

基于依赖性度量的 Hammerstein 系统的时滞估计

安秋羽¹, 景绍学²

(1.南京邮电大学计算机学院, 江苏 南京 210023;

2.淮阴师范学院, 江苏 淮安 223300)

✉ b21030307@njupt.edu.cn; jingsx3@126.com



摘要:时滞在工业系统中广泛存在,但是现有的 Hammerstein 辨识算法大多没有考虑时滞,使得这些算法的应用受到局限。针对具有整数时滞的 Hammerstein 非线性系统,提出了一种新的时滞估计方法。该方法基于输入、输出数据的依赖性工作,首先计算输入数据和输出数据的边缘分布;其次基于 2-copula 函数构建它们的联合分布,利用该分布定义一个依赖性度量方法;最后基于这个度量推断时滞。该方法独立于参数估计时滞,并且避免了基于优化的时滞估计方法中存在的取整运算问题。通过数值实验和实际案例,验证了该方法可以准确估计 Hammerstein 系统的时滞。

关键词: Hammerstein 系统;时滞估计;依赖性度量;2-copula 函数

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Time Delay Estimation of Hammerstein Systems Based on Dependence Measure

AN Qiuyu¹, JING Shaoxue²

(1.School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China;

2.Huaiyin Normal University, Huaian 223300, China)

✉ b21030307@njupt.edu.cn; jingsx3@126.com

Abstract: Time delay is widely present in industrial systems, but most existing Hammerstein identification algorithms do not consider time delay, which limits the application of these algorithms. This paper proposes a new Time Delay Estimation(TDE) method for Hammerstein nonlinear systems with integer time delays. This method is based on the dependence of input and output data. Firstly, the margin distributions of the input and output data are calculated. Then their joint distribution based on the 2-copula function is constructed and a dependence measure method using joint distribution is defined. Finally, the time delay is inferred based on this measure. The proposed method is independent of parameter estimation and avoids rounding operations in optimization-based delay estimation methods. Through numerical experiments and real cases, it has been verified that this method can accurately estimate the time delay of Hammerstein systems.

Key words: Hammerstein systems; TED; dependence measure; 2-copula function

0 引言(Introduction)

Hammerstein 系统由一个非线性模块和一个线性模块组成,被广泛应用于可变增益过程、生物过程和化学过程等许多工业过程的建模中^[1-5]。在系统辨识领域,针对 Hammerstein

系统的研究多集中在参数辨识方面,而对这类系统的时滞估计问题的研究较少^[6-10]。众所周知,由于测量设备、测量过程、控制设备和执行器等原因,时滞广泛存在,因此研究 Hammerstein 系统的时滞估计问题十分必要^[11-13]。本文针对 Hammerstein 系

统的时滞估计(TDE)问题进行了研究。

尽管时滞估计非常困难,但研究人员还是提出了一些方法。例如,CHEN等^[14]构建了一个包含参数和时滞的冗余向量,用辨识算法估计时滞和参数,但这种方法计算量较大;RICHARD^[15]通过输入数据和输出数据之间的相关性推断未知时滞,但是该方法仅适用于对称分布的情形;BEDOUI等^[16]、ATITALLAH等^[17-18]、HÜBNER等^[19]将时滞估计视为优化问题,用参数辨识方法估计时滞。但是,这种方法只能获得小数形式的时滞估计值,只有取整,才能得到整数形式的时滞估计值。

针对上述问题,本文基于观测数据的依赖性提出了一种时滞估计方法。该方法基于 Copula 理论构建数据的联合分布,在此基础上定义了一种依赖性度量,利用这种依赖性度量推断整数时滞。该方法可以在参数未知的情况下独立地估计时滞,并且不需要取整操作。经过数值实验和实际案例表明,本文所提出的时滞估计算法是有效的。

1 问题描述(Problem description)

如图1所示的时滞 Hammerstein 系统中, $u(k)$ 为系统的输入信号, $y(k)$ 为系统的输出信号。 $N(\cdot)$ 为系统的静态输入非线性环节, $B(z^{-1})$ 为一个阶次为 n_b 的有限脉冲响应函数。该 Hammerstein 系统包含一个未知的整数时滞 τ 。

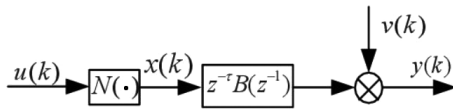


图1 时滞 Hammerstein 系统

Fig. 1 A time delay Hammerstein system

传统的优化方法是将图1所示的系统参数化为公式(1)所示的形式:

$$y(k) = \boldsymbol{\varphi}^T(k)\boldsymbol{\theta} + v(k) \quad (1)$$

公式(1)中,参数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 除了包括 $N(\cdot)$ 和 $B(z^{-1})$ 中含有的未知参数,还包括时滞 τ ,信息向量 $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 由输出数据 $y(k)$ 和输入数据 $u(k)$ 组成。使用这种方法不仅计算量大,而且只能获得小数形式的时滞估计值,只有取整,才能得到整数形式的时滞估计值。本文研究在参数未知的情况下基于观测数据直接估计时滞。如图1所示的 Hammerstein 系统的时滞估计问题可以转化为利用输入数据 $\{u(k)\}_{k=1}^N$ 和输出数据 $\{y(k)\}_{k=1}^N$ 估计未知 τ 的问题,其中 N 为采样数据的长度。在时滞已知的情形下,大量现有的针对 Hammerstein 系统的参数辨识算法可被用于其参数辨识。

2 基于依赖性度量的时滞估计算法(TED algorithm based on dependence measure)

为了在参数未知的情况下获得时滞估计值,并避免优化估计方法的取整操作,提出了一种基于依赖性度量的时滞估计算法,该方法基于 Copula 理论,用观测数据的依赖性推断时滞。

基于 2-copula 函数构建一维边缘分布的双变量联合分布。设 $F_1(x_1)$ 和 $F_2(x_2)$ 分别为两个边缘分布函数,它们的联合分布记为 $F(x_1, x_2)$,则存在一个 2-copula 函数 C 满足^[20-21]:

$$F(x_1, x_2) = C(F_1(x_1), F_2(x_2)) \quad (2)$$

在两个边缘分布已知的情况下,研究人员可利用公式(2)计算两个变量的联合分布 $F(x_1, x_2)$ 。但在多数情况下,边缘分布 $F_1(x_1)$ 和 $F_2(x_2)$ 是未知的。本文将基于观测到的输出数据 $Y = \{y(i)\}_{i=1}^N$ 和输入数据 $U = \{u(i)\}_{i=1}^N$ 计算未知的边缘密度 $\hat{F}_U(v_u, d)$ 和 $\hat{F}_Y(v_y)$,即

$$\begin{cases} \hat{F}_U(v_u, d) = \frac{1}{N-d} \sum_{i=d+1}^N 1(u(i-d) \leq v_u) \\ \hat{F}_Y(v_y) = \frac{1}{N-d} \sum_{i=1}^{N-d} 1(y(i) \leq v_y) \end{cases} \quad (3)$$

公式(3)中, d 为输入数据 U 的延迟。

在此基础上,就可以利用公式(4)构建 Y 和 U 的 2-copula 函数:

$$\hat{C}(v_u, v_y, d) = \frac{1}{N-d} \sum_{i=1}^{N-d} 1(\hat{F}_U(v_u, d), \hat{F}_Y(v_y)) \quad (4)$$

若输出数据 Y 和输入数据 U 相互独立,则它们的联合分布等于它们边缘分布的乘积,即

$$\hat{C}(v_u, v_y) = \hat{F}_U(v_u) \hat{F}_Y(v_y) \quad (5)$$

现在,定义一个 Y 和 U 的依赖性度量 $\chi_1(d)$:

$$\chi_1(d) = 12 \int_0^1 \int_0^1 |\hat{C}(v_u, v_y, d) - \hat{C}^0(v_u, v_y)| dv_u dv_y \quad (6)$$

从公式(6)可以看出, $\chi_1(d)$ 为时滞 d 的函数,这意味着改变 d 的数值可能使得 $\chi_1(d)$ 取得其最大值。事实上,当时滞的估计值与真实值一致时,输入数据和输出数据的依赖性最强。也就是说,可以在 $\chi_1(d)$ 取得最大值时确定时滞的数值,即 $d = \max \{\chi_1(d)\}$ 。考虑到 $B(z^{-1})$ 中包含一步延迟,时滞的估计值应为 $\hat{\tau} = d - 1$ 。这样,基于 2-copula 准则的 TDE 方法可以总结如下:

Step 1: 收集输入数据 $u(k)$ 和输出数据 $y(k)$ 。

Step 2: 规则化输入数据和输出数据,并设定最大延迟 d_m 。

Step 3: 设置初值,令 $d=0, \hat{\tau}=0, v_\chi=0$ 。

Step 4: 根据公式(6)计算 $\chi_1(d)$ 。

Step 5: 如果 $\chi_1(d) > v_\chi$,令 $v_\chi = \chi_1(d)$ 和 $\hat{\tau} = d$ 。

Step 6: 令 $d = d + 1$,若 $d \leq d_m$,转 Step4; 否则保存 $\hat{\tau}$ 结束时滞估计。

3 算法验证(Algorithm validation)

3.1 数值仿真

考虑公式(7)的时滞 Hammerstein 模型:

$$\begin{cases} y(k) = z^{-\tau} B(z^{-1})x(k) + v(k) \\ x(k) = 0.9u(k) + \beta_2 u^2(k) \\ B(z^{-1}) = 2.0z^{-1} + 0.8z^{-2} \\ \tau = 4 \\ \beta_2 = 0.4 \end{cases} \quad (7)$$

公式(7)中,输入 $u(k)$ 是一个 0 和 1 之间的均匀分布随机序列,噪声 $v(k)$ 为零均值白噪声,数据长度 $N=600$ 。

3.1.1 不同噪声水平 σ^2 下的估计结果

为了估计公式(7)中包含的时滞 τ ,采用提出的 TDE 方法

得到的估计曲线如图2所示,图2中取 $d_m=9, \sigma^2=0.1^2, 0.2^2, 0.3^2$ 。从中可以看出,三种噪声水平下的时滞估计曲线中, χ_1 的最大值都为5,表明时滞的估计值是5。考虑到动态模块中的一步延迟,未知的时滞 $\hat{\tau}$ 应该是4,这与时滞的真实值是一致的。

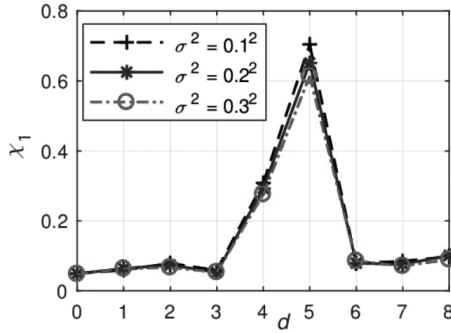


图2 不同噪声水平下的时滞估计曲线

Fig. 2 The TDE curves under different σ^2

3.1.2 不同时滞 τ 时的估计结果

为了验证不同时滞时,本文所提时滞估计算法的效果,令 $\tau=1,3,5$;利用提出的时滞估计方法得到如图3所示的时滞估计曲线,其中噪声方差 $\sigma^2=0.1^2$ 。从图3中可以看出,三种时滞 τ 时得到的时滞 d 分别是2,4和6,考虑到动态系统中包含的一步延迟,时滞的估计值分别为1,3和5。所提时滞估计算法在不同时滞情况下,均给出了正确的估计值。

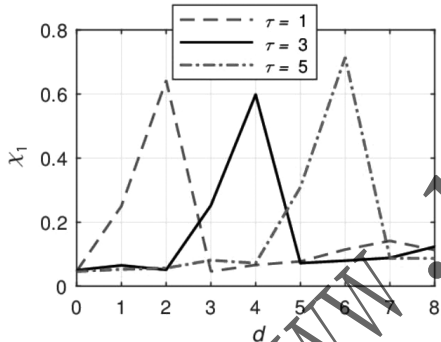


图3 不同时滞时的时滞估计曲线

Fig. 3 The TDE curves under different τ

3.1.3 不同 n_b 时的估计结果

为了验证不同动态模块长度对本文所提时滞估计算法的影响,将公式(7)中的动态模块的长度2改为4,此时 $B(z^{-1})=2.0z^{-1}+0.8z^{-2}+0.3z^{-3}+0.1z^{-4}$,噪声方差 $\sigma^2=0.1^2$,真实时滞 τ 为4。利用本文提出的时滞估计方法得到如图4所示的时滞估计曲线。从图4中可以看出,时滞 d 的估计值是5,考虑到动态系统中包含的一步延迟,时滞的估计值 $\hat{\tau}$ 应为4。本文所提时滞估计算法此时也给出了正确的估计值。

3.1.4 不同非线性强度时的估计结果

为了验证不同非线性强度对本文所提时滞估计算法的影响,改变公式(7)中的非线性项的系数 β_2 ,令 $\beta_2=0.2, 0.4, 0.6$,噪声方差 $\sigma^2=0.1^2$,真实时滞 τ 为3。本文用所提方法可以获得如图5所示的时滞估计曲线。从图5中可以看出,三种时滞 τ 时的时滞 d 的估计值都为4,考虑到动态系统中包含的延迟,

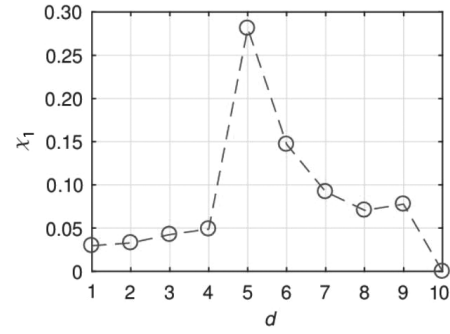


图4 $n_b=4$ 时的时滞估计曲线

Fig. 4 The TDE curve when $n_b=4$

时滞的估计值 $\hat{\tau}$ 应为3。本文所提时滞估计算法在不同非线性强度时,均给出了正确的时滞估计值。

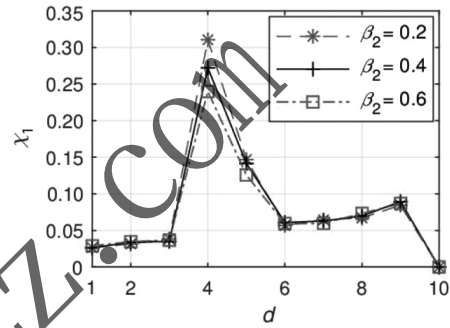


图5 不同非线性强度时的时滞估计曲线

Fig. 5 The TDE curves with different nonlinear magnitude

3.2 案例

考虑文献中提到的注塑工艺过程的建模问题,该工艺过程用一个时滞 Hammerstein 系统描述^[22-24]:

$$\begin{cases} y(k) = z^{-8}(1.69x(k-1) + 4.087x(k-2)) + v(k) \\ x(k) = \sin(u(k)) - 0.2\sin(u^2(k)) + 0.5\sin(u^3(k)) \end{cases} \quad (8)$$

公式(8)中, $u(k)$ 和 $v(k)$ 分别采用方差为 1.0^2 和 0.1^2 的高斯白噪声。

针对上述案例过程,采用本文所提时滞估计方法获得的时滞估计曲线如图6所示,其中最大时滞 $d_m=14$ 。从图6可以看出,时滞 d 的估计值是9,考虑到 $B(z^{-1})$ 中包含的一步延迟,可以推断时滞的估计值为 $\hat{\tau}=8$,这与时滞的真实值是一致的。

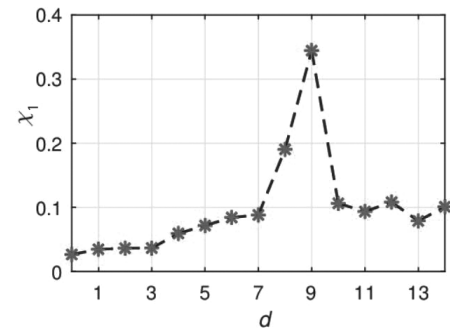


图6 案例过程的时滞估计曲线

Fig. 6 The TDE curve of case process

4 结论(Conclusion)

为解决传统时滞估计方法的计算量大、需要取整数操作及需要参数估计值等缺点,提出了一种基于观测数据依赖性的时滞估计方法。通过数值仿真和提供的真实案例可以得出以下结论:本文所提算法对不同噪声方差、不同时滞、不同动态模块阶数以及不同非线性强度的 Hammerstein 系统的时滞,均能给出正确的估计值。证明该算法对这类 Hammerstein 非线性系统的时滞估计是有效的。未来,可以把依赖性度量的计算方式改为递推形式,以减少计算量,并可将该算法应用于可变时滞的估计中。

参考文献(References)

- [1] MARZOUGUI S, ATITALLAH A, BEDOUI S, et al. Hierarchical fractional-order Hammerstein system identification[J]. International journal of systems science, 2021, 52(12): 2505-2517.
- [2] JING S X. Multierror stochastic gradient algorithm for identification of a Hammerstein system with random noise and its application in the modeling of a continuous stirring tank reactor[J]. Optimal control applications and methods, 2021, 44(3): 1510-1522.
- [3] LIN T, WONG K T. Hammerstein system with a stochastic input of arbitrary/unknown autocorrelation: identification of the dynamic linear subsystem[J]. IET signal processing, 2021, 15(5): 291-300.
- [4] GIRI F, BAI E W. Block-oriented nonlinear system identification[M]. London: Springer, 2010: 3-11.
- [5] JING S X. Time-delay Hammerstein system identification using modified cross-correlation method and variable stacking length multi-error algorithm[J]. Mathematics and computers in simulation, 2023, 207: 288-300.
- [6] GOETHALS I, PELCKMANS K, SUYKENS J A K, et al. Identification of MIMO Hammerstein models using least squares support vector machines[J]. Automatica, 2005, 41(7): 1263-1272.
- [7] JIN Q B, YE Y L, CAI W, et al. Recursive identification for fractional order Hammerstein model based on ADELS[J]. Mathematical problems in engineering, 2021: 1-16.
- [8] HOU J, CHEN F W, LI P H, et al. Gray-box parsimonious subspace identification of Hammerstein-type systems[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2021, 68(10): 9941-9951.
- [9] 景绍学, 范梦松, 李冬梅. 一类广义 Wiener 非线性系统的参数辨识算法[J]. 软件工程, 2018, 21(10): 20-23.
- [10] BHADANA J, CHANU A L, MALIK M Z, et al. Noise and delay can shape distribution functions in stochastic reaction dynamics[J]. Nonlinear dynamics, 2021, 105: 797-811.
- [11] 赵加凤. 船用增压锅炉燃烧系统非线性控制技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
- [12] LJUNG L. Systems identification: theory for the user[M]. 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1999: 143-146.
- [13] 丁锋. 系统辨识新论[M]. 北京: 科学出版社, 2013: 173-192.
- [14] CHEN J, MA J X, LIU Y J, et al. Identification methods for time-delay systems based on the redundant rules[J]. Signal processing, 2017, 137: 192-198.
- [15] RICHARD J P. Time-delay systems: an overview of some recent advances and open problems [J]. Automatica, 2003, 39(10): 1667-1694.
- [16] BEDOUI S, LTAIEF M, ABDERRAHIM K. New results on discrete-time delay systems identification[J]. International journal of automation and computing, 2012, 9: 570-577.
- [17] ATITALLAH A, BEDOUI S, ABDERRAHIM K. System identification: parameter and time-delay estimation for Wiener nonlinear systems with delayed input [J]. Transactions of the institute of measurement and control, 2018, 40(3): 1035-1045.
- [18] ATITALLAH A, BEDOUI S, ABDERRAHIM K. An optimal two stage identification algorithm for discrete Hammerstein time delay systems[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(10): 19-24.
- [19] HÜBNER R, SCHÖBEL A. When is rounding allowed in integer nonlinear optimization? [J]. European journal of operational research, 2014, 237(2): 404-410.
- [20] TRIVEDI P K, ZIMMER D M. Copula modeling: an introduction for practitioners[M]. Hanover: Now Publishers, 2007: 5-11.
- [21] NELSEN R B. An introduction to copulas[M]. New York: Springer, 1999: 10-22.
- [22] LIU T, ZHOU F, YANG Y, et al. Step response identification under inherent-type load disturbance with application to injection molding [J]. Industrial & engineering chemistry research, 2010, 49(22): 11572-11581.
- [23] BAI E W. Decoupling the linear and nonlinear parts in Hammerstein model identification[J]. Automatica, 2004, 40(4): 671-676.
- [24] DONG S J, LIU T, WANG Q G. Identification of Hammerstein systems with time delay under load disturbance [J]. IET control theory & applications, 2018, 12(7): 942-952.

作者简介:

安秋羽(2002-),男,本科生。研究领域:软件技术,辨识算法研究。

景绍学(1976-),男,博士,副教授。研究领域:系统建模,辨识算法研究。