

一种基于最优未知输入观测器的故障诊断方法

胡志坤^{1,2} 孙岩¹ 姜斌² 何静³ 张昌凡³

摘要 针对含有未知输入干扰和噪音的不确定动态系统,使用全阶未知输入观测器(Unknown input observer, UIO)来消除干扰项,实现状态估计,结合 Kalman 滤波器算法来求解状态反馈矩阵,以使得输出残差信号的协方差最小,从而增强系统对噪声的鲁棒性,实现了一种基于最优未知输入观测器的残差产生器.采用极大似然比(Generalized likelihood ratio, GLR)的方法对残差信号进行评估,通过设定的阈值来提高诊断率.最后以风力发电机组传动系统出现加性传感器故障和乘性传感器故障为例,进行了残差信号的仿真,仿真结果说明了该方法的有效性.

关键词 故障诊断,未知输入观测器, Kalman 滤波器,极大似然比

引用格式 胡志坤,孙岩,姜斌,何静,张昌凡.一种基于最优未知输入观测器的故障诊断方法.自动化学报,2013,39(8):1225–1230

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01225

An Optimal Unknown Input Observer Based Fault Diagnosis Method

HU Zhi-Kun^{1,2} SUN Yan¹ JIANG Bin² HE Jing³ ZHANG Chang-Fan³

Abstract A full-order unknown input observer (UIO) is employed for uncertain dynamic systems with unknown input interference and noise to eliminate the interference and achieve state estimation, combine with the Kalman filter algorithm to solve the state feedback matrix to minimum the covariance of the residual signal, so as to enhance the robustness of the system noise, thus an optimal unknown input observer is achieved as a residual generator. The threshold is designed based on the generalized likelihood ratio (GLR) method to evaluate the residual signals and achieve a high fault detection rate. Finally, the drive train system of the wind turbine with additive sensor faults and multiplicative sensor faults is used as an example. The residual signals are simulated and the results shows the effectiveness of the proposed method.

Key words Fault detection, unknown input observer (UIO), Kalman filter, generalized likelihood ratio (GLR)

Citation Hu Zhi-Kun, Sun Yan, Jiang Bin, He Jing, Zhang Chang-Fan. An optimal unknown input observer based fault diagnosis method. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(8): 1225–1230

自 20 世纪 70 年代以来,基于模型的故障诊断方法一直受到学术界与工程应用领域研究人员的高度重视,利用现代控制理论,基于被监控过程的数学模型,研究出了各种故障诊断方法^[1–3].基于解析模型的故障诊断方法利用系统精确的数学模型和可观测的输入输出量构造残差信号来反映系统期望行为与实际运行模式之间的不一致,然后,对残差信号进行分析,实现故障诊断^[4].基于解析模型的故障诊断方法通常采用观测器技术,将观测器的输出值与系

统实际输出值对比,产生残差信号,通过残差信号评估系统是否发生故障,其核心在于观测器的设计.由于在建模过程中总要做一些近似化,而且系统通常都存在一些未知的输入干扰,再加上环境中各种噪声的影响,都会直接影响到检测系统的性能指标,特别是会导致误报和系统的灵敏度降低.为了解决这一问题,自 80 年代末开始,人们就把研究的重点放在了基于观测器的残差产生器的鲁棒性上,并产生了一些理论成果,如未知输入的故障诊断鲁棒性设计^[5–6].

在解耦干扰方面,未知输入方法已发展出了很多方法,如频域方法、未知输入故障检测滤波器(Unknown input fault detect filter, UIFDF)方法、未知输入诊断观测器(Unknown input detect observer, UIDO)方法、几何方法等, Ding 和 Frank 在文献 [7–8] 中最早提出频域方法,用于解决未知输入干扰的解耦问题,几何方法则由 Massoumnia 在文献 [9] 中最早提出的,但这些方法的实现方式复杂.在近几十年,UIDO 方法在未知输入解耦方面得到的关注度最高,Chow 等采用了等价空间法设计了未知输入观测器(Unknown input observer,

收稿日期 2012-05-16 录用日期 2012-09-29

Manuscript received May 16, 2012; accepted September 29, 2012

国家自然科学基金(61273159, 61104024, 60904077),中国博士后科学基金(2012M511752)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61273159, 61104024, 60904077), China Postdoctoral Science Foundation (2012M511752)

本文责任编辑 王宏

Recommended by Associate Editor WANG Hong

1. 中南大学物理与电子学院 长沙 410083 2. 南京航空航天大学自动化学院 南京 210016 3. 湖南工业大学电气工程学院 株洲 412001

1. School of Physics and Electronics, Central South University, Changsha 410083 2. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016 3. School of Electrics Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412001

UIO)^[10], 从此开始形成未知输入观测器的设计思想, 在最近几年, 在未知输入观测器的设计中, Frisk 等采用基于多项式分解的方法来解决干扰解耦的问题^[11], 李振营等^[12] 采用了一种全阶比例积分观测器的方法进行干扰解耦. 但是在针对系统中既存在未知输入干扰, 又存在噪声的情况, 目前还很少有研究. 针对系统和环境噪声的影响, Kalman 滤波器作为一种高效率的递归滤波器, 提供了一种高效可计算的方法来估计过程的状态, 并使估计均方误差最小, 是一种常用的用于滤除高斯白噪声的滤波器. 但是由于 Kalman 滤波器达不到干扰解耦的作用, 所以在系统中还存在未知输入干扰时, 就很难应用于残差产生器中. 针对系统存在未知干扰和噪声的情况下, 通过配置伦伯格观测器的系数来达到解耦干扰且降低噪声的效果^[13-14]. 近几年来, 风力发电的发展速度非常快. 然而, 由于长期处于恶劣的天气条件, 风力发电机组的传感器、执行器等极易发生卡死、偏移等故障. Odgaard 等^[15-16] 建立了风力发电机的转换器系统和传动系统的控制模型, 并采用基于 Kalman 滤波器的方法生产残差, 进行故障诊断. 但是, 由于风力发电系统在极其恶劣的环境下运行, 系统会受到严重的噪音干扰. 而且由于风力发电系统的风速不稳定, 使得其测量值不准确, 会影响模型的精确度.

综合实际的故障检测需求, 即系统经常存在未知干扰的影响, 但又不能避免高斯白噪声的影响, 本文将未知输入观测器和 Kalman 滤波算法的优点结合起来, 以文献 [17] 提出的一种三叶片水平轴风力发电机组的传动系统为对象, 考虑到系统模型中存在由于风速测量误差带来的不确定性以及系统中不可避免的外界噪声, 采用本文提出的最优未知输入观测器设计残差产生器, 采用极大似然比 (Generalized likelihood ratio, GLR) 的方法来设定阈值, 以判断系统是否确定发生故障.

1 优化未知输入观测器设计

1.1 未知输入观测器

在不考虑系统噪声的情况下, 一个带有未知输入干扰的线性时不变系统的状态空间方程为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (1)$$

由上式可得:

$$\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}(k) - \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(k) = \mathbf{C}\mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) \quad (2)$$

在未知输入观测器的设计中, 为了消除未知干扰的影响, 首先, 通过对干扰矢量进行重构, 然后, 在状态方程中通过重构的干扰项来解耦干扰, 所以必须要

满足 $\text{rank}(\mathbf{C}\mathbf{E}_d) = \text{rank}(\mathbf{E}_d) = k_d$ 的条件下, 才能达到完全重构干扰项的目的. 在这样的条件下, 存在 $\mathbf{M}_{ce}$ 满足:

$$\mathbf{M}_{ce}\mathbf{C}\mathbf{E}_d = \mathbf{I}_{k_d \times k_d} \quad (3)$$

用 $\mathbf{M}_{ce}$ 同时乘式 (2) 的左右两边可得:

$$\mathbf{M}_{ce}(\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}(k) - \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(k)) = \mathbf{d}(k) \quad (4)$$

因此, 可以由上式估计出未知输入干扰 $\mathbf{d}(k)$ 的值:

$$\hat{\mathbf{d}}(k) = \mathbf{M}_{ce}(\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}(k) - \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(k)) \quad (5)$$

根据输出 $\mathbf{y}(k+1)$, 对观测器进行干扰项的补偿, 可以得到观测器的表达式为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+1) = & \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}(\mathbf{y}(k+1) - \\ & \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}(k) - \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(k)) + \mathbf{L}(\mathbf{y}(k) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(k)) \end{aligned} \quad (6)$$

在上述的观测器方程中, 无法事先知道 $\mathbf{y}(k+1)$ 的数值. 为了解决这一问题, 我们引入新的矩阵矢量来消掉 $\mathbf{y}(k+1)$, 令:

$$\mathbf{z}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}\mathbf{y}(k) \quad (7)$$

$$\mathbf{T} = \mathbf{I} - \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}\mathbf{C} \quad (8)$$

将上述式子代入观测器方程 (6) 中可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}(k+1) = & \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) - \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}\mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}(k) - \\ & \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{L}(\mathbf{y}(k) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(k)) = \\ & \mathbf{T}\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{T}\mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{L}\mathbf{y}(k) - \mathbf{L}\mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(k) = \\ & (\mathbf{T}\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{z}(k) + \mathbf{L}\mathbf{y}(k) + \mathbf{T}\mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \\ & (\mathbf{T}\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}\mathbf{y}(k) \end{aligned} \quad (9)$$

即可得观测器的方程为

$$\begin{cases} \mathbf{z}(k+1) = (\mathbf{T}\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{z}(k) + \mathbf{T}\mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \\ \quad ((\mathbf{T}\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce} + \mathbf{L})\mathbf{y}(k) \\ \hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{z}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}\mathbf{y}(k) \end{cases} \quad (10)$$

令 $\mathbf{F} = \mathbf{T}\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}$, $\mathbf{G} = \mathbf{T}\mathbf{B}$, $\mathbf{H} = \mathbf{E}_d\mathbf{M}_{ce}$, 则观测器方程可以写为

$$\begin{cases} \mathbf{z}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{z}(k) + \mathbf{G}\mathbf{u}(k) + (\mathbf{F}\mathbf{H} + \mathbf{L})\mathbf{y}(k) \\ \hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{z}(k) + \mathbf{H}\mathbf{y}(k) \end{cases} \quad (11)$$

在上面观测器的设计过程中, 可以看到, 在不考虑系统噪声的情况下, 系统中的干扰项已经可以通过对干扰项的重构过程得到补偿, 达到干扰解耦的效果. 然而, 在实际系统中, 噪声往往和干扰同时存在.

1.2 反馈矩阵的设计

在同时考虑干扰和噪声的情况下, 离散系统的状态空间方程表示如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) + \boldsymbol{\zeta}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \boldsymbol{\eta}(k) \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^n$ 为状态向量, $\mathbf{u}(k) \in \mathbf{R}^q$ 为控制输入向量, $\mathbf{y}(k) \in \mathbf{R}^p$ 为系统输出向量, $\mathbf{d}(k) \in \mathbf{R}^m$ 为干扰信号 (未知输入向量), $\boldsymbol{\zeta}(k)$ 和 $\boldsymbol{\eta}(k)$ 是独立的零均值白噪声序列, 其协方差矩阵分别为 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$, 矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$ 和 $\mathbf{E}_d$ 是具有相应维数的系统矩阵. 通常在未知输入观测器中, 状态反馈矩阵 $\mathbf{L}$ 的选择只要满足使系统极点分配在左半平面, 即系统为稳定系统即可, 并没有考虑到系统噪声的影响. 在本文的设计中, 核心思想就是考虑到系统中存在的噪声信号, 通过配置状态反馈矩阵 $\mathbf{L}$ 来减小噪声信号的影响. 在式 (11) 的观测器表达式的基础上, 残差信号可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{e}(k+1) &= \mathbf{x}(k+1) - \hat{\mathbf{x}}(k+1) = \\ &= \mathbf{x}(k+1) - (\mathbf{z}(k+1) + \mathbf{H}\mathbf{y}(k+1)) = \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{x}(k+1) - \mathbf{H}\boldsymbol{\eta}(k+1) - \\ &= (\mathbf{F}\mathbf{z}(k) + \mathbf{G}\mathbf{u}(k) + (\mathbf{F}\mathbf{H} + \mathbf{L})\mathbf{y}(k)) - \\ &= \mathbf{F}\mathbf{e}(k) - \mathbf{L}\boldsymbol{\eta}(k) + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\boldsymbol{\zeta}(k) + \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{A} - \mathbf{F} - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{x}(k) + \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) - \\ &= \mathbf{H}\boldsymbol{\eta}(k+1) + ((\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{B} - \mathbf{G})\mathbf{u}(k) \end{aligned}$$

而设计的观测器满足:

$$\begin{aligned} \mathbf{G} &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{B}, \mathbf{E}_d = \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{E}_d \\ \mathbf{F} &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C} \end{aligned}$$

所以残差信号可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(k+1) &= \mathbf{F}\mathbf{e}(k) - \mathbf{H}\boldsymbol{\eta}(k+1) - \\ &= \mathbf{L}\boldsymbol{\eta}(k) + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\boldsymbol{\zeta}(k) \end{aligned} \quad (13)$$

残差信号的协方差可以表示为

$$\mathbf{p}(k) = \varepsilon\{(\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k))(\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k))^T\}$$

为了简化计算, 令 $\mathbf{A}_1 = \mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} = \mathbf{T}\mathbf{A}$, 则残差信号协方差的更新过程为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}(k+1) &= \mathbf{F}\mathbf{p}(k)\mathbf{F}^T + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})^T + \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T + \mathbf{L}\mathbf{R}\mathbf{L}^T = \\ &= (\mathbf{A}_1 - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{p}(k)(\mathbf{A}_1 - \mathbf{L}\mathbf{C})^T + \mathbf{L}\mathbf{R}\mathbf{L}^T + \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})^T + \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})^T + \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T - \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T\mathbf{L}^T - \\ &= \mathbf{L}\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + \mathbf{L}(\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R})\mathbf{L}^T \end{aligned}$$

式中的 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 分别为高斯白噪声 $\boldsymbol{\zeta}(k)$ 和 $\boldsymbol{\eta}(k)$ 的协方差矩阵. 因为 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T$ 都为正定矩阵, 因而存在矩阵 $\mathbf{S}$ 使得 $\mathbf{S}\mathbf{S}^T = \mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R}$, 令 $\mathbf{D} = \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T(\mathbf{S}^T)^{-1}$, 则协方差矩阵可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}(k+1) &= \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T - \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T\mathbf{L}^T - \\ &= \mathbf{L}\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + \mathbf{L}(\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R})\mathbf{L}^T = \\ &= \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})^T + \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T + (\mathbf{L}\mathbf{S} - \mathbf{d})(\mathbf{L}\mathbf{S} - \mathbf{d})^T - \mathbf{D}\mathbf{D}^T \end{aligned}$$

在上式中, 如果 $\mathbf{L}\mathbf{S} - \mathbf{D} = 0$, 就可以使得残差信号的协方差矩阵达到最小, 这样就可以得到:

$$\mathbf{L} = \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{C} + \mathbf{R})^{-1} \quad (14)$$

此时, 可以保证残差信号的协方差为最小:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}(k+1) &= \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})^T + \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T - \mathbf{D}\mathbf{D}^T \quad (15) \\ \mathbf{D}\mathbf{D}^T &= \mathbf{L}\mathbf{S}\mathbf{S}^T\mathbf{L}^T = \\ &= \mathbf{L}\mathbf{S}\mathbf{S}^T(\mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{C}^T(\mathbf{S}^T)^{-1})^T = \\ &= \mathbf{L}\mathbf{S}\mathbf{S}^T(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1}\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T = \\ &= \mathbf{L}\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T \end{aligned}$$

将 $\mathbf{D}\mathbf{D}^T = \mathbf{L}\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T$ 带入式 (15) 可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}(k+1) &= \mathbf{A}_1\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T + (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})^T + \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}\mathbf{H}^T - \mathbf{L}\mathbf{C}\mathbf{p}(k)\mathbf{A}_1^T \end{aligned} \quad (16)$$

通过上面的推导过程, 可以得出这种最优未知输入观测器的整个设计过程为:

步骤 1. 检验系统是否满足式 (3) 中的条件, 即 $\text{rank}(\mathbf{C}\mathbf{E}_d) = \text{rank}(\mathbf{E}_d) = k_d$, 如果满足, 进行下一步; 否则, 停止计算.

步骤 2. 根据式 (3) 和式 (8) 计算 $\mathbf{M}_{ce}, \mathbf{T}$.

步骤 3. 根据式 (14) 和式 (16) 计算反馈矩阵 $\mathbf{L}$.

步骤 4. 根据式 (10) 和式 (11) 构造出最优未知输入观测器.

在上述推导过程中可以看出, 最后得出的反馈矩阵和协方差矩阵的形式与标准卡尔曼滤波器算法是相同的, 这也从另一方面说明了采用这种观测器可以将未知输入观测器和卡尔曼滤波算法的优点结合起来. 另外, 在实际应用中, 如果面对数据量很大

的情况, 其反馈矩阵也可以通过直接求稳态卡尔曼滤波器系数的方法求出来, 这样不但简化了计算过程, 也降低了计算量。

2 故障检测与隔离

考虑如下传感器故障模型:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) + \boldsymbol{\zeta}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{F}_s(k) + \boldsymbol{\eta}(k) \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\mathbf{F}_s(k)$ 是未知传感器故障信号. 利用公式计算得到状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}(k)$, 可以计算出残差信号 $R(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(k)$ 的幅值, 来实现传感器系统故障的检测. 理论上, 在无故障时, 残差 $\mathbf{r}(k)$ 应该近似为零, 而当出现故障时, 残差会偏离零值. 由于实际中受系统建模精度的影响, 无故障情形下的残差难于严格保持零值, 故采用阈值门限的方法进行分析判断. 考虑系统本身的噪音带来的随机性, 采用极大似然比 (GLR) 来对残差信号进行评估, 极大似然估计的表达式为

$$J_G(k) = \frac{1}{\sigma^2} R(k)^2 \quad (18)$$

其中, $R(k)$ 代表系统实际输出残差信号的方差, σ^2 表示系统在无故障时输出残差信号的方差, $J_G(k)$ 服从自由度为 1 的 χ^2 分布. 设定误报率 P_f 后, 阈值 T_r 就可以根据 χ^2 分布表来确定:

$$\text{Probability}\{J_G(k) > T_r | \text{fault-free}\} = P_f \quad (19)$$

因此, 在判定系统是否发生故障时, 就可以根据以下逻辑进行判定:

$$\begin{cases} J_G(k) > T_r \Rightarrow \text{faulty} \\ J_G(k) < T_r \Rightarrow \text{fault-free} \end{cases}$$

当检测出传动系统的控制系统传感器出现故障时, 接下来就需要对传感器故障进行定位和隔离. 在本文中, 采用双传感器冗余的方法来进行故障隔离. 在传动系统中, 需要测量的变量为 ω_r 和 ω_g . 其中, ω_r 为转子转速, ω_g 为发电机转速, 其测得的值分别为 $\omega_{r,i}$ ($i = 1, 2$) 和 $\omega_{g,j}$ ($j = 1, 2$). 采用本文提出的方法在每个测量变量的 2 个测量位置分别建立 2 个优化未知输入观测器, 故共用 4 个观测器, 设为 $\Omega_{\text{UIO}, \gamma, i}$ 和 $\Omega_{\text{UIO}, g, j}$, 则不同的残差产生器会产生 4 个残差队列 $R_{\gamma, i}(k)$ 和 $\mathbf{r}_{g, j}(k)$, 通过分析残差队列的逻辑状态, 来完成传感器的故障隔离. 4 个不同的残差产生器在不同的 $\omega_{\gamma, i}$ 和 $\omega_{g, j}$ 的组合下可以写为

$$\begin{cases} \mathbf{z}_{\alpha, \beta}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{z}_{\alpha, \beta}(k) + \mathbf{G}\mathbf{u}(k) + (\mathbf{F}\mathbf{H} + \mathbf{L})\mathbf{y}_{\alpha, \beta}(k) \\ \hat{\mathbf{x}}_{\alpha, \beta}(k) = \mathbf{z}_{\alpha, \beta}(k) + \mathbf{H}\mathbf{y}_{\alpha, \beta}(k) \end{cases} \quad (20)$$

式中, $\alpha = \gamma$ 或 $\alpha = g$, $\beta = i$ 或 $\beta = j$. 即可根据式 (20) 得到状态估计, 然后, 计算出残差 $\mathbf{r}_{\gamma, i}(k)$ 和 $R_{g, j}(k)$, 然后, 获得通过式 (18) 和 (19) 分别计算 $J_{G, \alpha, \beta}$ 和 Tr_d , 即可进行传感器故障的定位.

3 实例仿真

采用文献 [18] 的风力发电机组的传动系统模型, 对式 (17) 进行仿真, 得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \begin{bmatrix} -\frac{B_{dt}}{J_\gamma} & \frac{B_{dt}}{N_g J_\gamma} & -\frac{K_{dt}}{J_\gamma} \\ \frac{\eta_{dt} B_{dt}}{N_g J_g} & -\frac{\eta_{dt} B_{dt}}{N_g^2} & \frac{\eta_{dt} K_{dt}}{N_g J_G} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{B} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J_g} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{E}_d = \begin{bmatrix} \frac{1}{J_\gamma} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{C} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} \omega_\gamma \\ \omega_g \\ \theta_\Delta \end{bmatrix} \\ \mathbf{u}(k) &= \begin{bmatrix} 0 \\ \tau_g \end{bmatrix}, \quad \mathbf{d} = \begin{bmatrix} \tau_r \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$\mathbf{r}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(k)$, $\mathbf{E}_d = 1/J_r$, $\mathbf{d} = \tau_r$, 其中, τ_r 为转子的扭矩, 其值要受到风速测量的影响, $\mathbf{x} = [\omega_\gamma \ \omega_g \ \theta_\Delta]^T$, $\boldsymbol{\zeta}(k)$ 和 $\boldsymbol{\eta}(k)$ 均值为

$$0, \text{ 协方差矩阵分别为 } \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix},$$

$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix}$ 的高斯白噪声, ω_r 为转子转速, ω_g 为发电机转速, θ_Δ 为扭转角, J_r 为低速轴的转动惯性, K_{dt} 为抗扭刚度, B_{dt} 为转矩 (扭转) 阻尼系数, N_g 为传动比 (齿轮比), J_g 为高速轴转动的转动惯性, η_{dt} 为传动系统的效率, $\theta_\Delta(t)$ 为传动系统的扭转角. 设 $B_{dt} = 9.45 \text{ N} \cdot \text{ms}$, $N_g = 95$, $K_{dt} = 2.7 \times 10^9 \text{ N} \cdot \text{m}$, $\eta_{dt} = 0.97$, $\eta_{dt2} = 0.92$, $J_g = 390 \text{ N} \cdot \text{ms}^2$, $J_\gamma = 55 \times 10^6 \text{ N} \cdot \text{ms}^2$, 将上述参数带入到系统模型中, 可得其系统矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -1.718 \times 10^{-7} & 1.809 \times 10^{-9} & -49.091 \\ 2.474 \times 10^{-4} & -2.604 \times 10^{-6} & 706.883 \\ 1 & -0.0105 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 2.564 \times 10^{-3} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$E_d = \begin{bmatrix} 1.818 \times 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

在系统仿真中使用的故障信号如表 1 所示, 其中 $w_{\gamma,m}$ 为实际测得的转子转速.

表 1 仿真中用到的故障信号

Table 1 The fault signal used in the simulation

编号	故障类型	描述	表现形式
F1	传感器故障	$w_{\gamma,m,1} = 2 \text{ (rad/s)}$	固定值
F2	传感器故障	$w_{\gamma,m,2} = 1.05 \cdot w_{\gamma,m} \text{ (rad/s)}$	增益值

在无故障时, 采用上述算法进行仿真, 得到的结果如图 1 所示. 从仿真图中可以看出, 普通的未知输入观测器的残差信号明显比本文提出的改进的未知输入观测器的幅值要大, 容易误报警, 这对于正确的故障诊断很不利. 通过采用 GLR 来对残差信号进行评估, 选定误报率 $P_f = 0.0003$, 根据分布表得到阈值 $T_r = 13.0704$, 根据式 (15), 对上述传感器故障进行评估的仿真图如图 2 所示.

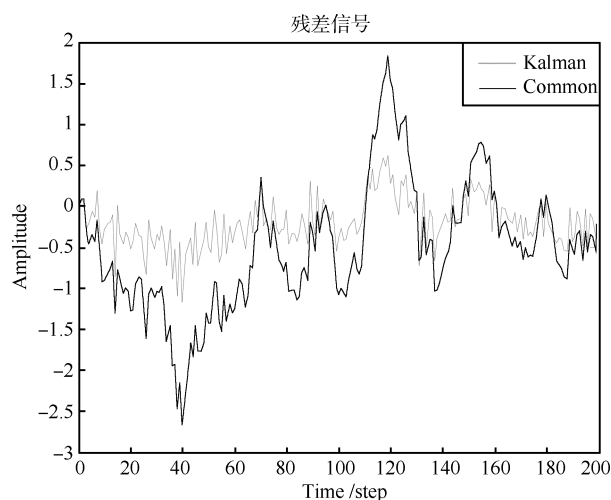


图 1 无故障时系统的残差信号

Fig. 1 The residual signal without fault

图 2 所示是系统在 $t = 100 \text{ s}$ 时, 发生加性故障时的仿真图, 从仿真图中可以看出, 在 $t = 100 \text{ s}$, 系统产生故障信号时, 残差产生器仿真出来的残差信号明显比设置的阈值要大, 即系统可以正确地隔离故障.

对于乘性故障, 在出现故障时残差信号会产生很大的变化, 这种变化很不利于观察, 所以将信号在时间轴上进行放大, 系统在 $t = 100 \sim 150 \text{ s}$ 时, 出现乘性故障时的残差信号如图 3 所示. 从仿真图中可以看出来, 在系统出现故障时, $J_G(k)$ 明显大于阈

值, 表明可以正确地隔离故障. 所以采用这种基于观测器和卡尔曼滤波器的故障诊断方法可以较好地达到故障诊断的效果, 而且由于乘性故障信号在残差信号中表现得更加明显, 所以可以更简单地进行故障的隔离.

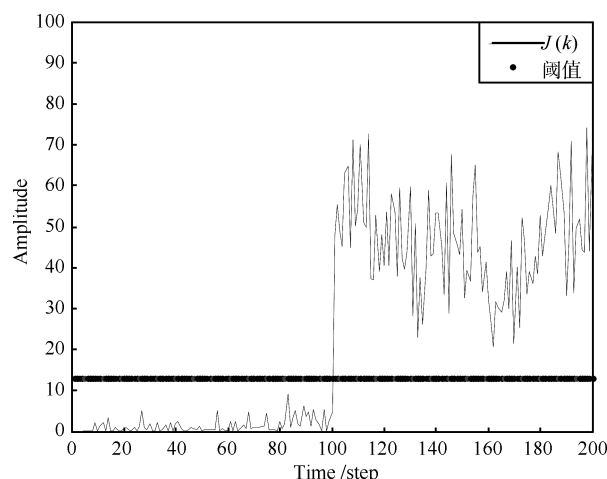


图 2 故障 F1 的 GLR 估计和阈值对比

Fig. 2 Comparing GLR estimation with threshold of Fault F1

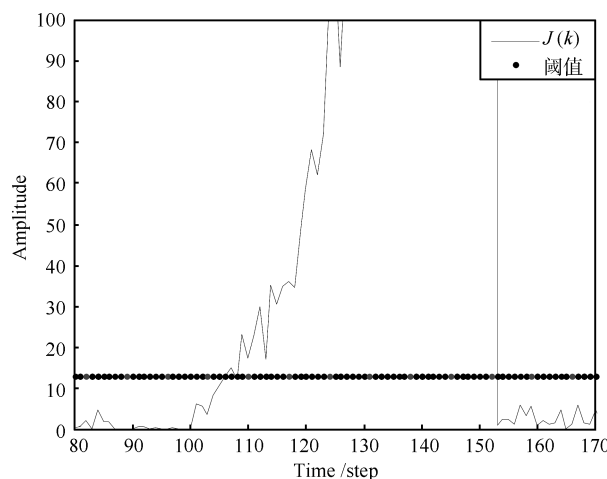


图 3 故障 F2 的 GLR 估计和阈值对比

Fig. 3 Comparing GLR estimation with threshold of Fault F2

4 结论

在本文中, 通过数学的方法推导证明了将卡尔曼滤波器和未知输入观测器结合所设计的残差产生器的鲁棒性更强, 可以使残差信号更好地抑制噪声的影响, 并可以达到隔离干扰的效果. 同时, 通过残差产生器对加性和乘性故障信号所产生的残差信号进行仿真, 证明所设计的观测器可以达到将不同的故障信号进行隔离的目的.

References

- 1 Ding S X. *Model-based Fault Diagnosis Techniques: Design Schemes, Algorithms, and Tools*. Berlin: Springer, 2008. 10–343
- 2 Zhou Dong-Hua, Hu Yan-Yan. Fault diagnosis techniques for dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(6): 748–758
(周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术. 自动化学报, 2009, **35**(6): 748–758)
- 3 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis, Part I: quantitative model-based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 293–311
- 4 Patton R J, Chen J, Nielsen S B. Model-based methods for fault diagnosis: some guide-lines. *Transactions on the Institute of Measurement and Control*, 1995, **17**(2): 73–83
- 5 Zhou Dong-Hua, Ye Hao, Wang Gui-Zeng. Discussion of some important issues of observer based fault diagnosis technique. *Acta Automatica Sinica*, 1998, **24**(3): 338–344
(周东华, 叶昊, 王桂增. 基于观测器方法的故障诊断技术若干重要问题的探讨. 自动化学报, 1998, **24**(3): 338–344)
- 6 Chen J, Patton R J. *Robust Model-based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. London: Kluwer Academic Publishers, 1999. 10–200
- 7 Ding X C, Frank P M. Fault detection via factorization approach. *Systems & Control Letters*, 1990, **14**(5): 431–436
- 8 Frank P M, Ding X C. Frequency domain approach to optimally robust residual generation and evaluation for model-based fault diagnosis. *Automatica*, 1994, **30**(5): 789–904
- 9 Massoumnia M A. A geometric approach to the synthesis of failure detection filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1986, **31**(9): 839–846
- 10 Chow E Y, Willsky A S. Analytical redundancy and the design of robust failure detection system. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1984, **29**(7): 603–614
- 11 Frisk E, Nyberg M. A minimal polynomial basis solution to residual generation for fault diagnosis in linear systems. *Automatica*, 2001, **37**(9): 1417–1424
- 12 Li Zhen-Ying, Shen Yi, Hu Heng-Zhang. Design of observers for system with unknown inputs. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 2000, **21**(5): 471–473
(李振营, 沈毅, 胡恒章. 具有未知输入干扰的观测器设计. 航空学报, 2000, **21**(5): 471–473)
- 13 Wang H, Daley S. Actuator fault diagnosis: an adaptive observer-based technique. *IEEE Transactions on Automatics Control*, 1996, **41**(7): 1073–1078
- 14 Jiang Bin, Mao Ze-Hui, Yang Hao, Zhang You-Min. *Fault Diagnosis and Fault Regulation of Control System*. Beijing: National Defence Industry Press, 2009. 51–153
(姜斌, 冒泽慧, 杨浩, 张友民. 控制系统的故障诊断与故障调节. 北京: 国防工业出版社, 2009. 51–153)
- 15 Odgaard P F, Stoustrup J. Unknown input observer based scheme for detecting faults in a wind turbine converter. In: Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes. Barcelona, Spain: IFAC, 2009. 162–166
- 16 Odgaard P F, Stoustrup J, Nielsen R. Observer based detection of sensor faults in wind turbines. In: Proceedings of the 2009 European Wind Energy Conference. Marseille, France, 2009. 1–10
- 17 Odgaard P F, Stoustrup J, Kinnaert M. Fault tolerant control of wind turbines — a benchmark model. In: Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Fault Detection Supervision and Safety of Technical Processes. Barcelona, Spain: IFAC, 2009. 155–160
- 18 Seiler P, Bokor J, Vanek B, Balas G J. Robust model matching for geometric fault detection filters. In: Proceedings of the 2011 American Control Conference. San Francisco, USA: IEEE, 2011. 226–231



胡志坤 中南大学物理与电子学院副教授. 主要研究方向为复杂过程在线监测与故障诊断. 本文通信作者.

E-mail: huzk@csu.edu.cn

(**HU Zhi-Kun** Associate professor at the School of Physics and Electronics, Central South University. His research interest covers online monitoring

and fault diagnosis for complex technical process. Corresponding author of this paper.)



孙岩 中南大学物理与电子学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机测控技术与故障诊断.

E-mail: 349507785@163.com

(**SUN Yan** Master student at the School of Physics and Electronics, Central South University. Her research interest covers computer measurement

and fault diagnosis theory.)



姜斌 南京航空航天大学自动化学院教授. 主要研究方向为故障诊断与容错控制. E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn

(**JIANG Bin** Professor at the College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His research interest covers fault diagnosis and fault tolerant control.)



何静 湖南工业大学教授. 主要研究方向为机电系统和工业过程控制.

E-mail: hejingzzcn@aliyun.com

(**HE Jing** Professor at Hunan University of Technology. Her research interest covers fault diagnosis on mechatronics and industrial process control.)



张昌凡 湖南工业大学教授. 主要研究方向为电机故障诊断和工业过程控制.

E-mail: zhangchangfan@263.net

(**ZHANG Chang-Fan** Professor at Hunan University of Technology. His research interest covers fault diagnosis on electric machines and industrial process control.)