

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200347

基于自适应广义滑模观测器的风力发电系统故障重构

孙志辉¹, 郝万君¹, 曹松青¹, 王昊¹, 郝诗源², 周嘉玉¹

(1. 苏州科技大学电子与信息工程学院, 江苏 苏州 215009; 2. 丹麦科技大学电气工程系, 哥本哈根 灵比 999017)

摘要: 针对风力发电系统的状态估计和执行器故障重构问题, 提出一种自适应广义滑模观测器。通过构建一个增广系统, 使得执行器故障成为系统状态的一部分。设计广义滑模观测器对增广系统进行状态估计从而获得所需的故障信息。针对实际风力发电系统中故障上界未知的问题, 设计一种自适应算法来估计故障信息的上界。以5 MW的风电机组为研究对象, 在Matlab/Simulink平台下进行仿真, 结果证明了所提方法能够准确地实现系统状态以及故障的估计。

关键词: 风力发电系统; 状态估计; 故障重构; 自适应算法; 广义滑模观测器

Fault reconstruction of a wind power system based on an adaptive generalized sliding mode observer

SUN Zhihui¹, HAO Wanjun¹, CAO Songqing¹, WANG Hao¹, HAO Shiyuan², ZHOU Jiayu¹

(1. Institute of Electronics and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China;
2. Department of Electrical Engineering, Technical University of Denmark, Lyngby 999017, Copenhagen)

Abstract: An adaptive generalized sliding mode observer is proposed for the state estimation and actuator fault reconstruction of a wind power system. By constructing an augmentation system, the actuator fault becomes a part of the system state. A generalized sliding mode observer is designed to estimate the state of the augmentation system to obtain the required fault information. Given that the upper bound of fault is unknown in the actual wind power generation system, an adaptive algorithm is designed to estimate it. Taking a 5 MW wind turbine as the research object, a simulation is carried out on the Matlab/Simulink platform, and the results show that the proposed method can accurately estimate the system state and fault.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51477109 and No. 61703296) and the Scientific Research and Practical Innovation for Postgraduates in Jiangsu Province (No. KYCX19_2016).

Key words: wind energy conversion system; state estimation; fault reconstruction; adaptive algorithm; generalized sliding mode observer

0 引言

随着风力发电系统组件的日益复杂、运行环境的持续恶劣、外界扰动的增多, 风力发电机故障率不断提高^[1-2]。如何在风力发电机故障情况下获得系统的状态和故障信息, 是保证控制系统安全运行的前提之一^[3-5]。

现有对非线性系统的故障诊断方法主要分为基于模型的故障诊断方法和基于数据的故障诊断方法^[6-9]。为了实现控制系统的容错运行, 仅仅检测出

故障发生的时间和位置是远远不够的, 需要获取故障的动态特性等更多信息, 因此对故障信号的精确重构成为了研究的热点^[10-14]。针对非线性系统的传感器和执行器的故障重构问题, 基于滑模观测器的方法因其对于未知干扰和系统建模不确定性的鲁棒性等优势而应用广泛^[15-17]。文献[18]提出了一种Takagi-Sugeno滑模观测器, 用于重构液压变桨执行器和发电机子系统的参数故障。但是该方法对模型的不确定性缺乏鲁棒性, 导致了显著的故障估计误差。文献[19]将非线性系统解耦为两个降阶的子系统, 分别受传感器故障和执行器故障的影响, 对两个降阶的子系统分别设计滑模观测器与广义观测器, 最终完成故障的重构, 但系统中需满足的假设条件较多, 应用范围受到限制, 且故障重构的精度

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51477109, 61703296); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目资助(KYCX19_2016)

还需进一步提高。文献[20]提出一种终端滑模观测器来实现风力发电系统中传动系、发电机等子系统的有限时间状态和故障估计。文献[18-20]在观测器的设计中,都假设故障或扰动的上界已知,然而在实际应用中,由于系统结构的复杂性导致故障信息的上界很难获得^[21-23]。

针对以上文献中存在的问题,本文提出一种基于自适应广义滑模观测器的状态估计和故障重构方法。首先,构造系统状态的增广系统并设计广义滑模观测器对其进行状态和故障估计;针对实际风力发电系统中故障上界未知的问题,设计了一种自适应律来调整观测器增益,并构造合适的 Lyapunov 函数来消除故障上界未知对系统状态收敛的影响;最后,在 Matlab/Simulink 的双馈风力发电机组模型上进行仿真,验证了本文所提方法的有效性。

1 风力发电系统模型

风力发电系统模型主要包含空气动力学系统模型、桨距系统模型、传动系统模型以及发电机系统模型等^[24-25]。本文着重考虑风力机运行于低风速区(额定风速以下)的故障检测与控制问题,此时桨距角一般保持不变(0°),所以不考虑桨距控制。

由空气动力学可知,风力发电机从风能中捕获的功率 P_a 可表示为

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \beta) \quad (1)$$

式中: ρ 为空气密度; R 为风轮半径; v 为风速; C_p 为风能利用系数,是叶尖速比(λ)和叶片桨距角(β)的非线性函数。

叶尖速比 λ 定义为

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{v} \quad (2)$$

式中, ω_r 为风轮旋转角速度。

功率 P_a 和气动转矩 T_a 的关系为

$$P_a = \omega_r T_a \quad (3)$$

所以气动转矩 T_a 为

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v^2 C_Q(\lambda, \beta) \quad (4)$$

式中, C_Q 为转矩系数。

$$C_Q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} \quad (5)$$

传动系统中由气动力矩 T_a 驱动的动力学方程为

$$J_r \dot{\omega}_r = T_a - T_{ls} - B_r \omega_r \quad (6)$$

式中: J_r 为低速轴的转动惯量; B_r 为低速轴的阻尼系数; T_{ls} 为作用在转子上的断开力矩,称为低速轴

力矩,可由给出的刚性轴的扭转系数 K_d 和阻尼系数 B_d 来推导。

$$T_{ls} = K_d(\theta_r - \theta_{ls}) + B_d(\omega_r - \omega_{ls}) \quad (7)$$

$$\dot{\theta}_r - (\dot{\theta}_r - \dot{\theta}_{ls}) = \omega_r - \frac{1}{N_g} \omega_g \quad (8)$$

由高速轴转矩 T_{hs} 驱动的动力学方程为

$$J_g \dot{\omega}_g = T_{hs} - T_g - B_g \omega_g \quad (9)$$

式中: J_g 为高速轴的转动惯量; T_g 为发电机电磁转矩; B_g 为高速轴阻尼系数。

齿轮箱的传动比定义为

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} \quad (10)$$

如果假设一个完全刚性的低速轴,单个质量风电系统模型的转子特性的动力学可以用一阶微分方程表示。

$$J \dot{\omega}_r = T_a - n_g T_g - B \omega_r + F \quad (11)$$

$$J = J_r + n_g^2 J_g$$

$$B = B_r + n_g^2 B_g$$

双馈异步发电机的电磁部分可以通过解耦控制简化为一个一阶线性模型^[26],如式(12)所示。

$$\dot{T}_g = -\frac{T_g}{\tau_g} + \frac{T_{g,ref}}{\tau_g} \quad (12)$$

式中: τ_g 为转矩系数; $T_{g,ref}$ 为发电机电磁转矩的参考值。

根据式(12)搭建风力机传动系统和发电机模型,其状态空间可表示为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + B_d d(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $x(t) = [\omega_r(t) \ \omega_g(t) \ \theta(t) \ T_g(t)]^T$ 为系统的状态变量; $u(t) = T_{g,ref}(t)$ 为输入变量; $y(t) = [\omega_r(t) \ \omega_g(t) \ T_g(t)]^T$ 为输出变量; $d(t) = T_a(t)$ 为系统的扰动,且

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{B_{dr}}{J_r} & \frac{B_{dr}}{J_r N_g} & -\frac{K_d}{J_r} & 0 \\ \frac{B_{dr}}{J_g N_g} & -\frac{B_{dr}}{J_g N_g^2} - \frac{B_g}{J_g} & \frac{K_d}{J_g N_g} & -\frac{1}{J_g} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_g} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = [0 \ 0 \ 0 \ \frac{1}{\tau_g}]^T, \quad \mathbf{B}_d = [\frac{1}{J_r} \ 0 \ 0 \ 0]^T$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

注 1 在实际系统中, 风力机模型中的气动转矩 T_a 是未知的, 所以本文将气动转矩作为未知输入扰动 $d(t)$ 处理。

2 自适应广义滑模观测器的设计

考虑系统(13)发生执行器故障时, 式(13)可重新表示为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{F}f(t) + \mathbf{B}_d d(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$; $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^m$; $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$; 系统参数矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$; $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times m}$; $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{p \times n}$; $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{n \times q}$; $f \in \mathbb{R}^q$ 为系统的执行器故障; $\mathbf{F} = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ 为系统的故障分布矩阵。

注 2 执行器故障 $\|f(t)\| \leq \alpha_1$ 但上界未知, 系统未知输入扰动 $d(t) \leq \alpha_2$, 且 $\alpha_2 > 0$ 。当非线性系统存在未知输入或不确定性时, 需满足文献[27]中的 3 个假设, 才可以实现滑模观测器的设计。

为了重构执行器故障, 构建一个增广系统, 将执行器故障扩充为增广状态的一部分, 得

$$\begin{cases} \dot{\bar{\mathbf{x}}}(t) = \bar{\mathbf{A}}\bar{\mathbf{x}}(t) + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{u}(t) + \bar{\mathbf{F}}\bar{f}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \bar{\mathbf{C}}\bar{\mathbf{x}}(t) \end{cases} \quad (15)$$

式中, $\bar{\mathbf{x}}(t)$ 为增广系统状态向量, 且

$$\bar{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t) \\ f(t) \end{bmatrix}, \quad \bar{f}(t) = \begin{bmatrix} \lambda f(t) + \dot{f}(t) \\ d(t) \end{bmatrix},$$

$$\bar{\mathbf{E}} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_n & \lambda^{-1}\mathbf{F} \\ 0 & \mathbf{I}_q \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & 0 \\ 0 & -\lambda\mathbf{I}_q \end{bmatrix},$$

$$\bar{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ 0_{q \times m} \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} \lambda^{-1}\mathbf{F} & \mathbf{M} \\ \mathbf{I}_q & 0 \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{C}} = [\mathbf{C} \ 0_{p \times q}].$$

针对增广系统(15), 设计自适应广义滑模观测器, 如式(16)所示。

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = (\bar{\mathbf{A}} - \mathbf{L}\bar{\mathbf{C}})\hat{\mathbf{x}}(t) + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{u}(t) + \mathbf{L}\mathbf{y}(t) + \bar{\mathbf{F}}\mathbf{v}(t) \\ \hat{\mathbf{y}}(t) = \bar{\mathbf{C}}\hat{\mathbf{x}}(t) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}(t)$ 为增广系统中 $\bar{\mathbf{x}}(t)$ 的估计值; \mathbf{L} 为设计的观测器增益矩阵; $\mathbf{v}(t)$ 为不连续滑模输入项, 用来控制系统故障以及未知输入带来的影响。

依据文献[28-29], 观测器增益设计为

$$\mathbf{L} = \mathbf{X}^{-1}\bar{\mathbf{C}}^T \quad (17)$$

定义滑模面 s 为

$$s = \bar{\mathbf{F}}^T (\bar{\mathbf{E}}^{-1})^T \mathbf{P}e(t) = \mathbf{H}e_y(t) \quad (18)$$

式中, 系统状态估计误差 $e(t)$ 和输出误差 $e_y(t)$ 分别为

$$e(t) = \hat{\mathbf{x}}(t) - \bar{\mathbf{x}}(t) \quad (19)$$

$$e_y(t) = \hat{\mathbf{y}}(t) - \mathbf{y}(t) \quad (20)$$

基于式(18)和式(19)设计系统的不连续滑模输入项, 得

$$\mathbf{v}(t) = \begin{cases} -(\alpha_1 + \alpha_2) \frac{\mathbf{H}e_y}{\|\mathbf{H}e_y\|}, & e_y \neq 0 \\ 0, & e_y = 0 \end{cases} \quad (21)$$

式中, \mathbf{H} 为待设计的正定对称矩阵。

为减小不连续滑模输入项引起的抖振, 利用连续函数逼近法, 将式(21)重新表示为

$$\mathbf{v}(t) = \begin{cases} -(\alpha_1 + \alpha_2) \frac{\mathbf{H}e_y}{\|\mathbf{H}e_y\| + \varepsilon}, & e_y \neq 0 \\ 0, & e_y = 0 \end{cases} \quad (22)$$

式中, ε 为一个足够小的正常数。

由于实际系统中故障上界未知^[30], 所以需对上界值进行估计, 设计 α_1 自适应律, 表达式为

$$\frac{d\alpha_1}{dt} = \delta \|\mathbf{H}e_y\| \operatorname{sgn}(\|\mathbf{H}e_y\| - \mu) \quad (23)$$

式中: $\alpha_1(0) > 0$; $0 < \delta < 2$; $0 < \mu < 1$ 。存在 α_1^* 使得 $\alpha_1 < \alpha_1^*$, 且 $\alpha_1^* > \eta$ 。

当 $\|\mathbf{H}e_y\|$ 趋近于 0 时, 系统发生滑模运动, 此时 $\operatorname{sgn}(\|\mathbf{H}e_y\| - \mu) = -1$, 滑模增益项不会发生大幅度的变化, 从而减少系统的抖振现象。

综上所述, 系统的控制框图如图 1 所示。

3 执行器故障重构及稳定性证明

由式(15)和式(16)相减得

$$\dot{\bar{\mathbf{E}}}\mathbf{e}(t) = (\bar{\mathbf{A}} - \mathbf{L}\bar{\mathbf{C}})\mathbf{e}(t) + \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{v}(t) - \bar{f}(t)) \quad (24)$$

两边同时左乘 $\bar{\mathbf{E}}^{-1}$, 得到误差状态方程

$$\dot{\mathbf{e}}(t) = \bar{\mathbf{E}}^{-1}(\bar{\mathbf{A}} - \mathbf{L}\bar{\mathbf{C}})\mathbf{e}(t) + \bar{\mathbf{E}}^{-1}\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{v}(t) - \bar{f}(t)) \quad (25)$$

在观测器(16)的作用下, 本文所构建的增广系统的误差动态(25)可以到达并保持滑模面上, 且所设计的观测器趋近稳定。

选择以下李雅普诺夫函数来证明系统的稳定性:

$$V = \frac{1}{2} s^T (\bar{\mathbf{F}}^T (\bar{\mathbf{E}}^{-1})^T \mathbf{P} \bar{\mathbf{E}}^{-1} \bar{\mathbf{F}})^{-1} s + \frac{1}{2} (\alpha_1 - \alpha_1^*)^2 \quad (26)$$

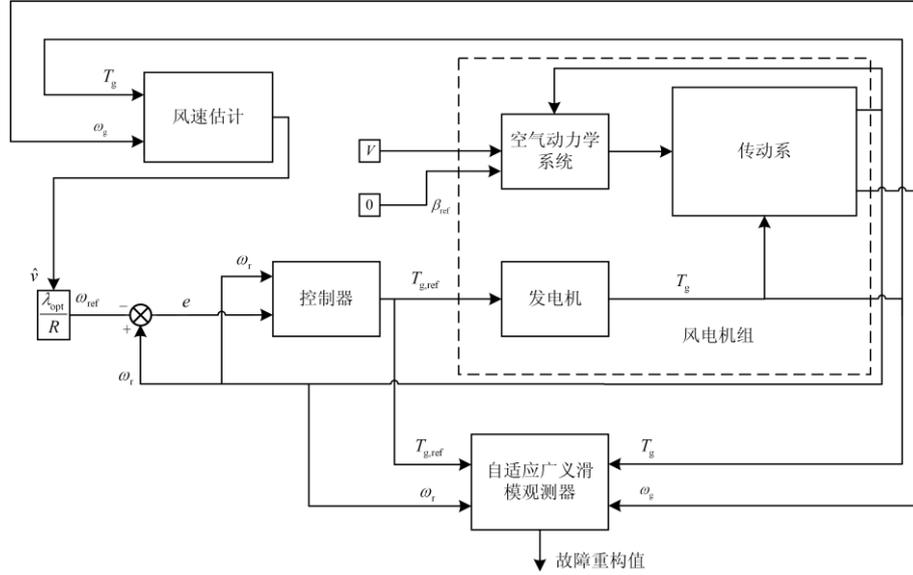


图 1 控制系统结构图

Fig. 1 Control system structure diagram

对其进行求导，得

$$\dot{e} = s^T (\bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \bar{E}^{-1} \bar{F})^{-1} \delta (\alpha_1 - \alpha_1^*) \alpha \dot{e} + s^T \beta (\bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \delta) + (\alpha_1 - \alpha_1^*) \alpha \dot{e} \quad (27)$$

式中

$$\beta = (\bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \bar{E}^{-1} \bar{F})^{-1} \quad (28)$$

将式(25)代入式(27)得

$$\dot{e} = s^T \beta \bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \bar{E}^{-1} (\bar{A} - L \bar{C}) e + s^T \beta \beta^{-1} (v - \bar{f}) + (\alpha_1 - \alpha_1^*) \alpha \dot{e} \quad (29)$$

将式(23)代入式(29)得

$$\begin{aligned} \dot{e} &= s^T \beta \bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \bar{E}^{-1} (\bar{A} - L \bar{C}) e + s^T (v - \bar{f}) + (\alpha_1 - \alpha_1^*) \delta \|H e_y\| \operatorname{sgn}(\|H e_y\| - \mu) = \\ &= s^T \beta \bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \bar{E}^{-1} (\bar{A} - L \bar{C}) e + s^T (v - \bar{f}) + (\alpha_1 - \alpha_1^*) \delta \|s\| \operatorname{sgn}(\|s\| - \mu) \leq \\ &= \sigma \|s\| \|e\| - 2 \|s\| + 2\eta \|s\| - 2\alpha_1 \|s\| + (\alpha_1 - \alpha_1^*) \delta \|s\| = \\ &= -\|s\| (2 - \sigma \|e\|) + (2\eta - 2\alpha_1^* + 2\alpha_1^* + (\alpha_1 - \alpha_1^*) \delta) \|s\| = \\ &= -\|s\| (2 - \sigma \|e\|) + [2(\eta - \alpha_1^*) - |\alpha_1 - \alpha_1^*| (\delta - 2)] \|s\| \end{aligned} \quad (30)$$

式中

$$\sigma = \|\beta \bar{F}^T (\bar{E}^{-1})^T P \bar{E}^{-1} (\bar{A} - L \bar{C})\| \quad (31)$$

$$[2(\eta - \alpha_1^*) - |\alpha_1 - \alpha_1^*| (\delta - 2)] \|s\| < 0 \quad (32)$$

定义

$$\Omega = \{2 - \sigma \|e\|\} \quad (33)$$

当 $e(t)$ 收敛于集合 Ω 中时, $V < 0$ 。此时所设计的观测器渐进稳定。

本文构建增广系统使得执行器故障成为系统状态的一部分, 所以可通过观测器估计系统状态

$$\bar{x}(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ f(t) \end{bmatrix} \text{ 得出执行器故障的估计值 } \hat{f}。$$

4 仿真及实验结果分析

为了验证本文所设计方法对风力发电系统状态估计以及故障重构的有效性, 在 Matlab/Simulink 环境下搭建 5 MW 的风力发电机模型对执行器故障进行仿真实验, 部分参数如表 1 所示。

表 1 风力发电机部分参数

Table 1 Partial parameters of wind turbine	
变量	数值
空气密度 $\rho / (\text{kg m}^{-3})$	1.225
风轮半径 R / m	64.5
风轮转动惯量 $J_r / (\text{kg m}^2)$	5.9157×10^7
发电机转动惯量 $J_g / (\text{kg m}^2)$	534.116
齿轮箱变比 n_g	97
最佳叶尖速比 λ_{opt}	9.03
阻尼系数 B_d	6.215×10^6
扭转系数 K_d	8.67637×10^8

图 2 为风速曲线图, 其平均风速为 6.5 m/s, 湍流强度为 A 类级别, 时长为 100 s。

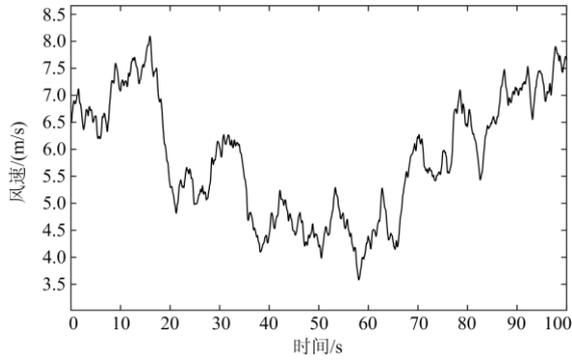
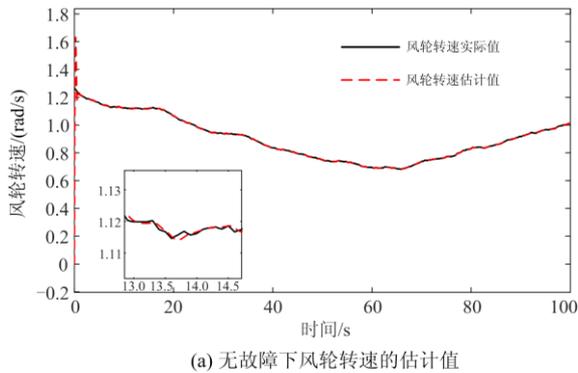


图2 风速曲线

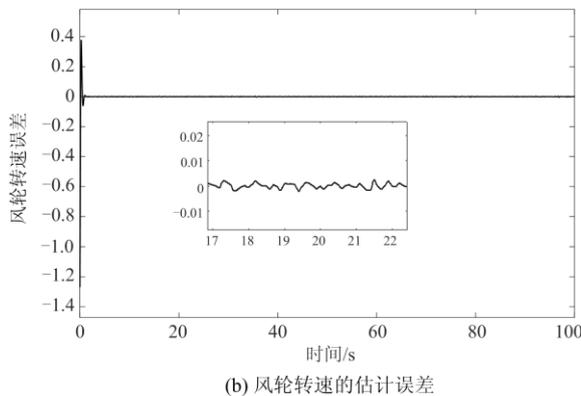
Fig. 2 Wind speed curve

由式(14)可知, 本文所讨论的执行器故障影响主要体现在发电机转矩 T_g , 并以加性故障的形式影响第四个状态方程。为重构执行器故障, 需对风力发电系统与发电机转矩相关的状态进行估计。

当风力发电机系统无故障时, 风轮转子转速的估计值与估计误差如图3所示, 发电机转速的估计值与估计误差如图4所示, 发电机转矩的估计值与估计误差如图5所示。图中红色虚线为观测器的估计值, 黑色实线为系统状态的实际值, 从图中可以看出, 观测器的估计值可以很好地跟踪系统的实际



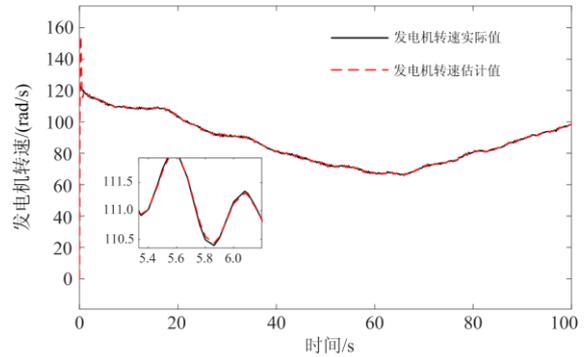
(a) 无故障下风轮转速的估计值



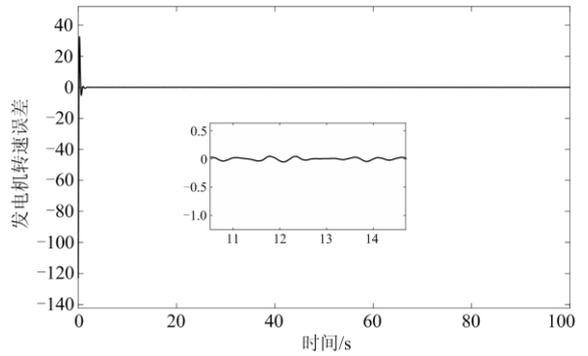
(b) 风轮转速的估计误差

图3 风轮转速的估计

Fig. 3 Estimation of rotor speed



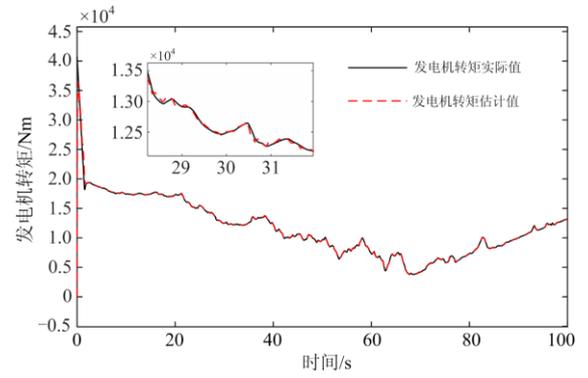
(a) 无故障下发电机转速的估计值



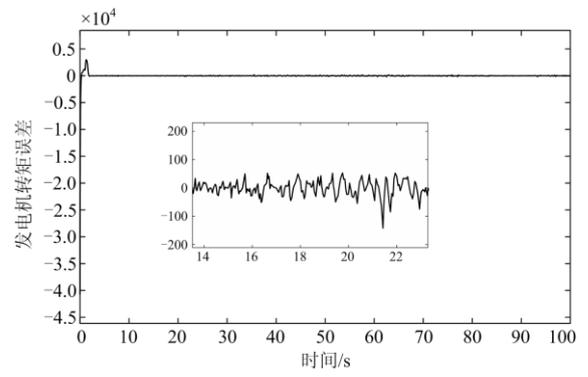
(b) 发电机转速的估计误差

图4 发电机转速的估计

Fig. 4 Estimation of generator speed



(a) 无故障下风轮转速的估计值



(b) 发电机转矩的估计误差

图5 发电机转矩的估计

Fig. 5 Estimation of generator torque

状态值, 估计误差可以在短时间内收敛到 0, 验证了本文所设计的自适应广义滑模观测器可以对风力发电系统状态进行有效估计。

为验证本文所提方法在故障重构方面的优越性及有效性, 利用自适应广义滑模观测器和广义滑模观测器在执行器的突变以及渐变故障情况下进行对比实验, 故障形式分别表示为

$$f_1(t) = \begin{cases} 0 & 0s \leq t \leq 20s \\ 20000 & 20s \leq t \leq 40s \\ 0 & 40s \leq t \leq 100s \end{cases} \quad (34)$$

$$f_2(t) = \begin{cases} 0 & 0s \leq t \leq 40s \\ \frac{20000(t-40)}{20} & 40s \leq t \leq 60s \\ 20000 & 60s \leq t \leq 100s \end{cases} \quad (35)$$

当系统的执行器发生突变故障 $f_1(t)$ 时, 故障重构值如图 6 所示, 重构值的误差如图 7 所示。从图中可以看出, 在 20~40 s 发生突变故障的时刻, 自适应广义滑模观测器和广义滑模观测器都能对故障进行良好的识别, 且当突变故障发生后, 所重构的故障值都能在 1.5 s 左右达到稳定状态。但在 0~20 s 以及 40 s 以后没有发生故障的情况下, 广义滑模观测器还是重建了部分错误信号, 而自适应广义滑模观测器的重构值是准确的, 这是由于所设计的自适应律对系统的风速扰动以及故障所带来的不确定性拥有更好的鲁棒性。

当系统的执行器发生渐变故障 $f_2(t)$ 时, 故障的重构值如图 8 所示, 重构值的误差如图 9 所示。从图中可以看出, 在 40~60 s 的时刻, 两种观测器所得到的重构值都存在着微小的估计偏差, 但相比之下, 本文所设计的自适应广义滑模观测器能更快地实现故障的估计, 且误差小于广义滑模观测器。与系统发生突变故障的情况类似, 当系统没有发生故障的时刻, 广义滑模观测器的重构信号是不够准确的。

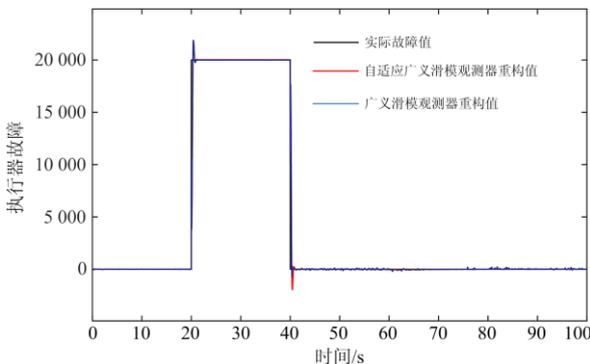


图 6 突变故障下的故障重构值

Fig. 6 Fault reconstruction value under sudden fault

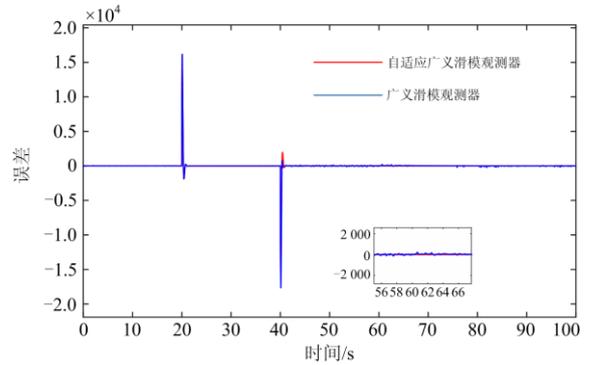


图 7 突变故障下的重构误差

Fig. 7 Reconstruction error under sudden fault

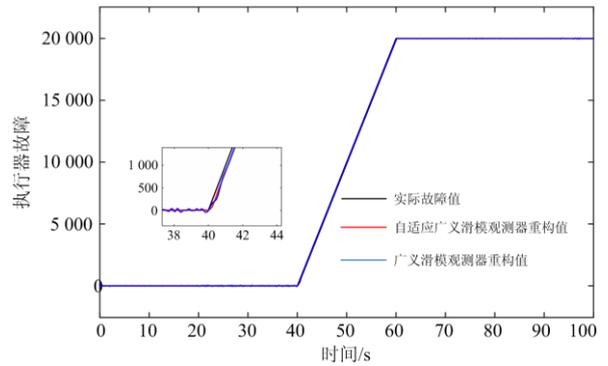


图 8 渐变故障下的故障重构值

Fig. 8 Fault reconstruction value under gradual fault

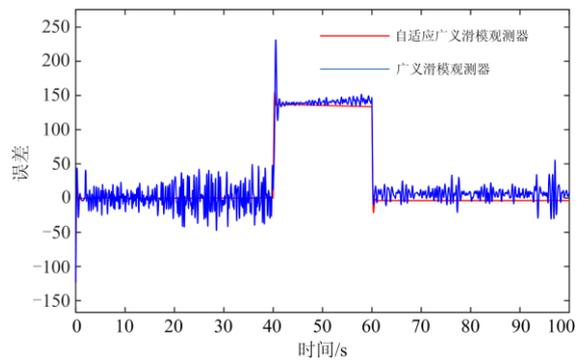


图 9 渐变故障下的重构误差

Fig. 9 Reconstruction error under gradual fault

综上所述, 无论是自适应广义滑模观测器还是广义滑模观测器都能得到系统的故障重构值, 但是由于风电系统本身的未知干扰以及不确定性的影响, 导致广义滑模观测器在故障没有发生时的重构值不够准确; 当系统发生渐变的潜在故障时, 本文所设计的自适应广义滑模观测器能够更快速准确地重构出故障值。

5 结论

本文讨论了风力发电系统中执行器发生突变故障以及渐变的潜在故障的情况下, 系统的状态估计和故障重构问题。针对实际系统中故障上界未知的问题, 在广义滑模观测器的基础上, 设计了一种自适应算法来估计系统故障的上界, 从仿真结果来看, 在未知干扰和不确定性的影响下, 所设计的自适应广义滑模观测器相较于广义滑模观测器, 故障重构的效果更好。本文设计的观测器所得到的故障信息为风力发电系统的容错控制提供了研究基础。

参考文献

- [1] WYMORE M L, VANDAM J E, CEYLAN H, et al. A survey of health monitoring systems for wind turbines[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 52: 976-990.
- [2] 龙霞飞, 杨苹, 郭红霞, 等. 大型风力发电机组故障诊断方法综述[J]. *电网技术*, 2017, 41(11): 82-93.
LONG Xiafei, YANG Ping, GUO Hongxia, et al. Review of fault diagnosis methods for large wind turbines[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(11): 82-93.
- [3] 曾军, 陈艳峰, 杨苹, 等. 大型风力发电机组故障诊断综述[J]. *电网技术*, 2018, 42(3): 849-860.
ZENG Jun, CHEN Yanfeng, YANG Ping, et al. Review of fault diagnosis methods of large-scale wind turbines[J]. *Power System Technology*, 2017, 42(3): 849-860.
- [4] 邓巍, 韩斌, 王建亮, 等. 风力发电机轴承故障包络谱扫频分析诊断[J]. *热力发电*, 2019, 48(7): 126-130.
DENG Wei, HAN Bin, WANG Jianliang, et al. Envelope spectrum sweeping analysis method for bearing fault diagnosis of wind turbine[J]. *Thermal Power Generation*, 2019, 48(7): 126-130.
- [5] 杨晨星, 童朝南. 基于预测控制的DFIG电网无功补偿优化方案[J]. *电测与仪表*, 2019, 56(7): 61-68.
YANG Chenxing, TONG Chaonan. Optimization scheme for reactive power compensation of power grid based on predictive control with a doubly-fed induction generator[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019, 56(7): 61-68.
- [6] 樊浩, 李兴文, 苏海博, 等. 基于主成分分析——支持向量机优化模型的断路器故障诊断方法研究[J]. *高压电器*, 2020, 56(6): 150-158.
FAN Hao, LI Xingwen, SU Haibo, et al. Research on circuit breaker fault diagnosis method based on principal component analysis-support vector machine optimization model[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(6): 150-158.
- [7] 姜海龙, 李潼清, 程浩, 等. 基于 PSO-LSSVM 的高压真空断路器弹簧机构机械故障诊断[J]. *高压电器*, 2019, 55(12): 248-255.
JIANG Hailong, LI Tongqing, CHENG Hao, et al. Mechanical fault diagnosis for spring mechanism of high-voltage vacuum circuit breaker based on PSO-LSSVM[J]. *High Voltage Apparatus*, 2019, 55(12): 248-255.
- [8] 秦刚华, 雷丽君, 郭鼎, 等. 燃煤电站高压加热器系统故障仿真与诊断[J]. *热力发电*, 2019, 48(6): 108-114.
QIN Ganghua, LEI Lijun, GUO Ding, et al. Fault simulation and diagnosis for high pressure heater of coal-fired power plants[J]. *Thermal Power Generation*, 2019, 48(6): 108-114.
- [9] 王同文, 刘宏君, 邵庆祝, 等. 智能变电站二次回路智能预警及故障诊断技术研究[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(8): 64-68.
WANG Tongwen, LIU Hongjun, SHAO Qingzhu, et al. Research on intelligent early warning and fault diagnosis technology for the secondary loop of smart substation[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(8): 64-68.
- [10] 刘子幸, 王子赞, 纪志成. 基于逆向卡尔曼滤波的电力变换器故障诊断方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(9): 25-32.
LIU Zixing, WANG Ziyun, JI Zhicheng. Inverse Kalman filtering based converter fault diagnosis method[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(9): 25-32.
- [11] GUO, S H, JIANG B, ZHU F L, et al. State and unknown input estimations for discrete-time switched linear systems with average dwell time[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2019, 356(18): 11741-11759.
- [12] 屈子程, 高亮, 康保林, 等. 基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(22): 59-66.
QU Zicheng, GAO Liang, KANG Baolin, et al. A power system fault full information diagnosis model based on multi-source data[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(22): 59-66.
- [13] DIGVIJAY V, NAIR, MSR M. Reconfigurable control as actuator fault-tolerant control design for power oscillation damping[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2020, 5(1): 70-81. DOI: 10.1186/s41601-020-0151-3.
- [14] 孙成功, 肖本贤. 电动叉车稳定性控制系统传感器故障重构[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(1): 120-127.
SUN Chengong, XIAO Benxian. Sensor fault reconstruction in the electric forklift stability control system[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2019, 33(1): 120-127.

- [15] CHUA W S, TAN C P, ALDEEN M, et al. A robust fault estimation scheme for a class of nonlinear systems[J]. Asian Journal of Control, 2017, 19: 799-804.
- [16] WANG X, TAN C P, ZHOU D. A novel sliding mode observer for state and fault estimation in systems not satisfying matching and minimum phase conditions[J]. Automatica, 2017, 79: 290-295.
- [17] OOI J H T, TAN C P, NURZAMAN S G, et al. A sliding mode observer for infinitely unobservable descriptor systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 62: 3580-3587.
- [18] SÖREN G, SCHULTE H. Takagi-Sugeno sliding mode observer with a weighted switching action and application to fault diagnosis for wind turbines[J]. Intelligent Systems in Technical and Medical Diagnostics, 2014, 230: 41-52.
- [19] 杨俊起, 朱芳来. 基于高增益鲁棒滑模观测器的故障检测和隔离[J]. 自动化学报, 2012, 38(12): 123-131.
YANG Junqi, ZHU Fanglai. FDI based on high-gain robust sliding mode observers[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(12): 123-131.
- [20] MOSTAFA R, MOOSA A, REZA H Y M, et al. Finite time estimation of actuator faults, states, and aerodynamic load of a realistic wind turbine[J]. Renewable Energy, 2019, 130: 256-267.
- [21] 陈宣含, 沈艳霞, 吴定会. 风力机系统基于 H_-/H_∞ 未知输入观测器的故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1690-1697.
CHEN Xuanhan, SHEN Yanxia, WU Dinghui. Fault diagnosis of wind turbine system based on H_-/H_∞ unknown input observer[J]. Control Theory and Applications, 2019, 36(10): 1690-1697.
- [22] 文传博, 邓露, 吴兰. 基于滑模观测器和广义观测器的故障估计方法[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 164-171.
WEN Chuanbo, DENG Lu, WU Lan. Fault estimation approaches with sliding mode observer and descriptor observer[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(9): 164-171.
- [23] LEE D J, PARK Y J, PARK Y S. Robust H_∞ sliding mode descriptor observer for fault and output disturbance estimation of uncertain systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(11): 2928-2934.
- [24] ODGAARD P F, STOUSTRUP J, KINNAERT M. Fault-tolerant control of wind turbines: a benchmark model[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(4): 1168-1182.
- [25] 邓王博, 王海云, 常喜强, 等. 大规模双馈风电场次同步振荡的成因分析[J]. 高压电器, 2019, 55(9): 221-227.
DENG Wangbo, WANG Haiyun, CHANG Xiqiang, et al. Cause analysis on subsynchronous oscillation in large-scale doubly-fed wind farm[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(9): 221-227.
- [26] FLOQUET T, EDWARDS C, SPURGEON S K. On sliding mode observers for systems with unknown inputs[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2007, 21(8): 638-656.
- [27] PATRICK K, FLORIAN P, SCHULTE H. Fault estimation and fault-tolerant control of the FAST NREL 5-MW reference wind turbine using a proportional multi-integral observer[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2018, 32(4): 568-585.
- [28] GUO R X, GUO K, GAN Q, et al. Fault diagnosis for actuators in a class of nonlinear systems based on an adaptive fault detection observer[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016(7): 1-12.
- [29] WU A, ZHAO B, MAO J, et al. Adaptive active fault-tolerant MPPT control for wind power generation system under partial loss of actuator effectiveness[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 105: 660-670.
- [30] JAIN A, SCHILDBACH G, FAGIANO L, et al. On the design and tuning of linear model predictive control for wind turbines[J]. Renewable energy, 2015, 80: 664-673.

收稿日期: 2020-04-02; 修回日期: 2020-09-14

作者简介:

孙志辉(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为风力发电系统的建模与控制; E-mail: 1306927749@qq.com

郝万君(1965—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为复杂系统的建模、控制与优化等; E-mail: hao_wanjun@163.com

曹松青(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为风力发电系统的建模与控制。E-mail: 2035784358@qq.com

(编辑 周金梅)