

一类广义Wiener非线性系统的参数辨识算法

景绍学, 范梦松, 李冬梅

(淮阴师范学院物理与电子电气工程学院, 江苏 淮安 223300)

摘要: 传统的Wiener系统在工业系统建模方面获得了大量应用, 但是当系统含有动态非线性环节时, 就会因为模型不匹配导致建模效果不佳。为了更好的对这类系统进行建模, 必须将传统Wiener系统中的静态非线性模块扩展为动态非线性形式。在采用全新结构的基础上, 基于关键项分离技术参数化系统以减小算法计算量, 并避免出现参数乘积项; 对数据进行滤波以获得参数的无偏估计; 运用最小二乘算法以获得健壮的参数估计值。数值仿真表明了算法的有效性。

关键词: 参数辨识; 广义Wiener系统; 关键项分离; 最小二乘算法

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A

Parameter Identification Algorithm for a Class of Generalized Wiener Systems

JING Shaoxue, FAN Mengsong, LI Dongmei

(School of Physics and Electronic Electrical Engineering, Huaiyin Normal University, Huai'an 223300, China)

Abstract: The traditional Wiener system has been widely applied in the modeling of industrial system. However, when the system contains dynamic nonlinear elements, the model obtained is not optimal because of the non-matching model. In order to model this kind of system better, the static nonlinear block in the traditional Wiener system must be extended to dynamic nonlinear form. Firstly, the original system with new structure is parameterized based on key-term separation technology to reduce the computation, and to avoid the product terms of the parameters; secondly, the input and output data are filtered to estimate the known parameters without bias; At last, the least squares algorithm is used to obtain robust parameter estimates. Numerical simulation shows the effectiveness of the algorithm.

Keywords: parameter identification; generalized Wiener systems; key-term separation; least squares algorithm

1 引言(Introduction)

模块化非线性系统因其结构简单、适用性强, 在非线性系统的建模过程中获得了广泛应用^[1-3]。从构成上看, 典型的模块化非线性系统有Wiener系统、Hammerstein系统和Hammerstein-Wiener系统等。其中传统的Wiener系统是由一个线性动态模块串联一个非线性静态模块构成的, 大量的实际的非线性系统可以用Wiener系统进行描述, 如化学系统、生物系统和混沌系统^[4-6], 等等。由于Wiener系统含有的输出非线性环节, 导致其辨识难度很大, 辨识算法相对较少^[7,8]。Wiener系统的辨识算法有如下特点:

(1) 由于辨识难度大, 智能优化算法在Wiener系统的辨识算法中占据了重要地位。如, 吴德会基于一种新型的神经网络结构辨识Wiener模型参数^[9]。张艳、李少远等人利用粒子

群优化算法对Wiener非线性系统的辨识问题进行了研究^[10]。Tan、Al-Duwaish等人基于遗传算法讨论了Wiener系统的辨识问题^[11-13]。

(2) 最小二乘算法和极大似然算法也被经常用于Wiener系统的参数辨识中。如, 最小二乘迭代辨识算法、递推最小二乘算法和极大似然辨识算法^[14-16]。

目前, 在模块化非线性系统的辨识问题中, 考虑的非线性模块多为静态的, 即非线性模块的输出只与其当前时刻输入有关。然而, 事实并非总是如此, 为了更好的逼近实际系统、获得更加满意的辨识效果, 本文将动态因素引入模块化非线性系统的非线性部分, 构成了广义模块化非线性系统。本文研究一类典型的广义模块化非线性系统——广义Wiener系统的参数辨识问题。广义Wiener系统(Generalized Wiener

systems, GW)由一个线性动态子模块后面串联一个动态非线性模块组成,其辨识难点包括:(1)两个环节中间的变量不可测,现有辨识方法无法直接应用;(2)直接参数化后导致出现参数乘积项,无法得到单个环节的参数;(3)系统的辨识参数化后系统维数很高,辨识算法的计算量很大。

针对一类有色噪声扰动的GW系统,本文首先以一种新的结构形式描述这类系统,随后利用关键项分离技术参数化系统,然后对输入输出数据进行滤波,将有色噪声白化为白噪声,再使用递推最小二乘算法获得无偏估计。最后用数值仿真验证了算法的有效性。

2 问题描述(Problem description)

考虑如图1所示的一类广义Wiener系统。它由前向线性传递函数 $G_1(z^{-1})$ 、前向非线性传递函数 $N(x, z^{-1})$ 、输出负反馈传递函数 $G_0(z^{-1})$ 和噪声传递函数 $D(z^{-1})$ 组成。图中, $u(k)$ 、 $y(k)$ 分别系统的输入和输出, $v(k)$ 为一个均值为零方差为 σ^2 的高斯白噪声, $w(k)$ 、 $x(k)$ 和 $\bar{y}(k)$ 为不可测中间变量。可以看出,系统的非线性传递函数 $N(x, z^{-1})$ 是动态的。

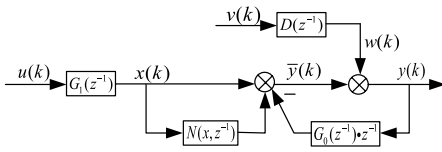


图1 广义Wiener系统框图

Fig.1 Block diagram of generalized Wiener systems

各传递函数的形式分别为:

$$\begin{cases} G_j(z^{-1}) = \frac{b_{j0} + \dots + b_{jn_j} z^{-n_j}}{1 + a_{j1} z^{-1} + \dots + a_{jn_j} z^{-n_j}}, & j = 0, 1, \dots, m \\ N(x, z^{-1}) = \sum_{j=2}^m G_j(z^{-1}) x^{j-1}(k), & D(z^{-1}) = 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \dots + d_{n_d} z^{-n_d} \end{cases} \quad (1)$$

根据GW系统框图,容易得到输出 $y(k)$ 的表达式

$$\begin{aligned} y(k) &= \bar{y}(k) + w(k) = x(k) + N(x, z^{-1})x(k) - G_0(z^{-1})y(k-1) + w(k) \\ &= -G_0(z^{-1})y(k-1) + G_1(z^{-1})u(k) + \sum_{j=2}^m G_j(z^{-1})x^j(k) + D(z^{-1})v(k) \end{aligned} \quad (2)$$

取 $x(k) = G_1(z^{-1})u(k)$ 为关键项,原来的广义Wiener非线性系统转化为一个多输入单输出伪线性系统,其 $m+1$ 个输入分别为: $y(k-1)$ 、 $u(k)$ 、 $x^j(k)$ ($j=2, 3, \dots, m$)。

令

$$\begin{cases} x_0(k) = -G_0(z^{-1})y(k-1), & x_1(k) = x(k) = G_1(z^{-1})u(k) \\ x_j(k) = G_j(z^{-1})x^j(k), & j = 2, 3, \dots, m, n = 2 \sum_{j=0}^m n_j + m + 1 \\ \theta = [a_{01}, \dots, a_{0n_0}, b_{00}, \dots, b_{0n_0}, a_{11}, \dots, a_{1n_1}, b_{10}, \dots, b_{1n_1}, \dots, a_{m1}, \dots, a_{mn_m}, b_{m0}, \dots, b_{mn_m}]^T \in \mathbb{R}^{n \times 1} \\ \phi(k) = [-x_0(k-1), \dots, -x_0(k-n_0), -y(k), \dots, -y(k-n_0), -x_1(k-1), \dots, -x_1(k-n_1), \\ u(k), \dots, u(k-n_1), \dots, -x_m(k-1), -x_m(k-n_m), x^m(k), \dots, x^m(k-n_m)]^T \in \mathbb{R}^{n \times 1} \end{cases} \quad (3)$$

则式(2)可改写成

$$y(k) = \phi^T(k)\theta + D(k)v(k) \quad (4)$$

那么,在式(2)中各多项式阶次已知的情况下,所提辨识算法的目标是利用观测到的输入输出数据估计式(4)中的参数向量 θ 。

3 辨识算法(Identification algorithm)

从式(4)中容易看出,加在原广义Wiener系统上的噪声信号是一个滑动平均噪声,为了在获得无偏估计同时减小计算量,采用数据滤波算法,其基本思想是将式中有色噪声项 $D(z^{-1})v(k)$ 滤波成白噪声,然后再进行辨识。

在式(4)的两边同乘以 $\frac{1}{D(z^{-1})}$,有

$$y_f(k) = \phi_f^T(k)\theta(k) + v(k) \quad (5)$$

其中, $y_f(k) = \frac{1}{D(z^{-1})}y(k)$, $\phi_f(k) = \frac{1}{D(z^{-1})}\phi(k)$ 。

但是 $D(z^{-1})$ 是未知的,可以用它在 $(k-1)T$ 时刻的估计值 $\hat{D}(k-1)$ 代替。

根据最小二乘原理,系统(5)的递推最小二乘估计算法(RLS)为:

$$\begin{cases} L(k) = \frac{P(k-1)\hat{\phi}_f(k)}{1 + \hat{\phi}_f^T(k)P(k-1)\hat{\phi}_f(k)} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + L(k)[\hat{y}_f(k) - \hat{\phi}_f^T(k)\hat{\theta}(k-1)] \\ P(k) = [I - L(k)\hat{\phi}_f^T(k)]P(k-1) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\hat{y}_f(k) = y(k) + [1 - \hat{D}(k-1)]\hat{y}_f(k)$, $\hat{\phi}_f(k) = \hat{\phi}(k) + [1 - \hat{D}(k-1)]\hat{\phi}(k)$ 。

为了计算滤波后的信息向量 $\hat{\phi}_f(k)$ 、滤波后的输出向量 $\hat{y}_f(k)$,必须对多项式 $D(z^{-1})$ 的系数进行估计,同样采用RLS算法:

$$\begin{cases} \theta_d = [d_1, d_2, \dots, d_{n_d}]^T \in \mathbb{R}^{n_d \times 1} \\ \hat{\phi}_d(k) = [-\hat{w}(k-1), \dots, -\hat{w}(k-n_d)]^T \in \mathbb{R}^{n_d \times 1} \\ \hat{w}(k) = y(k) - \hat{\phi}^T(k)\hat{\theta}(k) \\ L_d(k) = \frac{P_d(k-1)\hat{\phi}_d(k)}{1 + \hat{\phi}_d^T(k)P_d(k-1)\hat{\phi}_d(k)} \\ \hat{\theta}_d(k) = \hat{\theta}_d(k-1) + L_d(k)[\hat{w}(k) - \hat{\phi}_d^T(k)\hat{\theta}_d(k-1)] \\ P_d(k) = [I - L_d(k)\hat{\phi}_d^T(k)]P_d(k-1) \end{cases} \quad (7)$$

值得注意的是,式(3)中的信息向量 $\phi(k)$ 中除了 $u(k-i)$ 已知外,其他变量都是未知的,可以用它们的估计值代替。为了提高参数估计值的精度,采用滑动窗口指数平均技术对中间变量(关键项)进行了处理。

由于本算法是基于关键项分离技术和最小二乘算法的,所以该算法被命名为关键项分离的最小二乘算法(KTS-RLS)。算法的步骤如下:

Step 1: 初始化;

Step 2: 收集输入输出数据;

Step 3: 基于关键项分离技术参数化系统;

Step 4: 对输入输出数据进行滤波;

Step 5: 用RLS算法对参数向量辨识;

Step 6: 用RLS算法估计噪声传递函数参数;

Step 7: 令 $k = k+1$, 如果 $k < \text{Length}$, 转Step 2; 否则, 辨识结束。

4 数值仿真(Numerical simulation)

考虑如下的广义Wiener系统:

$$y(k) = -G_0(z^{-1})y(k-1) + G_1(z^{-1})u(k) + G_2(z^{-1})x^2(k) + G_3(z^{-1})x^3(k) + D(z^{-1})v(k),$$

其中

$$\begin{cases} x(k) = G_1(z^{-1})u(k), & D(z^{-1}) = 1 - 0.64z^{-1} \\ G_0(z^{-1}) = \frac{0.1333z^{-1} + 0.0667z^{-2}}{1 - 1.5z^{-1} + 0.7z^{-2}}, & G_1(z^{-1}) = \frac{0.4z^{-1} + 0.3z^{-2}}{1 - 0.9z^{-1} + 0.8z^{-2}} \\ G_2(z^{-1}) = \frac{0.3z^{-1} + 0.2z^{-2}}{1 - 1.2z^{-1} + 0.5z^{-2}}, & G_3(z^{-1}) = \frac{0.2z^{-1} + 0.1z^{-2}}{1 - 1.7z^{-1} + 0.9z^{-2}} \end{cases}$$

仿真时，输入序列 $\{u(k)\}$ 采用幅值范围在 $[-1,1]$ 的均匀分布随机数，噪声序列 $\{v(k)\}$ 采用均值为零方差为 0.1^2 的高斯白噪声序列，系统的输入、输出数据分别如图2和图3所示。利用本文提出的KTS-RLS算法，得到的辨识结果如表1所示。不同噪声方差下参数估计误差的变化情况见图4。从图和表中可以看出，随着辨识的进行，参数估计误差逐渐减小，各参数估计值向真值方向收敛。并且参数估计误差随噪声水平的增加呈增大的趋势。

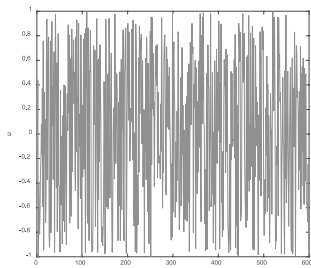


图2 仿真用输入数据
Fig.2 Input data for simulation

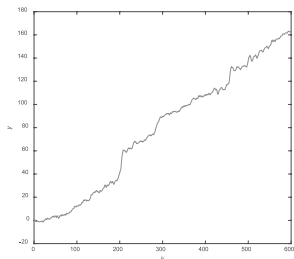


图3 仿真用输出数据
Fig.3 Output data for simulation

表1 KTS-RLS辨识结果

Tab.1 Result of KTS-RLS identification algorithm						
参数	100	200	300	400	600	真值
a_{01}	-1.5177	-1.5124	-1.5072	-1.5114	-1.5131	-1.5000
a_{02}	0.6797	0.6800	0.6853	0.6904	0.6932	0.7000
b_{01}	0.1458	0.1392	0.1417	0.1424	0.1430	0.1333
b_{02}	0.0220	0.0328	0.0386	0.0380	0.0381	0.0667
a_{11}	-0.9256	-0.9223	-0.9164	-0.9167	-0.9168	-0.9000
a_{12}	0.7821	0.7931	0.8036	0.8046	0.8058	0.8000
b_{11}	0.4127	0.4126	0.4126	0.4123	0.4122	0.4000
b_{12}	0.3077	0.3029	0.3015	0.3013	0.3010	0.3000
a_{21}	-1.1830	-1.1818	-1.1781	-1.1780	-1.1779	-1.2000
a_{22}	0.4708	0.4711	0.4693	0.4687	0.4685	0.5000
b_{21}	0.2426	0.2546	0.2603	0.2606	0.2610	0.3000
b_{22}	0.1547	0.1585	0.1599	0.1598	0.1598	0.2000
a_{31}	-1.6471	-1.6519	-1.6538	-1.6551	-1.6568	-1.7000
a_{32}	0.8391	0.8410	0.8502	0.8530	0.8557	0.9000
b_{31}	0.1425	0.1603	0.1720	0.1722	0.1729	0.2000
b_{32}	0.1547	0.1585	0.1599	0.1598	0.1598	0.1000
d_1	-0.7960	-0.7974	-0.7965	-0.7943	-0.7930	-0.6400
$\delta(\%)$	6.7595	6.4151	6.1627	6.0810	6.0136	

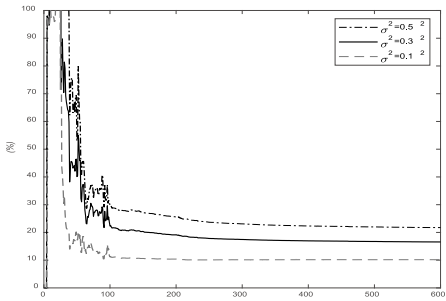


图4 不同噪声方差下参数估计误差的变化情况
Fig.4 Estimation errors of the parameters under different noise levels

5 结论(Conclusion)

为了辨识含有动态非线性模块的广义Wiener非线性系统，本文以一种新的结构形式描述这种系统，然后利用关键项分离技术参数化系统，并用滤波技术将原系统的有色噪声白化成白噪声，最后运用最小二乘算法进行了参数估计。数值仿真表明，在不需要进行参数分离的基础上，算法可以以较小的计算量获得比较精确的辨识结果。

参考文献 (References)

[1] Wang D Q,Liu H B,Ding F.Highly Efficient Identification Methods for Dual-Rate Hammerstein Systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,2015,23(5):1952-1960.

[2] 景绍学,李正明.Wiener系统的变聚点样条逼近递推贝叶斯算法[J].控制理论与应用,2017,34(1):13-21.

[3] Yu F,Mao Z,Jia M.Recursive Identification for Hammerstein Wiener Systems with Deadzone Input Nonlinearity[J].Journal of Process Control,2013,23(8):1108-1115.

[4] Chen H F.Recursive Identification for Wiener Model with Discontinuous Piece-Wise Linear Function[J].IEEE Transactions on Automatic Control,2006,51(3):390-400.

[5] Wigren T,Schoukens J.Three Free Data Sets for Development and Benchmarking in Nonlinear System Identification[A]. Proc.2013 Eur.Control Conf.(ECC2013),2013:17-19.

[6] Dudul S V,Ghatol A A.Identification of A Typical CD Player Arm Using a Two-Layer Perceptron Neural Network Model[J]. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks,IEEE,2003,2:1157-1162.

[7] Bai E W,Reyland J.Towards Identification of Wiener Systems with the Least Amount of a Priori Information on the Nonlinearity[J].Automatica,2008,44(4):910-919.

[8] Fan D,Lo K.Identification for Disturbed MIMO Wiener Systems[J].Nonlinear Dynamics,2009,55(1-2):31-42.

- [9] 吴德会.非线性动态系统的Wiener神经网络辨识法[J].控制理论与应用,2009,26(11):1192-1196.
- [10] 张艳,李少远,王笑波,等.基于粒子群优化的Wiener模型辨识与实例研究[J].控制理论与应用,2006,23(6):991-995.
- [11] Tang Y,Qiao L,Guan X.Identification of Wiener model using step signals and particle swarm optimization[J].Expert Systems with Applications,2010,37(4):3398-3404.
- [12] Tan W W,Lu F,Loh A P,et al.Modeling and Control of a Pilot Ph Plant Using Genetic Algorithm[J].Engineering Applications of Artificial Intelligence,2005,18(4):485-494.
- [13] Dotoli M,Maione G,Naso D,et al.Genetic identification of dynamical systems with static nonlinearities[C].Proceedings of the 2001 IEEE Mountain Workshop on Soft Computing in Industrial Applications.Blackburg:IEEE,2001:65-70.
- [14] Wang D,Ding F.Least Squares Based and Gradient Based Iterative Identification for Wiener Nonlinear Systems[J].Signal Processing,2011,91(5):1182-1189.
- [15] Hu Y,Liu B,Zhou Q,et al.Recursive Extended Least Squares Parameter Estimation for Wiener Nonlinear Systems with Moving Average Noises[J].Circuits,Systems,and Signal Processing,2014,33(2):655-664.
- [16] Hagenblad A,Ljung L,Wills A.Maximum Likelihood Identification of Wiener Models[J].Automatica,2008,44(11):2697-2705.

作者简介:

景绍学(1976-),男,博士,讲师.研究领域:系统辨识,参数估计.

范梦松(1997-),女,本科生.研究领域:系统辨识.

李冬梅(1997-),女,本科生.研究领域:系统辨识.

(上接第26页)

4 结论(Conclusion)

随着网络学习资源的不断建设,帮助学习者选择合适的学习资源越来越重要,个性化学习资源的推荐工作值得教育工作者深入研究.本文从知识图谱的应用角度,利用协同过滤技术构造了一个基于知识图谱的个性化学习资源推荐系统,使得学习者能直观的了解学习的途径,有效的解决学习者的“信息过载”与“知识迷途”的问题.今后需要继续在知识图谱的建构技术及推荐算法的准确度方面深入研究,以实现更准确的个性化资源推荐方案.

参考文献(References)

- [1] 黄华升.运用MindManager解决网络用户导航迷失的方法探究[J].电脑知识与技术,2014,10(20):4676-4677.
- [2] 吴强强,陈昊鹏,赵子豪,等.基于MOOC平台数据和知识图谱的学习路径推荐——以软件工程专业为例[J].工业和信息化教育,2017(11):33-38.

(上接第62页)

索,将是接下来的研究重点.

参考文献(Conclusion)

- [1] 王慧,林莹懿.互联网+背景下创客教育与高职创新创业教育融合模式探究[J].中国职业技术教育,2018,26(8):78-81.
- [2] 吴明芳.国内创客教育研究综述[J].中国成人教育,2017,26(23):48-51.
- [3] 陈晋音,俞山青,毛国红,等.程序设计课程群的创客式课堂教学模式探究[J].计算机教育,2017,15(1):80-83.
- [4] 祝智庭,孙妍妍.创客教育:信息技术使能的创新教育实践场

[3] 丁强.基于学习路径图的习题推荐算法研究[D].西北大学,2016.

[4] 石磊.基于语义Web的学科知识地图的建构研究[J].现代教育技术,2011,21(07):110-113.

[5] 王永固,邱飞岳,赵建龙,等.基于协同过滤技术的学习资源个性化推荐研究[J].远程教育杂志,2011,29(03):66-71.

[6] 张小雪,张立国.在线学习资源个性化推荐服务模型的构建[J].中国医学教育技术,2017,31(02):172-176.

[7] 郭青,孙健.基于专家系统的个性化推荐系统的设计与实现[J].软件工程,2016,19(06):22-27.

[8] 赵学孔,徐晓东,龙世荣.协同推荐:一种个性化学习路径生成的新视角[J].中国远程教育,2017(05):24-34.

作者简介:

黄华升(1978-),男,硕士,高级工程师.研究领域:软件开发.

[J].中国电化教育,2015,36(1):14-21.

[5] 于宝东.基于创客教育的教学模式研究[J].黑龙江生态工程职业学院学报,2017,33(3):91-93.

作者简介:

孙玉娣(1981-),女,硕士,副教授.研究领域:高职教育,智能信息处理.

裴勇(1980-),男,博士生,副教授.研究领域:复杂网络,高职教育.