原理的动态寻优方法[8]相比具有计算量小,适用范围广的特点.仿真结果验证了该方法的正确性.

参 考 文 献

[1] Narendra, K. S. and Gallman, P. G. . An Iterative Method for the Identification of Nonlinear System Using a Hammerstein Model. IEEE Trans. Automat. Contr. , 1966, AC-14:546—550

- [2] Stoica, P. and Soderstrom, T.. Instrumental Variable Methods for Identification of Hammerstein System. Int. J. Control., 1982, 35: 459—476
- [3] Billings, S. A. and Zhu, Q. M.. Rational Model Identification Using an Extended Least-Squares Algorithm. Int. J. Control., 1991, 54(3): 529—546
- [4] 余鹤龄, 顾仲文, 周春晖. Hammerstein 模型的模型参考自适应参数估计方法及应用. 控制理论与应用, 1989, 6(增刊 2): 45—52
- [5] 郎自强. 一种辨识 Hammerstein 模型的新方法. 自动化学报, 1993, 19(1): 37—44
- [6] 李白男. 伪随机信号及相关辨识. 北京: 科学出版社, 1987
- [7] 张书明, 刘文江. 非线性系统 Hammerstein 模型辅助变量辨识方法研究. 自动化技术理论与应用, 西安: 西北工业大学出版社, 1994, 8: 343—347
- [8] 张书明, 刘文江, 叶道骅. 基于预估比较原理的动态寻优极值调节器积分算法的研究. 中国控制与决策学术年会论文集, 哈尔滨, 1992, 42—47

Research on On-Line Identification Based Dynamic Hunting Extremum Control Strategy

ZHANG Shuming, LU Rongxia, YIN Zhengqi and LIU Wenjiang

(Department of Automatic Control Engineering, Xi'an Jiaotong University • Xi'an, 710049, PRC)

Abstract: This paper briefly gives a parameter estimation method of discrete Hammerstein model based on the piece-wise linear expression of nonlinear part. For the extremum nonlinear properties, a dynamic hunting control strategy with on-line estimated values of linear parameters is presented. A simulation result shows the effectiveness of the algorithm.

Key words: Hammerstein model; parameter estimation; extremum system; dynamic optimization

本文作者简介

张书明 1962 年生. 副教授、系主任. 分别于 1983 年, 1986 年和 1993 年在西安交通大学信息与控制工程系获工学学士、硕士和博士学位. 发表论文 20 余篇, 研究领域为复杂工业过程的辨识、建模与优化控制, 智能化仪器仪表设计.

吕荣霞 1963 年生. 分别于 1985 年, 1988 年在西安交通大学信息与控制工程系获工学学士、硕士学位. 现任西安交通大学系统工程研究所讲师, 发表论文 10 余篇, 研究领域为系统辨识与智能控制、智能决策支持系统.

尹征琦 1947 年生. 副教授. 1970 年西安交通大学机械工程系毕业, 1982 年在西安交通大学信息与控制工程系获硕士学位. 发表论文 20 余篇, 研究领域为工业过程控制、机器人控制与智能控制.

刘文江 1933 年生. 教授、博士生导师. 1956 年上海交通大学电机系研究生毕业, 发表论文 30 余篇, 著作 4 本. 研究领域为系统辨识与复杂工业过程的优化控制、智能传感器等.