

DOI: 10.7667/PSPC161949

基于区间预测的风力机桨距执行器 LPV 故障诊断

吴定会, 刘稳

(江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对风力机桨距系统故障导致的桨距角输出变化的问题, 在建立风力机桨距系统线性参数变化(Linear Parameter Vary, LPV)模型的基础上, 提出了基于区间预测方法的故障诊断方法。首先, 以液油含量为调度变量, 将风力机桨距系统非线性模型转化为 LPV 模型, 使模型更加精确。其次, 考虑到模型不确定性描述的边界问题, 引入区间预测算法, 根据桨距角输出是否处于区间预测输出上下限内判断故障发生与否。最后, 将所提出的算法在风力机系统中进行仿真。仿真结果表明, 所提出的算法能够很好地估计出桨距执行器故障, 提高了故障诊断的鲁棒性。

关键词: 风力机; 桨距系统; 故障诊断; LPV 模型; 区间预测

LPV fault diagnosis of wind turbine pitch actuator based on interval prediction

WU Dinghui, LIU Wen

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: In light of the problem that the pitch angle output changes caused by the pitch system faults of the wind turbine, an inverter predictor approach is proposed to diagnose the fault of the pitch actuator based on the Linear Parameter Vary (LPV) model of pitch system of the wind turbine. Firstly, the hydraulic pressure is selected as the scheduling variable and the nonlinear model of pitch system of the wind turbine is transformed into LPV model, making the model more precise. Secondly, considering the boundary problem described by model uncertainties, the interval prediction algorithm is introduced. Then the fault is judged according to whether the output of the pitch angle is in the range upper and lower bound. Finally, the proposed algorithm is simulated in the wind turbine system. The simulation results show that the proposed algorithm can estimate the pitch actuator fault well and the robustness of the fault diagnosis is improved.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61572237).

Key words: wind turbine; pitch system; fault diagnosis; LPV model; interval prediction

0 引言

风力机运行在恶劣的环境下, 易出现传感器、执行器和并网等故障问题^[1-2]。桨距执行器作为风力机系统中的关键部件, 主要负责调整叶片桨距角^[3]。通过对桨距角的调整使风速在大于额定值小于切出值时, 实现恒功率输出^[4]。当桨距执行器出现故障时, 桨距角得不到及时的调整或无法调整, 将导致桨距系统动态滞后甚至造成系统失控^[5], 及时地诊断和处理桨距执行器故障至关重要。

对于非线性的风力机系统来说, 实际运用中使用线性时不变模型不能满足高性能的控制要求^[6-7],

为获得良好的性能, 最常见的做法是用低阶控制器使系统稳定, 然后在不同的运行点识别局部线性模型, 最后在不同的局部模型间运用插值法来获得其线性参数变化(Linear Parameter Vary, LPV)表示形式^[8-9]。换言之, 为了更好地使用线性技术, 引入线性变参数系统^[10]。文献[11]显示对于初始结构稳定的系统在局部模型间使用插值法, 会导致得到的 LPV 模型出现不稳定。基于此, 文献[12]给出了在状态空间情形下使用可分离的最小二乘法来辨识 LPV 模型。基于模型的故障诊断, 大多使用残差矢量来描述监控系统预测值和实际值的一致性, 理想情况下残差仅仅受故障的影响, 但是考虑到实际系统中存在的扰动、噪声和建模偏差对残差造成的影响, 要求故障诊断算法必须具有鲁棒性。对于风力

机系统来说,液油含量的变化将引起阻尼系数和自然频率发生相应的变化,当桨距执行器出现液油含量变化时,阻尼系数增加,自然频率下降。

因此,本文建立阻尼系数和自然频率与液油空气含量间的放射变化关系,将风力机桨距系统的非线性模型转化为以液油含量作为调度变量的仿射 LPV 模型,在风力机桨距系统 LPV 模型的基础上引入区间预测实现鲁棒故障诊断。利用区间预测算法得到代表无故障情况的上下边界区域,通过桨距角实际输出是否处于区间上下限内判断故障发生与否。最后,将所提出的算法在风力机系统中进行仿真,仿真结果表明,所提出的算法能够很好地估计出桨距执行器故障,提高了故障诊断的鲁棒性。

1 风力机模型描述

1.1 风力机系统模型

风力机系统能够将风能转化成电能输出,主要由下列子系统组成:气动系统、桨距系统、传动系统和功率系统^[13-14]。

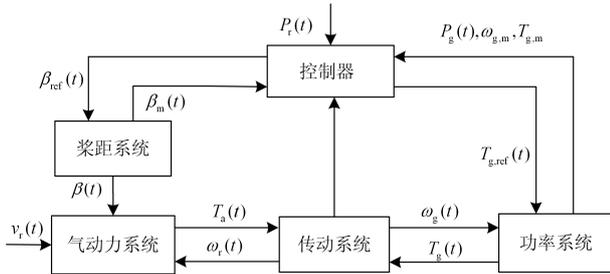


图 1 风力机系统模型结构

Fig. 1 Model structure of the wind turbine system

如图 1 所示,在有效风速 $v_f(t)$, 转子速度 $\omega_r(t)$ 以及叶片的桨距角 $\beta(t)$ 的作用下气动系统产生气动转矩 $T_a(t)$ 传送给传动系统。传动系统通过齿轮箱将转子速度 $\omega_r(t)$ 增速到发电机所需的转速 $\omega_g(t)$ 传送给功率系统。对于变桨距风力机,为满足其变速变桨距的运行要求,叶片的桨距角 $\beta(t)$ 和发电机转矩 $T_g(t)$ 将根据控制器输出的桨距角参考值 $\beta_{ref}(t)$ 和发电机转矩参考值 $T_{g,ref}(t)$ 进行调整。 $\beta(t)$ 由桨距系统进行控制,而发电机转矩 $T_g(t)$ 由变流器控制。

由于本文主要研究桨距执行器故障诊断,下面仅给出桨距系统及故障模型,风力机其他子系统的模型参见文献[15]。

1.2 桨距系统及其故障模型

在风力机 Bechmark 模型中,液压桨距执行器可以通过一个二阶传递函数来建模,其动态模型如

式(1)所示^[16-17]。

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta}(t) \\ \ddot{\beta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2 & -2\zeta\omega_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta(t) \\ \dot{\beta}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 \end{bmatrix} \beta_{ref}(t) \quad (1)$$

式中: $\beta(t)$ 和 $\beta_{ref}(t)$ 分别为桨距角实际值和参考值; ω_n 和 ζ 分别为桨距执行器的自然频率和阻尼系数。无故障时 $\omega_n = 11.11 \text{ rad/s}$, $\zeta = 0.6$ 。

包含故障的液压桨距执行器模型可以通过式(2)来表示^[15]。

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta}(t) \\ \dot{\beta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2(t) & -2\zeta(t)\omega_n(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta(t) \\ \dot{\beta}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2(t) \end{bmatrix} \beta_{ref}(t) \quad (2)$$

式中

$$\omega_n^2(t) = (1 - \theta_f)\omega_{n,0}^2 + \theta_f\omega_{n,f}^2$$

$$\zeta(t)\omega_n(t) = (1 - \theta_f)\zeta_0\omega_{n,0} + \theta_f\zeta_f\omega_{n,f}$$

其中: $\omega_{n,0}$ 、 ζ_0 分别为无故障时的自然频率和阻尼系数; $\omega_{n,f}$ 、 ζ_f 分别表示故障时的自然频率和阻尼系数。 $\theta_f \in [0, 1]$ 为故障指示因子, $\theta_f = 0$ 对应 $\omega_n^2 = \omega_{n,0}^2$ 、 $\zeta\omega_n = \zeta_0\omega_{n,0}$ 的无故障执行器; $\theta_f = 1$ 对应 $\omega_n^2 = \omega_{n,f}^2$ 、 $\zeta\omega_n = \zeta_f\omega_{n,f}$ 的故障执行器。

对于式(2)包含故障的液压桨距执行器模型,选取状态量 $x(t) = \begin{bmatrix} \beta(t) \\ \dot{\beta}(t) \end{bmatrix}$, 输入量 $u(t) = \beta_{ref}$, 输出量

$y(t) = \beta(t)$, 其连续系统的状态空间方程可写成

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2(t) & -2\zeta(t)\omega_n(t) \end{bmatrix}$; $B = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2(t) \end{bmatrix}$;

$C = [1 \ 0]$ 。

1.3 桨距系统 LPV 模型

桨距系统中 ω_n 和 ζ 是随着液压 P 变化的参数^[16], 当桨距执行器出现故障时,液油压发生变化从而导致自然频率和阻尼系数发生变化,最终导致桨距角输出故障。参考文献[15],本文中选取液压 P 作为调度变量, P 的变化范围和 θ_f 一致,桨距执行器的 LPV 模型可以写成式(4)的形式。

$$\begin{cases} x(k+1) = \tilde{A}(P)x(k) + \tilde{B}(P)u(k) \\ y(k) = \tilde{C}x(k) \end{cases} \quad (4)$$

式中:

$$\tilde{A}(P) = \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ -T_0\omega_n^2(P) & -2T_0\zeta(P)\omega_n(P) + 1 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{\mathbf{B}}(P) = \begin{bmatrix} 0 \\ T_0 \omega_n^2(P) \end{bmatrix}, \quad y(k) = \beta(k)$$

2 基于区间预测的故障诊断方法

2.1 故障诊断方法结构

基于上述建立的桨距执行器 LPV 模型, 本文采用区间预测方法对桨距执行器故障进行诊断。选取桨距角参考值 $\beta_{\text{ref}}(t)$ 作为桨距系统的输入, 桨距角实际值 $\beta(t)$ 作为桨距系统的输出, 利用区间预测的方法得到代表桨距系统正常运行的无故障区间, 通过桨距角实际输出是否位于无故障区间内判断故障发生与否。故障诊断结构如图 2 所示。

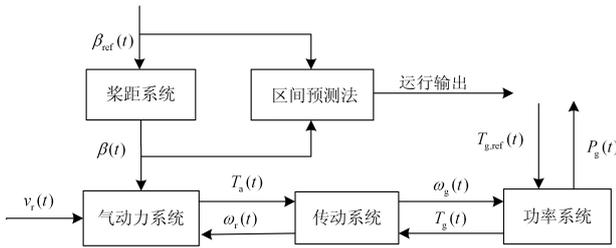


图 2 故障诊断结构

Fig. 2 Structure of fault diagnosis

2.2 桨距系统 LPV 模型的回归形式

桨距系统模型可以转换为式(5)的回归形式^[18]。

$$y(k) = \boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\theta}(k) \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 是包含输入函数 $u(k)$ 和输出函数 $y(k)$ 的回归矢量; $\boldsymbol{\theta}(k) \in \Theta$ 是参数矢量, Θ 是边界参数值的集合。特别地:

$$\boldsymbol{\varphi}(k) = [y(k-2) \quad y(k-1) \quad u(k-2)];$$

$$\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3]^T;$$

$$\theta_1 = -T_0^2 \omega_n^2(P) + 2\omega_n(P)\zeta(P)T_0 - 1;$$

$$\theta_2 = -2\omega_n(P)\zeta(P)T_0 + 2; \quad \theta_3 = T_0^2 \omega_n^2(P)。$$

2.3 故障诊断方法

区间预测方法是经典系统辨识方法的扩展, 主要是用于提供标称模型和不确定边界的参数担保, 包括无故障情形内的模型预测区间收集的所有数据。该方法分别考虑了加性和乘性不确定性。加性不确定性通过加性故障的形式 $e(k)$ 来表示, 建模不确定性通常在参数中通过标称值加上一些不确定集员的方式来表示。集合 Θ 通过一个齐诺多面体来描述^[19]:

$$\Theta = \theta^0 \oplus H\mathbf{B}^n = \{\theta^0 + H\mathbf{z} : \mathbf{z} \in \mathbf{B}^n\} \quad (6)$$

这里的 θ^0 是标称模型, H 是矩阵不确定型, \mathbf{B}^n 是由预测向量组成的统一集合, \oplus 记为闵可夫斯基

求和。根据参考文献[20], 定义被区间框限制的参数集合 Θ 为

$$\Theta = [\underline{\theta}_1, \bar{\theta}_1] \times \cdots \times [\underline{\theta}_p, \bar{\theta}_p] \quad (7)$$

式中: $\underline{\theta}_i = \theta_i^0 - \lambda_i$; $\bar{\theta}_i = \theta_i^0 + \lambda_i$, $\lambda_i \geq 0$, $i=1, \dots, p$, p 是不确定参数的个数。特殊情况下, 区间框可以看作是以 θ^0 为中心的全对称多边形, \mathbf{H} 是 $p \times p$ 的对角矩阵。

$$\theta^0 = \left(\frac{\bar{\theta}_1 + \underline{\theta}_1}{2}, \frac{\bar{\theta}_2 + \underline{\theta}_2}{2}, \dots, \frac{\bar{\theta}_p + \underline{\theta}_p}{2} \right) \quad (8)$$

$$\mathbf{H} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p) \quad (9)$$

对于每一个输出, 都可以提取出以下回归形式的模型。

$$y(k) = \boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\theta}(k) + e(k) \quad (10)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 为能够包含输入输出函数且维度为 $1 \times p$ 的回归矢量; $\boldsymbol{\theta}(k) \in \Theta$ 是维度为 $p \times 1$ 的参数矢量, Θ 是参数边界值的集合; $e(k)$ 是由恒值限定的加性误差的边界, $|e(k)| \leq \delta$ 。桨距系统 LPV 模型的回归形式如式(5)所示。

在该区间预测算法中, 不确定参数的集合 Θ 通过区间预测输出覆盖所有无故障情况数据的方式获得。

$$y(k) \in [\hat{y}(k) - \delta, \bar{y}(k) + \delta] \quad (11)$$

$$\hat{y}(k) = \hat{y}^0(k) - \|\boldsymbol{\varphi}(k)\mathbf{H}\| \quad (12)$$

$$\bar{y}(k) = \hat{y}^0(k) + \|\boldsymbol{\varphi}(k)\mathbf{H}\| \quad (13)$$

式中: $\hat{y}^0(k)$ 是模型预测输出值; $y(k)$ 是系统的实际输出。

在检测模型输出是否满足式(11)的基础上进行故障检测, 当输出在区间内时表示系统处于无故障状态, 当输出超出无故障区间时则表示系统存在故障。

3 仿真实验

3.1 预测区间

风力机桨距执行器是独立安装的, 任何一个执行器发生故障都会影响桨距系统的正常运行。这里选取液压油含量为调度变量建立桨距系统的 LPV 模型, 因此当发生液压故障时, 执行器液压油的主线压将下降, 导致桨距系统的动态响应变化。执行器不同条件下的参数值如表 1 所示^[21]: 阻尼系数的变化范围为 0.6~0.9, 自然频率的变化范围为 3.42~11.11 rad/s。

表 1 二阶执行器模型的故障参数

Table 1 Fault parameters of the second order actuator model

执行器条件	参数
无故障	$\zeta_0 = 0.6, \omega_{n0} = 11.11 \text{ rad/s}$
泵磨损	$\zeta_f = 0.75, \omega_{nf} = 7.27 \text{ rad/s}$
液压油空气含量过高	$\zeta_f = 0.45, \omega_{nf} = 5.73 \text{ rad/s}$
液压泄漏	$\zeta_f = 0.9, \omega_{nf} = 3.42 \text{ rad/s}$

选取 $\zeta(P) \in [0.6 \ 0.63]$, $\omega_n(P) \in [10.34 \ 11.11]$ 将它们的最大值和最小值代入到 2.2 节式(5)的 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 表达式中, 可以得到对应参数的区间值 $[\underline{\theta}_1, \bar{\theta}_1], [\underline{\theta}_2, \bar{\theta}_2], [\underline{\theta}_3, \bar{\theta}_3]$, 参数集 θ 的边界通过间隔区间给出: $\theta = [\underline{\theta}_1, \bar{\theta}_1] \times [\underline{\theta}_2, \bar{\theta}_2] \times [\underline{\theta}_3, \bar{\theta}_3]$, 另外, $\lambda_i = (\frac{\bar{\theta}_i - \underline{\theta}_i}{2}), \theta_i^0 = (\frac{\bar{\theta}_i + \underline{\theta}_i}{2}), (i=1,2,3)$ 。

由式(12)和式(13)可以得到代表无故障情况的边界区间-区间预测上下限, $\hat{y}^0(k)$ 通过最小二乘辨识算法获得。

3.2 故障设置和仿真参数

分别在定风速 $v=22 \text{ m/s}$ 和变风速 $v_{\min}=15 \text{ m/s}$ 、 $v_{\max}=25 \text{ m/s}$ 的情况下, 进行加性时变故障和执行器液压油空气含量过高故障的仿真分析。首先设置一组加性时变故障来测试算法的有效性; 另外根据桨距执行器液压油空气含量过高故障, 进一步验证该算法的实用性。故障设置情况如表 2 所示, 风力机运行参数见表 3。

表 2 故障设置

Table 2 Fault setting

加性时变故障	液压油空气含量过高故障
定风速和变风速下的加性时变故障:	定风速和变风速下执行器液压油空气含量过高故障:
50 s < t < 70 s, 故障模式输出为: $u_{\text{out}}(t) = u_{\text{out},f}(t) + \cos(t)$	t = 70 s 时发生执行器液压油空气含量过高故障, 故障持续 10 s, 即 80 s 后故障消失, 系统正常运行

表 3 风力机仿真参数^[21]

Table 3 Simulation parameters of wind turbines

参数名	值	参数名	值
K_{dt}	2.7 GNm/rad	N_g	95
A	10 387 m ²	B_{dt}	945 Nm/(rad/s)
ρ	1.225 kg/m ³	B_g	3.03 Nm/(rad/s)
J_r	55 Mkgm ²	B_t	27.8 Nm/(rad/s)
J_g	390 kgm ²		

3.3 仿真结果分析

无故障运行: 当风力机在定风速且无故障发生的情况下运行时, 桨距角输出波动非常小, 如图 3

所示, 桨距角平稳输出, 实际输出值位于区间预测上下限内; 当风力机正常运行在变风速情况下时, 由于风速是不断随机发生变化的, 桨距角的实际输出值需要随着风速的不断变化进行相应的调整, 如图 4 所示, 但无故障情况下, 无论桨距角如何变化调整, 桨距角的实际输出值始终位于区间预测上下限内。

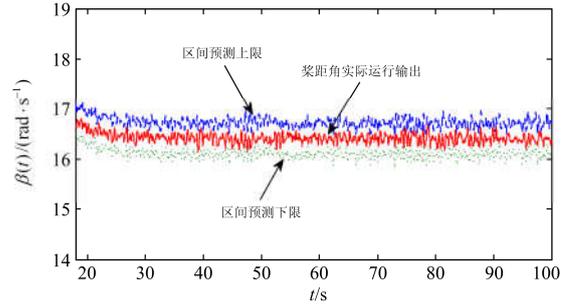


图 3 定风速下桨距角输出-正常运行

Fig. 3 Output of the pitch angel under constant wind speed-normal operation

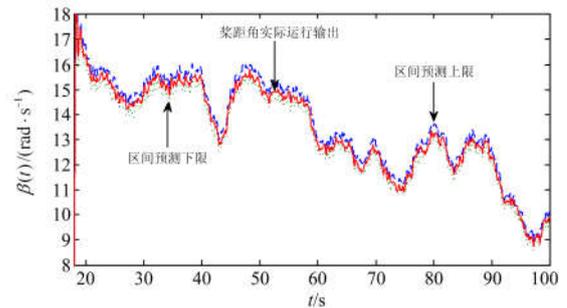


图 4 变风速下桨距角输出-正常运行

Fig. 4 Output of the pitch angel under variable wind speed-normal operation

加性时变故障: $t=50\sim70 \text{ s}$ 时间段内, 在定风速和变风速两种情况下给定加性时变故障-余弦故障。在该故障影响下, 桨距执行器输出叠加余弦信号变化, 如图 5 和图 6 所示。在故障发生前, 即 0~50 s 时间段内, 桨距角实际输出值位于区间预测的上下限内, 系统正常运行; 50~70 s 时间段内, 桨距执行器输出叠加故障值使桨距角实际输出超出区间预测的上下限, 表明系统出现故障; 70 s 后, 故障消失, 桨距角实际输出值重新位于预测区间内, 系统恢复正常。仿真实验表明, 基于区间预测器的故障诊断算法能够很好地诊断出加性时变故障。

桨距执行器故障: $t=70\sim80 \text{ s}$ 时间段内, 发生桨距执行器液压油空气含量过高故障。风力机桨距执行器液压油空气含量过高故障是风力机实际运行中常出

现的故障, 该故障将导致桨距执行器动态响应变慢, 并在故障发生和消失的瞬间引起极大的超调, 极易造成系统不稳定, 定风速和变风速下的故障诊断结果如图 7 和图 8 所示: 在故障发生前, 即 0~70 s 时间段内, 桨距角实际输出值位于区间预测的上下限之间, 表明系统正常运行; 70~80 s 时间段内, 桨距执行器动态响应变慢, 桨距角得不到及时调整, 导致桨距角实际输出值超出区间预测的上下限, 故障发生和消失的瞬间出现极大的超调; 80 s 后, 故障消失, 桨距角实际输出值重新位于边界区间内。

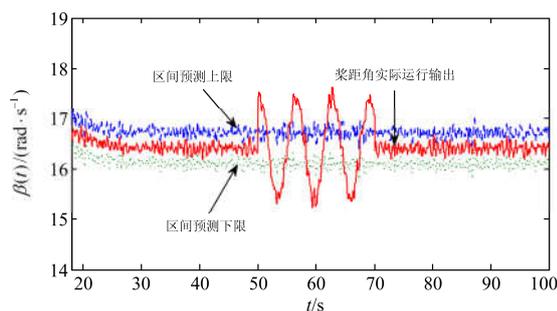


图 5 定风速下桨距角输出-加性故障

Fig. 5 Output of the pitch angel under constant wind speed-additive fault

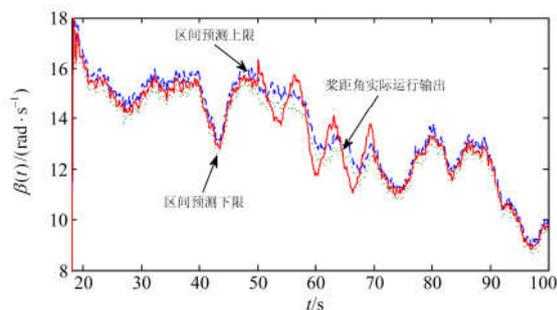


图 6 变风速下桨距角输出-加性故障

Fig. 6 Output of the pitch angel under variable wind speed-additive fault

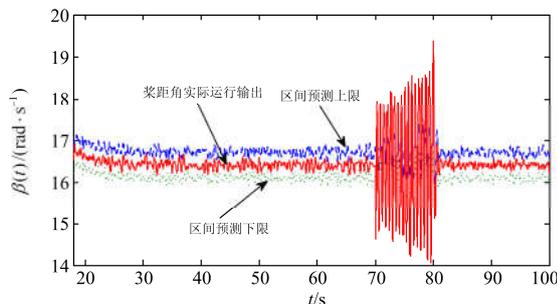


图 7 定风速下桨距角输出-液油空气含量过高故障

Fig. 7 Output of the pitch angel at constant wind speed-high air content in oil

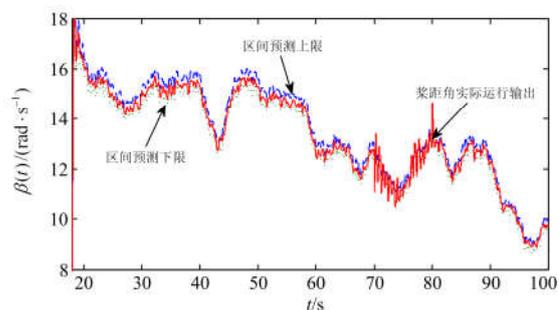


图 8 变风速下桨距角输出-液油空气含量过高故障

Fig. 8 Output of the pitch angel at variable wind speed-high air content in oil

4 结论

本文采用区间预测方法诊断风力机桨距执行器故障, 提高了故障诊断的鲁棒性。当桨距执行器出现故障时, 桨距角故障运行曲线超出代表无故障情况的边界区间, 通过风力机桨距系统的加性时变故障与液油空气含量过高故障的仿真实验对算法进行验证。仿真结果表明, 该算法满足故障检测的性能。

参考文献

- [1] 李生虎, 钱壮, 黄杰杰, 等. 基于多重故障和混合仿真算法的风电系统概率短路分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(23): 1-7.
LI Shenghu, QIAN Zhuang, HUANG Jiejie, et al. Probabilistic short circuit analysis of wind power systems with multiple contingencies and hybrid sampling[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(23): 1-7.
- [2] 刘勇. 相同风速功率下两种风电机组响应电网短路故障的对比分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(23): 28-34.
LIU Yong. Comparative analysis of DFIG and PMSG capability with same wind speed-power curve response to short circuit fault of power system[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(23): 28-34.
- [3] GSANGER S, PITTELOUD J D. World wind energy report 2011[R]. Bonn, Germany: World Wind Energy Association, 2012.
- [4] 韩兵, 周腊吾, 陈浩, 等. 大型风机的独立变桨控制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 1-8.
HAN Bing, ZHOU Lawu, CHEN Hao, et al. Methods of individual pitch control for large wind turbine[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 1-8.
- [5] VIDAL Y, TUTIVEN C, RODELLAR J, et al. Fault diagnosis and fault-tolerant control of wind turbines via a discrete time controller with a disturbance compensator[J].

- Energies, 2015, 8(5): 4300-4316.
- [6] BIANCHI F D, MANTZ R J, CHRISTIANSEN C F. Gain scheduling control of variable-speed wind energy conversion systems using quasi-LPV models[J]. Control Engineering Practice, 2005, 13(2): 247-255.
- [7] WINGERDEN J W V, HOUTZAGER I, FELICI F, et al. Closed-loop identification of the time-varying dynamics of variable-speed wind turbines[J]. International Journal of Robust & Nonlinear Control, 2009, 19(1): 4-21.
- [8] WASSINK M G, WAL M V D, SCHERER C, et al. LPV control for a wafer stage: beyond the theoretical solution[J]. Control Engineering Practice, 2005, 13(2): 231-245.
- [9] LOVERA M, MERCERE G. Identification for gain-scheduling: balanced subspace approach[C] // American Control Conference, 2007: 858-863.
- [10] MERCERE G, LOVERA M, LAROCHE E. Identification of a flexible robot manipulator using a linear parameter-varying descriptor state-space structure[C] // 2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference, Florida, USA, 2011: 818-823.
- [11] TOTH R, FELICI F, HEUBERGER P S C, et al. Discrete time LPV I/O and state space representations, differences of behavior and pitfalls of interpolation[C] // Conference: IEEE, 2007: 5418-5425.
- [12] BORGES J, VERDULT V, VERHAEGEN M, et al. Separable least squares for projected gradient identification of composite local linear state-space models[C] // Proceedings of the 16th International Symposium on Mathematical Theory of Networks and Systems, 2004.
- [13] BOUSSAID B, AUBRUN C, ABDELKRIM M N. Two-level active fault tolerant control approach[C] // International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2011: 1-6.
- [14] BOUSSAID B, AUBRUN C, ABDELKRIM M N. Active fault tolerant approach for wind turbines[C] // International Conference on Communications, Computing and Control Applications, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2011: 1-6.
- [15] SLOTH C, ESBENSEN T, STOUSTRUP J. Robust and fault-tolerant linear parameter-varying control of wind turbines[J]. Mechatronics, 2011, 21(4): 645-659.
- [16] 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.
- [17] SHI F, PATTON R. An active fault tolerant control approach to an offshore wind turbine model[J]. Renewable Energy, 2015, 75: 788-798.
- [18] CHOUIREF H, BOUSSAID B, ABDELKRIM M N, et al. LPV model-based fault detection: application to wind turbine benchmark[C] // International Conference on Modeling, Identification and Control, 2015.
- [19] BLESIA B, PUIG V, ROMERA J, et al. Fault diagnosis of wind turbines using a set-membership approach[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 8316-8321.
- [20] PUIG V, QUEVEDO J, ESCOBET T, et al. Passive robust fault detection of dynamic processes using interval models[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2008, 16(5): 1083-1089.
- [21] SLOTH C, ESBENSEN T. Fault diagnosis and fault tolerant control of wind turbines[D]. Aalborg, Denmark: Aalborg University, 2009.

收稿日期: 2016-11-23; 修回日期: 2016-12-27

作者简介:

吴定会(1970—), 男, 副教授, 研究方向为风电系统控制和物联网技术; E-mail: wdh123@jiangnan.edu.cn

刘稳(1992—), 女, 硕士研究生, 研究方向为风力机桨距系统故障诊断。E-mail: wendy19921208@163.com

(编辑 周金梅)