

基于贝叶斯推理模型的时变非线性系统 在线输出监测

刘益剑 狄利明

(南京师范大学 电气与自动化工程学院, 江苏 南京 210042)

[摘要] 提出了采用贝叶斯推理模型 BIM (Bayesian inferring model) 对时变非线性系统的输出进行在线监测的实现思路和方法。首先描述了时变非线性系统的在线输出监测问题。然后介绍了 BIM 结构和训练方法, BIM 的特点在于训练样本完全来自于在线闭环系统, 采用改进的觅食优化算法 IEFOA (Improved E. Coli Foraging Optimization Algorithm) 离线训练门槛矩阵参数 D 。而在线预测应用时, 采用滑动窗口数据实时更新 BIM 结构, 从而实时跟踪系统的输出变化。最后, 利用时变非线性对象对 BIM 的在线观测能力进行了验证, 仿真结果表明 BIM 适合于系统的输出监测, 并且具有设计简单、跟踪性能好等优点, 为非线性系统的性能评估提供了一种新的底层数据预测方法。

[关键词] 贝叶斯推理模型 非线性系统 时变 监测

[中图分类号] TP273 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2012)02-0007-04

On-line Output Monitoring of Time-Variant Nonlinear System Based on Bayesian Inferring Model

Liu Yijian, Di Liming

(School of Electronic and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

Abstract: The implementation idea and solution are proposed in this article for the output on-line monitoring of the time-variant nonlinear system by using bayesian inferring model (BIM). Firstly, the on-line monitoring problem of nonlinear system is described. Then the BIM structure and training methods are introduced. The characteristics of the BIM include that the sample data for off-line training are from the closed loop system and the optimization algorithm for the threshold matrix D is selected as the improved foraging optimization algorithm (IEFOA). While in the on-line applications, the sliding window data are used to update the structure of the BIM for the on-line tracing of the system output. The time-variant nonlinear object is employed to validate the on-line monitoring ability of the BIM. The simulation results indicate that the BIM is adapted to the system on-line output monitoring and owns the characteristics of easy design, high accuracy tracing ability and etc, which provide a kind of data prediction method for the lowest system.

Key words: Bayesian inferring model, nonlinear system, time-variant, monitoring

站在经典控制理论和现代控制理论的分析 and 设计角度, 总是希望被控对象是线性的, 但是工业控制过程中, 被控对象绝大多数存在时变、时滞、饱和等非线性特性。而时变特性是被控过程中最普遍的一种特性, 比如在电子元器件、机械装置构成的系统中, 随着时间的推移, 电子元器件的老化、机械结构的磨损等原因, 必然对元器件、机械装置的特性参数产生影响, 从而使原先设计的系统逐渐发生时变。

为了能够及时获取时变非线性对象的变化信息和进行深入的性能分析, 必然要对时变系统的输出进行实时在线监测。在文献 [1-3] 中, 针对时变非线性对象, 分别采用模糊模型、神经网络、支撑向量机等方法进行实时监测模型的构建。但是这些方法都存在着面对系统的非线性时变如何及时在线捕捉和适应新的系统特性的问题。

模糊系统、神经网络、支撑向量机一般采用训练样本, 离线得到模型结构。而时变对象的特性是逐渐发

收稿日期: 2012-03-28.

基金项目: 国家自然科学基金 (60704024)、江苏省普通高校自然科学研究计划 (10KJD510004)。

通讯联系人: 刘益剑, 博士, 讲师, 研究方向: 系统辨识与智能控制. E-mail: 63055@njjnu.edu.cn

生变化的,因此,在线应用时的样本与训练样本之间的特性就发生了变化.训练好的模型在线应用时,如果时变比较大,则离线得到的模型就无法在线应用了.

结合时变对象的特点,设计的模型结构最好能将非线性系统的时变特性包含于模型结构中.而时变对象在运行过程中,由输入输出数据反映了时变特性,因此最好将系统的输入输出数据整合到模型结构中.文献[4]基于贝叶斯概率推理,提出了一种离线的贝叶斯-高斯神经网络,并在锅炉燃烧建模中得到了应用.本文结合时变非线性对象的在线监测问题,对贝叶斯推理模型的训练算法进行了重新定义,结合进化算法和滑动数据窗口方法,设计了可以用于在线跟踪时变对象的贝叶斯推理模型,并通过时变非线性对象进行了验证实验和分析.

1 时变非线性对象输出监测问题描述

考虑如图 1 所示的闭环控制系统.图中 k 表示采样时刻; $r(k)$ 表示 k 时刻的参考输入; $e(k)$ 是 k 时刻的误差;非线性时变对象的输入输出为 $[u(k) \ y(k)]$; $f(\cdot)$ 表示了非线性时变对象的输入输出特性函数关系; $g(\cdot)$ 表示控制器的特性函数.

时变非线性对象的在线输出跟踪问题,指在当前输入量 $u(k)$ 和历史运行数据 $[u(k-1) \ \dots \ \mu(k-m) \ y(k-1) \ \dots \ y(k-n)]$ 下,利用训练好的监控模型 BIM,将实时采集的数据融合到 BIM,构成及时更新的 BIM 模型,从而实时地得出预测量 $\hat{y}(k)$,来监测时变非线性对象的输出 $y(k)$.

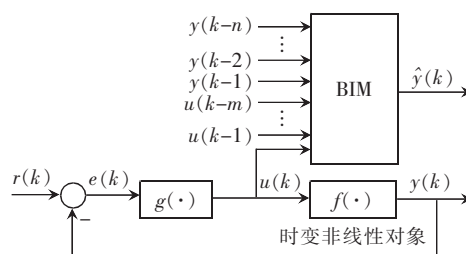


图 1 时变对象输出监测示意

Fig.1 Illustration of time-variant object output detection

2 贝叶斯推理模型-BIM

2.1 BIM 结构

假设从图 1 闭环系统中在线采集到 N 组数据 $[u(k-1) \ y(k-1)] \ k = 2 \dots N+1$, 则当新的控制量 $u(k)$ 到来时, BIM 的输出 $\hat{y}(k)$ 可以通过下式得到:

$$\hat{y}(k) = \sigma(k)^2 \sum_{i=1}^N \sigma_i^{-2} y(i), \quad (1)$$

$$\sigma^{-2}(k) = \sum_{i=1}^N \sigma_i^{-2}. \quad (2)$$

上述公式的推导过程见文献[5]. 式中 $\sigma_i^2 = \sigma_0^2 e^{(\mathbf{x}_{\text{cur}} - \mathbf{x}_i)^T \mathbf{D} (\mathbf{x}_{\text{cur}} - \mathbf{x}_i)}$, 其中 \mathbf{x}_{cur} 表示 BIM 的当前输入向量, $\mathbf{x}_{\text{cur}} = [u(k) \ \mu(k-1) \ \dots \ \mu(k-m) \ y(k-1) \ y(k-2) \ \dots \ y(k-n)]^T$, 而 $\mathbf{x}_i = [u(i) \ \mu(i-1) \ \dots \ \mu(i-m) \ y(i-1) \ y(i-2) \ \dots \ y(i-n)]^T$ 表示由采样数据构成的 BIM 的输入向量; $\mathbf{D} = \text{diag}[d_{11}^{-2} \ d_{22}^{-2} \ \dots \ d_{mm}^{-2}]$ 表示对角线矩阵,称为门槛矩阵,其维数与输入向量 \mathbf{x}_{cur} 相同.

根据上述的计算公式,可以得到如图 2 所示的贝叶斯推理模型的结构.模型的主要参数只有门槛矩阵 \mathbf{D} 和初始的方差 σ_0^2 , 因此模型本身需要确定的参数极少,可以尽量减小训练方法对模型精度的影响.

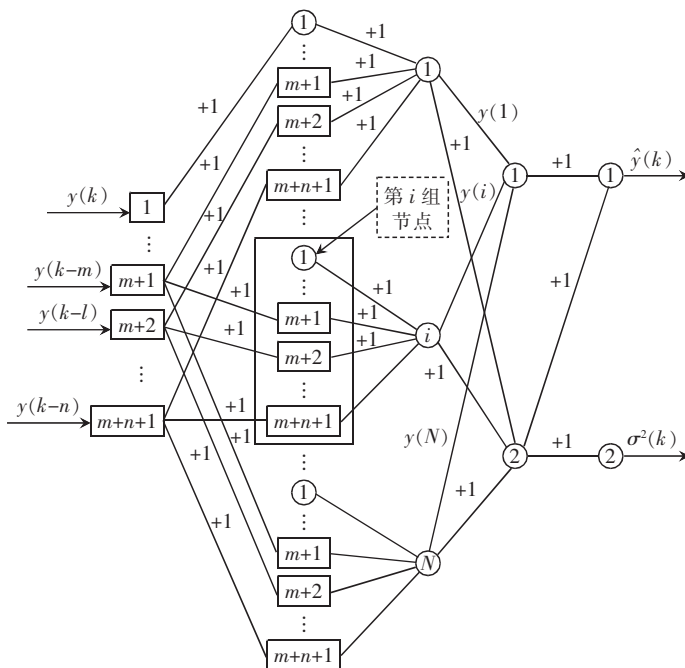


图 2 贝叶斯推理模型结构

Fig.2 Structure of Bayesian inferring model

2.2 BIM 模型规模 N 的控制

从贝叶斯推理模型可知,模型结构中 N 组历史运行数据构成了其主要结构,因此这 N 组数据的选择对系统的在线监测有着至关重要的作用.时变非线性系统是逐渐变化的,如果直接采用运行中的数据作为这 N 组数据,则随着系统的运行,BIM 的规模必然随之增大.本文采用滑动数据窗口的方法(图3所示)来维持 BIM 规模 N 大小固定.

2.3 门槛矩阵 D 进化算法优化

在确定了 BIM 的规模 N 后,BIM 只需要确定门槛矩阵 D .假设得到 N_1 组训练样本 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, N_1$.采用下面函数评价门槛矩阵参数 D :

$$\text{Evaluation}(D) = \frac{1}{2N_1} \sum_{i=1}^{N_1} (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (3)$$

上式实际上是寻求门槛矩阵 D ,使得系统输出和模型的输出趋于一致的优化过程.近些年来,智能进化算法^[6-8]在优化问题中得到广泛研究和应用,进化算法的优点在于不需要知道被优化函数的导数、寻优效率高、具有全局优化等性能.本文采用改进的觅食优化算法 IEFOA(Improved E. Coli Foraging Algorithm)来进行门槛矩阵 D 的优化求解,IEFOA 的具体算法流程和符号定义见文献[9].进化算法的优化求解流程见图4所示.

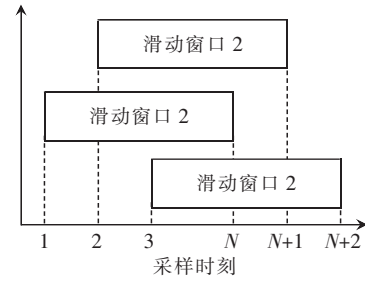


图3 滑动数据窗口

Fig.3 Sliding data window

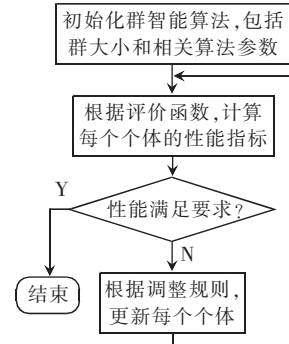


图4 门槛矩阵 D 进化算法求解流程

Fig.4 Evolutionary solving procedures for the threshold matrix D

3 时变非线性系统 BIM 在线输出监测实验及结果分析

3.1 时变对象系统

假设有如下的非线性时变系统

$$\begin{aligned} y(k+1) = & (0.8 - 0.5 \exp(-y^2(k)(1 + e^{-0.015k}))) y(k) - \\ & (0.3 + 0.9 \exp(-y^2(k)(1 + 0.5 \sin(0.5\pi k)))) y(k-1) + \\ & (0.4e^{-0.016k} + 0.1) u(k) u(k-1) + v(k), \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $v(k)$ 为均值为0,标准方差为0.1的高斯噪声;控制量为 $u(k) = \sin(0.01\pi k)$;采样时间0.1s,仿真时间60s.

3.2 BIM 在线监测设计

首先确定 BIM 模型的结构和一些初始参数.输入向量 $x_{\text{cur}} = [u(k), \mu(k-1), y(k-1), y(k-2)]^T$ 输出为 $\hat{y}(k)$.滑动窗口宽度 $N = 8$,用于门槛矩阵 D 优化算法 IEFOA 的参数设置为:群大小 $S = 10$; $N_c = 40$; $\omega_1 = 0.1$; $\omega_2 = 0.1$;游动步长为0.02.先选择 t 从0s到10s的100组数据作为训练样本,经 IEFOA 优化后,得到门槛矩阵 $D = \text{diag}[128.3728, 117.3650, 38.2758, 19.1143]$.然后利用训练好的 BIM 对时变对象的输出进行在线监测,得到整个系统监测响应和系统的实际输出对比曲线如图5所示.

3.3 实验结果分析

从图5曲线分析,BIM 能够实现对时变非线性的输出在线监测.虽然训练样本来自于开始数据,但是在后

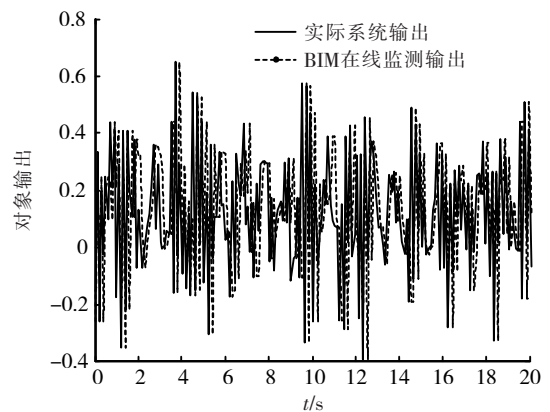


图5 时变对象 BIM 在线监测输出响应曲线图

Fig.5 BIM output response curve of the time-variant object

续对象发生时变后,仍然实现了对被控对象输出的良好监测,这主要是BIM中将对象实时运行数据融合于模型结构中,当系统发生时变后,通过时变对象的输入输出数据反映到BIM结构中,从而使得BIM捕捉到对象时变,实现了对时变非线性对象的在线监测。

由实验分析,BIM中滑动窗口 N 的选择与时变对象的复杂程度相关,总体而言,当被控对象的非线性程度增强时,为了更好的跟踪对象时变特性,需要加宽滑动窗口大小 N ,而表征模型阶次的 m 和 n 参数,也需要根据被控对象的复杂程度进行适当调整。

4 结论

本文针对时变非线性对象的在线输出监测问题,提出了利用群智能优化算法训练和滑动数据窗口驱动的BIM建模方法。非线性时变对象的时变特性通过输入、输出量,及时更新BIM结构,达到了对对象时变特性的跟踪。门槛矩阵训练好以后,即使被控对象发生了较大时变,门槛矩阵参数仍然能够起到监测作用,说明滑动数据对于BIM模型的影响较大。BIM能够实现时对变对象的在线监测,这种能力对于需要在线建模的应用场合是很有实际应用价值的。如果能够将BIM的在线建模能力与控制器的设计相结合,将会得到更多的控制系统设计策略,这是需要进一步研究的内容。

[参考文献](References)

- [1] Yu Wen, Li Xiaou. On-line fuzzy modeling via clustering and support vector machines[J]. Journal of Information Sciences, 2008, 78(22): 4264-4279.
- [2] 张川燕, 王子介. 基于BP神经网络的热舒适性指标计算[J]. 南京师范大学学报: 工程技术版, 2009, 9(1): 44-48.
Zhang Chuanyan, Wang Zijie. Thermal comfort index computation based on BP neural networks[J]. Journal of Nanjing Normal University: Engineering and Technology Edition, 2009, 9(1): 44-48. (in Chinese)
- [3] Kadir Kavaklioglu. Modeling and prediction of Turkey's electricity consumption using support vector regression[J]. Applied Energy, 2011, 88(1): 368-375.
- [4] Ye Haiwen, Nicolai Rainer, Reh Lothar. A Bayesian-Gaussian neural network and its application in process engineering[J]. Chemical Engineering and Process, 1998, 38: 439-449.
- [5] 刘益剑, 方彦军, 马宝萍. 滑动数据窗口驱动的贝叶斯-高斯神经网络及其在非线性系统辨识中的应用[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(12): 1435-1438.
Liu Yijian, Fang Yanjun, Ma Baoping. Sliding-data-window-driven bayesian-gaussian neural network and its application to modeling of nonlinear system[J]. Control Theory and Application, 2009, 26(12): 1435-1438. (in Chinese)
- [6] Chan K Y, Kwong C K, Tsim Y C. Modeling and optimization of fluid dispensing for electronic packaging using neural fuzzy networks and genetic algorithms[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(1): 18-26.
- [7] Niu Ben, Zhu Yunlong, He Xiaoxian, et al. A multi-swarm optimizer based fuzzy modeling approach for dynamic systems processing[J]. Neurocomputing, 2008, 71(7-9): 1436-1448.
- [8] Majhi Babita, Panda G. Development of efficient identification scheme for nonlinear dynamic systems using swarm intelligence techniques[J]. Expert Systems With Applications, 2010, 37(1): 556-566.
- [9] Fang Yanjun, Liu Yijian. Design of automated control system based on improved E. Coli foraging optimization[C]// IEEE International Conference on Automation and Logistics. Piscataway: IEEE Press, 2008: 238-243.

[责任编辑: 刘健]