

一种适用于故障检测的 归一化滑动窗协方差格形滤波器*

萧德云 李渭华 方崇智

(清华大学自动化系·北京, 100084)

摘要: 本文介绍了一种最小二乘归一化滑动窗协方差格形滤波器, 并基于该滤波器构造了一种故障检测工具. 文末的仿真算例对理论分析的正确性进行了验证.

关键词: 故障检测; 随机过程; 最小二乘; 格形滤波器

1 引言

文[1]基于 δ 算子构造了前加窗格形故障检测滤波器, 它对系统输出信号中包含的故障信息反应灵敏, 但也存在着一些缺陷. 究其原因, 在于它的无限宽数据窗无数据遗忘能力, 一旦系统发生了故障, 故障信息便难以淘汰, 即使故障也已消失, 滤波器仍可能处于报警状态.

本文拟用有限宽度的滑动数据窗来取代无限宽数据窗, 以达到迅速淘汰故障信息的目的. 滑动窗格形滤波器只采用靠近现时刻的有限个数据, 故能时刻跟踪系统的工作状态, 即可检测出系统故障, 而当故障消失时又能迅速解除报警. 此外, 为使滤波器具有更好的通用性以使适用于不同幅值范围的系统输出信号, 并有利于硬件实现^[2], 本文采用了归一化的滤波器结构形式.

在建立了信号向量和空间的基本定义后, 本文介绍了 Settineri. R 等人开发的递归最小二乘正则化滑动窗协方差 (NSWC; normalized sliding window covariance) 格形滤波器; 论述了基于该滤波器实施故障检测的原理; 最后, 通过仿真算例验证了理论结果并得出了一些结论.

2 递归最小二乘 NSWC 算法介绍

2.1 基本概念和定义

设数据窗宽度为 w , 记 $\mathbf{R}^w$ 为实数域中的 w 维向量空间, 在 $\mathbf{R}^w$ 中定义向量

$$\mathbf{Y} = (y(t-w+1) \ y(t-w+2) \cdots (y(t)))^T. \quad (1)$$

式中, T 表示向量的转置; t 表示采样时刻; $y(t-i)$ ($i = 0, 1, w-1$) 为系统输出信号, 由协方差滤波算法的特点知, 必须保证 $t-w+1 \geq 0$.^[2]

定义由信号向量 $\mathbf{Y}_{w(t-1)}$, $\mathbf{Y}_{w(t-2)}$, $\cdots$, $\mathbf{Y}_{w(t-n)}$, 构成的信号阵为

$$\mathbf{Y}_{n, w(t-1)} = (\mathbf{Y}_{w(t-1)} \ \mathbf{Y}_{w(t-2)} \cdots \mathbf{Y}_{w(t-n)}). \quad (2)$$

定义由上述向量张成的子空间为

* 国家“八五”科技攻关项目资助课题.

本文于 1993 年 10 月 4 日收到. 1994 年 6 月 22 日收到修改稿.

2期

$$Y = \text{span}\{Y_w(t-1), Y_w(t-2), \dots, Y_w(t-n)\}. \quad (3)$$

上述两式中的 n 既是矩阵 $Y_{n,w}(t-n)$ 的秩, 又是子空间 Y 的基, 注意应保证 $1 \leq n \leq t$.

记向量 $Y_w(t)$ 和 $Y_w(t-n-1)$ 在子空间 Y 上的正交投影分别为 $Y_w(t)|_Y$ 和 $Y_w(t-n-1)|_Y$, 定义前向预测误差向量,

$$f_{n,w}(t) = Y_w(t) - Y_w(t)|_Y. \quad (4)$$

后向预测误差向量

$$b_{n,w}(t-1) = Y_w(t-n-1) - Y_w(t-n-1)|_Y. \quad (5)$$

从向量的正交投影特性, 可得知 $f_{n,w}(t)$ 和 $b_{n,w}(t-1)$ 的物理意义: 前者实为基于 $Y_{n,w}(t-1)$ 中的全部向量来预测 $Y_w(t)$ 所产生的误差, 后者则为基于同一组向量来预测 $Y_w(t-n-1)$ 所产生的误差; 二者且都与子空间 Y 正交.

但是, 在实际预测问题中, 我们往往只对误差向量中的个别元素感兴趣, 为此, 再定义两个辅助向量, 它们都属于 R^w .

$$\pi = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T, \quad (6)$$

$$\sigma = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1]^T. \quad (7)$$

显然, π 和 σ 能将向量的首端和末端元素从向量中“筛选”出来, 例如, $f_{n,w}(t)$ 的末端元素可表示成 $f_{n,w}^T(t)$. 若用符号 $\langle, \rangle$ 代表 R^w 中两个向量的内积运算, 即

$$\langle f_{n,w}(t), \sigma \rangle = f_{n,w}^T(t) \sigma. \quad (8)$$

那么, $f_{n,w}(t)$ 的首端元素以及 $b_{n,w}(t-1)$ 的首、末端元素可相继用 $\langle f_{n,w}(t), \pi \rangle$, $\langle b_{n,w}(t-1), \pi \rangle$ 和 $\langle b_{n,w}(t-1), \sigma \rangle$ 来表示.

定义投影误差向量

$$\pi_{Y_{n,w}}(t-1) = \pi - \pi|_Y, \quad (9)$$

$$\sigma_{Y_{n,w}}(t-1) = \sigma - \sigma|_Y. \quad (10)$$

其中, $\pi|_Y, \sigma|_Y$, 分别是 π 和 σ 在子空间 Y 上的正交投影. 将(9)式代入 $\langle f_{n,w}(t), \pi \rangle$ 中, 即有

$$\langle f_{n,w}(t), \pi \rangle = \langle f_{n,w}(t), \pi_{Y_{n,w}}(t-1) + \pi|_Y \rangle.$$

注意到 $\pi|_Y \in Y$, 但 $\pi_{Y_{n,w}}(t-1) \perp Y$, 从而

$$\langle f_{n,w}(t), \pi \rangle = \langle f_{n,w}(t), \pi_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle. \quad (11)$$

由(10)式, 可证

$$\langle f_{n,w}(t), \sigma \rangle = \langle f_{n,w}(t), \sigma_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle. \quad (12)$$

同理, 还可证出

$$\langle b_{n,w}(t-1), \pi \rangle = \langle b_{n,w}(t-1), \pi_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle, \quad (13)$$

$$\langle b_{n,w}(t-1), \sigma \rangle = \langle b_{n,w}(t-1), \sigma_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle. \quad (14)$$

设 U 为 R_w 中的任意向量, 记它归一化后的值为 $\bar{U}$, 则据(11~14)式, $f_{n,w}(t)$ 和 $b_{n,w}(t-1)$ 的端元素归一化后可依次记作

$$d_{n,w}(t) = \langle \bar{f}_{n,w}(t), \bar{\pi}_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle, \quad (15)$$

$$e_{n,w}(t) = \langle \bar{f}_{n,w}(t), \bar{\sigma}_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle, \quad (16)$$

$$q_{n,w}(t-1) = \langle \bar{b}_{n,w}(t-1), \bar{\pi}_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle, \quad (17)$$

$$r_{n,w}(t-1) = \langle \bar{b}_{n,w}(t-1), \bar{\sigma}_{Y_{n,w}}(t-1) \rangle. \quad (18)$$

最后,定义偏相关系数

$$k_{n+1,w}(t) = \langle \bar{f}_{n,w}(t), \bar{b}_{n,w}(t) \rangle. \quad (19)$$

完成上述定义后,便能够获得完整的 NSWC 格形滤波算集,具体推导过程请参见文 [3].

$$k_{n+1,w+1}(t) = G(k_{n+1,w}(t-1), \gamma_{n,w+1}(t-1), e_{n,w+1}(t)), \quad (20)$$

$$e_{n+1,w+1}(t) = F(e_{n,w+1}(t), \gamma_{n,w+1}(t-1), k_{n+1,w+1}(t)), \quad (21)$$

$$\gamma_{n+1,w+1}(t) = F(e_{n,w+1}(t-1), e_{n,w+1}(t), k_{n+1,w+1}(t)), \quad (22)$$

$$d_{n+1,w+1}(t) = F(d_{n,w+1}(t), q_{n,w+1}(t-1), k_{n+1,w+1}(t)), \quad (23)$$

$$q_{n+1,w+1}(t) = F(q_{n,w+1}(t-1), d_{n,w+1}(t), k_{n+1,w+1}(t)), \quad (24)$$

$$k_{n+1,w}(t) = F(k_{n+1,w+1}(t), q_{n,w+1}(t-1), d_{n,w+1}(t)). \quad (25)$$

(20~25) 式中的 $F(\cdot, \cdot)$ 和 $G(\cdot, \cdot)$ 为两个标量函数,对于任何绝对值小于 1 的标量元素 a, b, c 分别有:

$$F(a, b, c) = (1 - c^2)^{-1/2}(a - bc)(1 - b^2)^{-1/2}, \quad (26)$$

$$G(a, b, c) = (1 - c^2)^{1/2}a(1 - b^2)^{1/2} + bc. \quad (27)$$

对于某一固定的数据窗宽度 w ,当 $t \geq w-1$ 时,以 $t = w-1, w, w+1, \dots$, 为外循环变量,以 $n = 0, 1, \dots, N-1$ 为内循环变量,按 (20~25) 式逐步迭代,便生成一系列基于时间和阶次同时更新的归一化误差元素,它们包含了系统的动态信息.尤其是 NSWC 格形滤波器具有阶次更新能力,故它总能在一定的阶段 N 以内,按照某一准则,如 Akaike 准则,自动搜索出适当的一滤波器阶次.该滤波算法的初始条件如下:

对于任意采样时刻 $t \geq 0$,

$$\text{i) } \gamma_{o,w}(t) = |Y_w(t)|^{-1}y(t),$$

$$\text{ii) } e_{o,w}(t) = \gamma_{o,w}(t),$$

$$\text{iii) } d_{o,w}(t) = \begin{cases} |Y_w(t)|^{-1}y(t-w+1), & t \geq w-1, \\ 0, & t < w-1, \end{cases}$$

$$\text{iv) } q_{o,w}(t) = d_{o,w}(t),$$

$$\text{v) } k_{1,w}(t) = \begin{cases} 0, & t < 1, \\ |Y_w(t-1)|^{-1}|Y_w(t)|^{-1}\langle Y_w(t-1), Y_w(t) \rangle, & t \geq 1, \end{cases}$$

$$\text{vi) } n+1 > t \text{ 时,令 } k_{n+1,w}(t) = 0.$$

注意,上面诸式中出现的符号 $|\cdot|$ 表示向量的模.

3 一类故障检测的基本原理

随机系统的输出往往被视为一段:平稳随机过程的集合,它的动态特性可由分段 AR 模型来描述^[4].在阐明故障检测原理之前,先作两条假设:i) 系统工作正常时其输出信号序列为一平稳随机过程;ii) 系统发生故障时,其输出信号序列的平稳性遭到破坏.于是,

2期

随机系统的故障检测问题完全与系统输出信号序列的平稳性检测问题等同。

对某段平稳过程而言,只要 AR 模型的参数和阶次选择得适当,则 $f_{n,w}(t)$ 和 $b_{n,w}(t-1)$ 例都为白噪声向量,并且,偏相关系数 $k_{n,w}(t)$ 基本上是常数.这一结论的证明请参见文献[2].倘若在某一时刻始,系统输出不再是平稳随机过程,那么, $f_{n,w}(t)$ 和 $b_{n,w}(t-1)$ 的白色性便遭到破坏, $k_{n,w}(t)$ 也不再是常数[2].

基于以上分析可知,只须观察 $k_{n,w}(t)$ 随时间的变化规律,即能判断出系统工作是否正常.

4 仿真算例及结论

考虑以下仿真模型

$$y(t)(1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}) = (z^{-1} + 0.5 z^{-2})u(t) + v(t). \quad (28)$$

其中, $u(t)$ 为服从正态分布的白噪声,用作系统输入信号, $y(t)$ 为系统输出; $v(t)$ 则为白色测量噪声.在白噪激励下,可证 $y(t)$ 基本上为平稳过程.为便于仿真,视模型中某一参数的突变为系统故障,为了检验本文提出的故障检测方法能否同时检测多个故障,假设系统发生故障时参数 a_1 和 a_2 同时突变.具体说来,设 t_f 为故障发生时刻, δ 为故障持续时间, w 为数据窗宽度, data 为数据长度,则应按以下的准则来确定 a_1 和 a_2 :

- i) 当 $t \in (1, t_f)$ 时,系统工作正常, $a_1 = 0.5, a_2 = 0.75$.
- ii) 当 $t \in [t_f, t_f + \delta]$ 时,系统发生故障, $a_1 = -0.2, a_2 = -0.45$.
- iii) 当 $t \in [t_f + \delta, \text{data}]$ 时,系统恢复正常, $a_1 = 0.5, a_2 = 0.75$.

选取偏相关系数 $k_{1,w}(t)$ 为故障检测变量,现分三种情况来进行仿真分析,与每种情况对应的 a_1, a_2 变化曲线和 $k_{1,w}(t)$ 画在一起,以便于比较.顺便指出,因滤波器启动后不可避免地有一段过渡过程 t_s ,显然,应保证 $t_f > t_s$; δ 的值是任选的,它与别的参数无关.

- i) $f_f = 210, \delta = 80, w = 50, \text{data} = 600$.

仿真结果如图 1 所示, $t < t_f$ 时,无故障发生,滤波器进入稳定后 $k_{1,w}(t)$ 基本上是一条平稳的直线,有些轻微波动是因为 $\{y(t)\}$ 中混有噪声.在 $t = t_f$ 的瞬时, a_1, a_2 跳变到新值, $\{y(t)\}$ 的平稳性遭到破坏,从而使 $k_{1,w}(t)$ 也发生变化.一段时间后 ($t \in (t_f, t_f + \delta)$), $\{y(t)\}$ 进入了新的平稳状态,故 $k_{1,w}(t)$ 稳定在新幅值处. $t = t_f + \delta$ 时, a_1, a_2 跳回原值, $k_{1,w}(t)$ 亦相应地

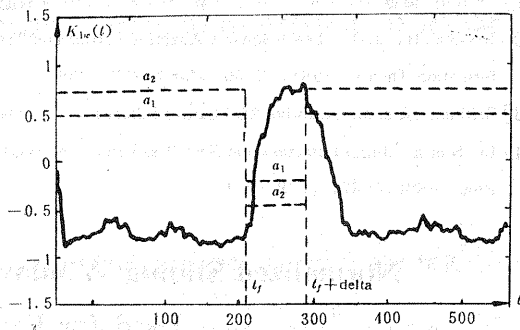


图 1 $w = 50, t_f = 250, \delta = 80$ 时的仿真结果

回到原幅值.不难理解,由于数据窗有一定的宽度,它不可能在一瞬间内将旧数据全部“清除”干净,故在参数突变处(即 $t = t_f$ 以及 $t = t_f + \delta$ 处) $k_{1,w}(t)$ 的上升沿和下降沿都有一定的时延出现.

- ii) $w = 100$,其余参数同上.

仿真结果如图2所示. 从理论上说来, 数据窗越宽, 对旧数据的“清除”能力越弱, 故与 $w = 50$ 的情形相比, $k_{1,w}(t)$ 曲线在上升沿和下降沿的时延更长. 但在滤波器的稳定工作区间内, 即 $t < t_f$, $t \in (t_f, t_f + \delta)$ 以及 $t_f \in (t_f + \delta, \text{data})$ 各段, 图2中的 $k_{1,w}(t)$ 比图中的 $k_{1,w}(t)$ 波动更小.

根据以上两种仿真算例, 不难得出这样的结论: w 越大, 滤波器工作越稳定; w 越小, 则滤波器对输出信号 $\{y(t)\}$ 的跟踪越迅速.

iii) 最后比较 NSWC 算法和文[1]中的 σ 算子格形.

滤波算法性能的优劣. 将相同的故障检测仿真数据送进文[1]中的 σ 算子格形滤波器, 且取 $t_f = 210$, $\delta = 200$, $\text{data} = 600$. 此时的 $k_{1,w}(t)$ 曲线如图3所示. 与图1、图2相比, 图3中的 $k_{1,w}(t)$ 在故障发生处尚能立即发生跳变, 但当系统恢复正常后, 由于原有的故障信号难以淘汰, 故它迟迟不能恢复到原值.

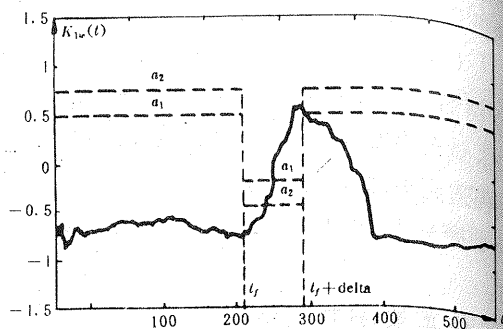


图2 $w = 100$, 其余参数同上时的仿真结果

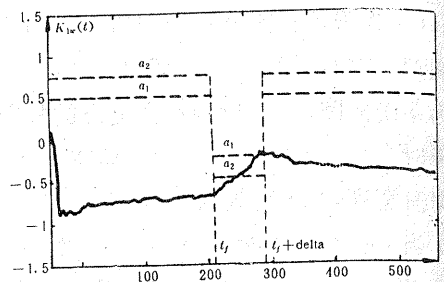


图3 用文[1]中的故障检测方法所得到的仿真结果, t_f, δ 均同上

参 考 文 献

- [1] 李渭华, 萧德去, 方崇智. 基于 δ 算子的格形故障检测滤波器. 自动化学报, 1994, 20(4): 413—419
- [2] Lev-Ari. H., et al.. Least-Squares Adaptive Lattice and Transversal Filters: A Unified Geometric Theory. IEEE Trans. Information Theory, 1984, IT-30, March, 222—236
- [3] Settineri. R et al. Adaptive RLS Lattice Filters for Fastly Nonstationary Signals. IEEE Proc. ASSP, 1990, 3: 1807—1810
- [4] Li. S et al. Jump Detection and Fast Parameter Tracking for Piecewise AR Processes Using Adaptive Lattice Filters. IEEE Proc. ASSP, 1987, 1: 328—331

Normalized Sliding Window Covariance Lattice Filters Used for Fault Detection

XIAO Deyun, LI Weihua and FANG Chongzhi

(Department of Automation, Tsinghua University • Beijing, 100084. PRC)

Abstract: A Kind of new RLS lattice filters, which are based on the normalized sliding window covariance (NSWC) algorithms, is introduced. By means of the NSWCLattice filters, a fault detector is developed, and its effectiveness for fault detection

2期

tion is proven by simulation examples.

Key words: Fault detection; random process; least squares; lattice filters

本文作者简介

萧德云 1945年生, 1970年毕业于清华大学动力系, 现任清华大学自动系副教授, 长期从事自动控制理论及应用的教学和科研工作, 主要研究方向为过程辨识, 过程计算机控制, 故障检测与诊断。

李渭华 1963年生, 1982年7月获华南工学院自动化系工学学士学位; 1988年7月获江西工业大学电机系工学硕士学位; 1990年9月至今在清华大学自动化系自动控制理论及应用专业攻读博士学位, 感兴趣的学术方向为系统辨识, 自适应信号处理及故障诊断等。

方崇智 1921年生, 重庆中央大学机械工程系工学学士, 英国伦敦大学哲学博士, 现任清华大学自动化系教授, 专业方向为工业过程的建模、控制与优化。

清华大学“智能控制”高级研讨班 招生简章

根据国家教委教人司[1993]553号文件精神, 为了促进新一代学术骨干和学科带头人的成长, 顺利实现高校骨干教师队伍的新老交替, 经国家教委批准, 我校举办“智能控制”高级研讨班。本班通过学习、研讨和交流, 加深了解和进一步掌握智能控制这一新兴学科的学术前沿动态、拓宽知识面, 进一步提高学术水平, 达到加速培养学科带头人的目的。研讨班由博士生导师张钹教授和孙增圻教授主持, 将邀请学术造诣深的国内外专家、教授讲课和主持研讨。

一、招生对象

高校学术带头人的后备力量或学科骨干, 即在智能控制及智能自动化领域取得一定成就的教学和科研人员, 一般为具有高级职务的中青年教师或具有讲师职务的优秀博士生、硕士生, 同时也欢迎其他机构的相当人员参加研讨班, 以增进学术交流。

二、研讨内容

1) 智能控制理论、方法和技术的现状和发展。2) 模糊逻辑控制。3) 神经网络控制。4) 分层递阶智能控制。5) 专家控制。6) 学习控制。

三、办班时间

1995年7月10日至7月24日, 共15天。

四、费用

学费及资料费共300元, 住宿费、伙食及交通费自理。

五、报名

1995年6月10日前将高级研讨班报名表寄到清华大学继续教育学院。拟在研讨班上作报告的学员, 请同时寄一份报告的题目和内容摘要。(邮编: 100084, 电话: 2561226, 联系人: 赵松雪)

1995年6月20日前由清华大学继续教育学院发出同意参加研讨班的通知和有关注意事项。

清华大学继续教育学院
“智能技术与系统”国家重点实验室
一九九五年三月