

DOI: 10.7667/PSPC160307

基于 SDW-LSI 算法的风力机故障估计与容错控制

吴定会, 刘稳, 宋锦

(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: 为了解决风力机桨距执行器故障导致的桨距角动态响应变慢和输出功率波动的问题, 基于辨识理论和解析理论, 提出了故障估计和容错控制方法。采用欧拉变换将二阶传递函数转化为辨识方程。利用滑动数据窗最小二乘迭代辨识算法估计桨距系统中的自然频率和阻尼系数。根据解析理论推导补偿函数, 将所估计的参数反馈到补偿函数中, 调整故障前后系统的关系, 从而解决桨距角变慢和输出功率波动的问题。最后, 选取桨距执行器液压油空气含量过高故障验证算法的可行性。

关键词: 风力机; 辨识; 故障估计; 容错控制

Fault estimation and fault tolerant control of wind turbines based on the SDW-LSI identification algorithm

WU Dinghui, LIU Wen, SONG Jin

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

Abstract: The dynamic response of the pitch angle will be slowed down when the pitch actuator of wind turbines fails, and the fault will lead to the output power fluctuations. In the light of the identification theory and the analytical theory, a fault tolerant control method combined with the fault estimation is proposed to resolve the problem. The second order transfer function is transformed into the identification equation by using the Euler transformation. Next, the time varying natural frequency and damping ratio of pitch actuators are estimated using the sliding data window least squares based iteration (SDW-LSI) identification algorithm. According to the theory of analytics, a compensation equation is derived, and the values estimated are fed back to the compensation module to adjust the relations before and after faults occur in the pitch actuator to solve the problems of slow pitch angle and the output power fluctuation. Finally, the feasibility of the algorithm is validated by choosing the fault of high air content in hydraulic oil.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61572237 and No. 61573167).

Key words: wind turbine; identification; fault estimation; fault tolerant control

0 引言

在全球大力发展可再生能源背景下, 风能作为一种经济性、最具大规模应用潜力的可持续性清洁能源, 越来越受到人们的关注^[1-3]。然而, 风力机多安装在恶劣的环境下, 在其运行时易出现传感器、执行器和并网等故障问题^[4-5]。加上风力机不定期的维修、保养耗费较大, 因此, 需要寻求一种优化方法来解决风力机故障时输出功率降低的问题^[6]。容错控制思想的建立与故障诊断技术息息相关^[7], 其能够使风力机在出现故障时, 仍然保持联机状态,

并且可以减少故障带来的经济损失^[8]。

风力机运行在额定风速和切出风速之间时, 通过调整桨距角来实现恒功率输出^[9]。由于风速是随机变化的, 桨距角的调整必须跟随风速变化。这就要求桨距执行器具有较快的响应速度。而当桨距执行器发生故障时, 桨距角却得不到实时的调整, 因此要及时地诊断和处理桨距执行器故障。文献[10]根据非线性几何理论, 设计了自适应滤波器来在线估计执行器故障, 通过在实际功率系数和估计功率系数间切换, 实现容错控制。文献[11]引入扰动补偿器来估计桨距执行器故障, 通过设计离散容错控制器来解决桨距执行器不同类型的故障。文献[12-13]在线性变参数风力机模型下, 针对桨距系统

中液压油含量过高问题, 提出了线性变参数主动容错控制方法, 解决了输出功率发散的问题。上述方法在解决桨距执行器突变参数故障时很有效。然而, 当桨距执行器故障时, 其相应的自然频率和阻尼系数会随时间变化。因此, 必须充分考虑桨距执行器的突变参数故障和时变参数故障问题。

风力机桨距系统可以简化为一个二阶传递函数^[14]。当执行器发生故障时, 自然频率和阻尼系数会发生相应的变化, 延缓风力机桨距执行器的动态特性, 导致输出功率发生波动。由于风力机系统模型可以利用运行数据辨识出来^[15-17], 在桨距执行器故障时, 通过采集运行中的相关数据, 可以确定变化的自然频率和阻尼系数, 从而解决桨距执行器故障估计问题。

为了获得实时参数估计的目的, 需要充分利用新数据, 减少旧数据^[18]。因此, 提出了滑动数据窗最小二乘迭代辨识算法(Sliding Data Window Least Squares Based Iterative, SDW-LSI)。它利用滑动数据窗中的动态数据实时跟踪时变参数, 并且具有估计干扰噪声大小的能力。根据时变参数变化时检测指标的不同, 对数据窗长度进行调整。当参数变化较慢时, 通过增加数据窗长度来获得精确的估计值; 当参数变化较快时, 通过减小数据窗的长度来较快地跟踪变化的参数。由于参数变化将改变桨距系统的函数关系, 根据解析冗余理论^[19], 通过增加一个补偿模块来调整故障前后的函数关系和桨距执行器的结构, 从而达到隐藏执行器故障的目的。利用 SDW-LSI 算法估计出变化的自然频率和阻尼系数, 然后将参数反馈到补偿模块中, 调整故障时系统的结构, 从而消除桨距执行器参数变化带来的桨距角变慢和输出功率波动问题。

1 风力机模型描述

通常在风力机运行于切入风速和切出风速之间时, 风力机控制系统使风力机沿最佳转矩特性曲线运行^[20]。风能转换系统的运行区域一般可分为两个部分: 部分负载区和全负载区^[21]。当风速 $v_r(t)$ 大于切入风速但小于额定风速时, 通过控制发电机转速 $\omega_g(t)$ 来跟踪最佳功率系数 $C_p(\lambda(t), \beta(t))$, 从而捕获最大的风能(其中 $\lambda(t) = R\omega_r(t) / v_r(t)$ 为叶尖速比, $\omega_r(t)$ 为风轮转速, R 为风轮半径); 当风速大于额定风速但小于切出风速时, 保持发电机转矩 $T_g(t)$ 恒定, 通过调节风力机桨距角 $\beta(t)$, 就可以调节风力机捕获的功率^[22], 在风力机物理性能的限制下, 实现恒功率输出。风能转换系统由桨距系统、气动系

统、传动系统和发电机组成, 具体模型可以从文献 [14]中得到, 这里仅给出包含故障的桨距系统模型。

桨距系统由 3 个独立的桨距执行器组成, 每个执行器由内部控制器控制, 桨距执行器通过旋转叶片来调整桨距角。桨距系统为液压系统, 其模型可以看作一个二阶动态系统, 这里仅对一个桨距系统进行描述^[14]如式(1)。

$$\frac{\beta(s)}{\beta_{\text{ref}}(s)} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (1)$$

式中: $\beta_{\text{ref}}(t)$ 为参考桨距角; ω_n 和 ζ 分别为桨距执行器的自然频率和阻尼系数。表 1 给出了参数 ω_n 和 ζ 有故障和无故障情况下的取值, 从表 1 中可以看出 ω_n 和 ζ 的值随故障类型而变化。因此, 图 1 给出了参考桨距角 $\beta(t)$ 在表 1 中不同 ω_n 和 ζ 的阶跃响应。从图 1 中可以看出, 执行器故障将导致桨距角动态相应变慢。

表 1 风力机二阶执行器模型的故障参数

Table 1 Fault parameters for the second order actuator model of the wind turbine

执行器条件	参数
无故障	$\zeta = 0.6, \omega_n = 11.11 \text{ rad/s}$
泵磨损	$\zeta_r = 0.75, \omega_{nr} = 7.27 \text{ rad/s}$
液压油空气含量过高	$\zeta_r = 0.45, \omega_{nr} = 5.73 \text{ rad/s}$
液压下降	$\zeta_r = 0.9, \omega_{nr} = 3.42 \text{ rad/s}$

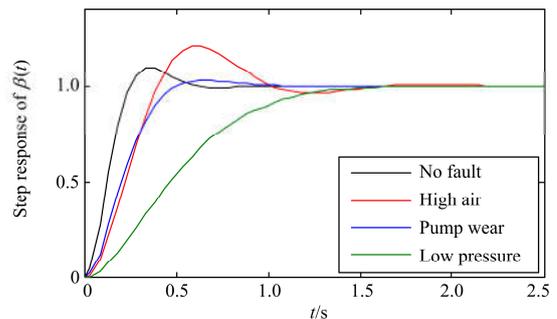


图 1 不同参数下执行器模型的阶跃响应

Fig. 1 Step responses of different actuator models given the parameters in Table 1

2 滑动数据窗迭代最小二乘辨识算法

2.1 桨距系统辨识模型

桨距执行器故障时, 将改变式(1)中的自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 。因此, 式(1)可由下列方程表示。

$$\ddot{\beta}(t) = -2\zeta\omega_n\dot{\beta}(t) - \omega_n^2\beta(t) + \omega_n^2\beta_{\text{ref}}(t) \quad (2)$$

接着, 采用欧拉变换推导出用于故障估计的模型。

$$\beta_2(t-2) = \begin{bmatrix} \omega_n^2 & \omega_n \zeta \\ & -2\beta_1(t-2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{\text{ref}}(t-2) - \beta(t-2) \\ \beta(t-1) - \beta(t-2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\beta_1(t-2) = \frac{\beta(t-1) - \beta(t-2)}{T_s} \quad (4)$$

$$\beta_2(t-2) = \frac{\beta(t) - 2\beta(t-1) + \beta(t-2)}{T_s} \quad (5)$$

式中: T_s 为采样周期; $u(t) = \beta_{\text{ref}}(t)$ 和 $y(t) = \beta(t)$ 为输入输出。考虑实际输出噪声 $v(t)$, 辨识模型可以表示为

$$y(t) + a_1(t)y(t-1) + a_2(t)y(t-2) = b_2(t)u(t-2) + v(t) \quad (6)$$

其中, $a_1(t)$, $a_2(t)$ 和 $b_2(t)$ 为

$$\begin{cases} a_1(t) = 2\zeta\omega_n T_s - 2 \\ a_2(t) = 1 - 2\zeta\omega_n T_s + \omega_n^2 T_s^2 \\ b_2(t) = \omega_n^2 T_s^2 \end{cases} \quad (7)$$

由以上分析可知: 二阶桨距系统可以转化为辨识模型, 模型参数可以利用实时运行数据辨识出来, 从而故障估计问题可以转化为参数估计问题。

在桨距执行器故障时, 自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 发生变化, 且其变化可以总结为两种类型: 参数时变故障和参数突变故障, 具体可以描述为

$$\begin{cases} \theta(t) = \theta_0, & t < \min(t_{Gi}, i=1, \dots, p) \\ \theta(t) = \theta_0 + \begin{bmatrix} r_1 l(t-t_{G1}) & \dots & 0 \\ 0 & \dots & r_p l(t-t_{Gp}) \end{bmatrix} \theta(t-1) \\ t \geq \min(t_{Gi}, i=1, \dots, p) \end{cases}$$

其中: θ_0 为桨距执行器正常时的参数值; r_i , $i=1, \dots, p$ 表示每个独立参数的变化率, 并且 $l(t-t_{Gi})$, $i=1, \dots, p$ 为 t_{Gi} 时刻的转换函数。

在 t_0 时刻发生的参数突变故障可以描述为

$$\begin{cases} \theta(t) = \theta_0, & t < t_0 \\ \theta(t) = \theta_0 + \Delta\theta, & t \geq t_0, \|\Delta\theta\| \neq 0 \end{cases}$$

其中, $\Delta\theta$ 被假设为一个恒定的矢量, 表示突变故障的大小。时变故障和突变故障有不同的表示形式^[23]。但本文把故障表示成线性形式。

2.2 SDW-LSI 算法

考虑式(8)的辨识系统^[24]

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta(t) + v(t) \quad (8)$$

结合式(6)有: $\theta(t) = [a_1(t) \ a_2(t) \ b_2(t)]^T$ 为需要估计的参数矢量, $v(t)$ 为零均值白噪声, $\varphi(t) = [-y(t-1) \ -y(t-2) \ u(t-2)]^T$ 为由输入输出数据构成的信息矢量。考虑系统的最新 L 组数据, 定义堆积输出向量 $Y(t)$, 堆积信息矩阵 $\Phi(t)$ 和堆积白噪

声向量 $V(t)$ 为

$$Y(t) = \begin{bmatrix} y(t) \\ y(t-1) \\ \vdots \\ y(t-L+1) \end{bmatrix} \in R^L, \quad \Phi(t) = \begin{bmatrix} \varphi^T(t) \\ \varphi^T(t-1) \\ \vdots \\ \varphi^T(t-L+1) \end{bmatrix} \in R^{L \times n},$$

$$V(t) = \begin{bmatrix} v(t) \\ v(t-1) \\ \vdots \\ v(t-L+1) \end{bmatrix} \in R^L.$$

从而式(8)可以转化为

$$Y(t) = \Phi^T(t)\theta(t) + V(t) \quad (9)$$

定义准则函数为

$$J(\theta(t)) = \|Y(t) - \Phi^T(t)\theta(t)\|^2 \quad (10)$$

假设信息向量 $\varphi(t)$ 是持续激励的, 通过极小化准则函数 $J(\theta(t))$, 得参数 $\theta(t)$ 的最小二乘估计^[24]

$$\hat{\theta}(t) = [\Phi^T(t)\Phi(t)]^{-1} \Phi^T(t)Y(t) \quad (11)$$

考虑到不可测噪声项 $v(t)$, 式(11)不能估计

$\hat{\theta}(t)$ 。从而采用迭代辨识来估计不可测噪声 $\hat{v}(t)$ 。考虑到桨距系统故障时, 参数发生时变变化和突变变化两种情况, 在不同状况下, 如果采用统一的数据长度, 估计出的参数值将达不到期望的精确值。这里通过改变数据长度来辨识不同类型的故障。

2.3 数据窗调整策略

数据窗的长度决定了辨识算法的优劣性。对于时不变参数, 数据窗越长参数估计精度越精确, 而对于时变参数, 过长的数据窗将导致算法的跟踪能力下降^[25-26]。因此, 需要根据参数变化的不同来改变数据窗的长度。对于突变参数故障问题, 通过在移动数据窗的同时调整数据窗长度, 来获得稳定的特性。对于时变参数故障问题, 根据参数变化率的大小和参数估计误差指标, 分别确定数据窗的长度和参数改变时刻, 从而获得较快的跟踪能力。定义一个长度为 L 的数据窗内的平均参数估计误差为

$$\bar{\theta}(t) = \frac{1}{L} \int_{t-L+1}^t \hat{\theta}(\tau) \quad (12)$$

当检测指标 $d_\theta(t)$ 满足下列条件时, 参数发生变化。

$$d_\theta(t) = \gamma \left| \|\bar{\theta}(t)\|_2 - \|\bar{\theta}(t-1)\|_2 \right| + \quad (13)$$

$$(1-\gamma) \int_{t-L+1}^t \left| \|\bar{\theta}(\tau-1)\|_2 - \|\bar{\theta}(\tau-2)\|_2 \right|$$

$$d_\theta(t) = \begin{cases} > \rho_\theta & \text{改变发生} \\ \leq \rho_\theta & \text{改变结束} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $0 < \gamma < 1$ 为参数估计误差的加权因子; ρ_θ 是给定的阈值。

数据窗长度在不同的情形下可以总结为

$$\begin{aligned} L(t) &= L_0 && \text{参数无改变} \\ L(t) &= L_p && \text{在 } t = t_G \text{ 被检测出, 参数变化} \\ L(t) &= L(t-1) + 1 && \text{检测出后, 数据窗增大} \\ \text{到 } L(t) &= L_G && \text{参数时变故障} \\ \text{或 } L(t) &= L_s && \text{参数突变故障和稳定运行} \end{aligned}$$

在系统正常运行时, 选取数据窗的长度为 L_0 , 一旦检测出参数发生变化, 调整数据窗长度为 L_p , 然后开始逐渐增大数据窗长度。若发生参数时变故障, 调整到数据窗长度到 L_G , 随后数据窗长度以 L_G 随时间滑动; 若发生了参数突变故障, 调整数据窗长度到 L_s , 随后参数按此数据窗长度随时间滑动。

从而, 用于估计参数矢量 $\theta(t)$ 的 SDW-LSI 算法可以表示为

$$\hat{\theta}_k(t) = [\hat{\Phi}_k^T(t) \hat{\Phi}_k(t)]^{-1} \hat{\Phi}_k^T(t) Y(t), k = 1, 2, 3, \dots \quad (15)$$

$$\hat{\Phi}_k(t) = [\hat{\phi}_k(t), \hat{\phi}_k(t-1), \dots, \hat{\phi}_k(t-L+1)]^T \quad (16)$$

$$Y(t) = [y(t), y(t-1), \dots, y(t-L+1)]^T \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \hat{\phi}_k(t) &= [-y(t-1), -y(t-2), \dots, -y(t-n_a), \\ &u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_b), \\ &\hat{v}_{k-1}(t-1), \hat{v}_{k-1}(t-2), \dots, \hat{v}_{k-1}(t-n_d)]^T \end{aligned} \quad (18)$$

$$\hat{v}_{k-1}(t-i) = y(t-i) - \hat{\Phi}_k^T(t-i) \hat{\theta}_k(t), i = 1, 2, \dots, n_d \quad (19)$$

式中: k 为迭代次数; L 为滑动数据窗长度; n_a , n_b 和 n_d 的阶次已知。因此, 利用数据窗随时间移动的策略, SDW-LSI 辨识算法具有跟踪时变参数的能力。

3 容错控制

容错控制一般被看作冗余控制问题, 即当执行器或传感器故障时, 利用冗余的执行器和传感器替换故障部件。容错控制分为: 硬件冗余(通过增加辅助执行器/传感器)和解析冗余(利用存在的数学关系描述故障系统特性补偿故障)^[27]。硬件冗余通过切换辅助的执行器和传感器保证系统稳定, 切换后系统特性不变, 但增加了设备体积和成本。解析冗余通过分析闭环系统的故障特性, 获得故障前后的函数关系, 通过增加补偿模块在线调整系统的参数或结构。解析冗余又有两种实现策略^[28]: 一种是通过调整控制器参数使得故障系统的闭环特性接近无故障系统的特性, 另一种是通过调整执行器和传感器的结构, 增加补偿模块来补偿故障, 达到隐藏故障的目的。

考虑有 m 个输入 n 个输出构成的一个多变量系统, 其传递函数为 $G(q^{-1})$, 并且由控制器 $K(q^{-1})$ 控制。当故障发生时系统变为 $G_f(q^{-1})$, 通过增加补偿

模块 $G_c(q^{-1})$ 来处理系统故障。因此, 补偿模块 $G_c(q^{-1})$ 存在, 只要满足:

$$G_f(q^{-1})G_c(q^{-1}) = G(q^{-1}) \quad (20)$$

等价于下面的条件:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^m g_{i,k}^f(q^{-1})g_{k,j}^c(q^{-1}) &= g_{i,j}(q^{-1}), \\ i &= 1, \dots, n, j = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (21)$$

从而可以从式(21)中计算出补偿模块传递函数的组成部分 $g_{k,j}^c(q^{-1})$, $g_{i,k}^f(q^{-1})$ 为故障矩阵。而对于一个单输入单输出系统, 式(21)转化为

$$g_c(q^{-1}) = g_r^f(q^{-1})g(q^{-1}) \quad (22)$$

从式(22)可以看出, 故障补偿策略可以看作一类模型匹配问题。从而 $g_c(q^{-1})$ 存在的充分必要条件为

$$\text{rank}(G_f(q^{-1})) = \text{rank}(G_f(q^{-1})G(q^{-1})) \quad (23)$$

在执行器完全故障的情况下, 式(23)不成立, 因为补偿方法不能恢复无故障转移矩阵。在这种情况下, 把补偿矩阵分成两部分, 如式(24)。

$$G_c(q^{-1}) = G_c^G(q^{-1})G_c^K(q^{-1}) \quad (24)$$

式中: $G_c^G(q^{-1})$ 是具有重新产生无故障系统特性功能的补偿部分; 而 $G_c^K(q^{-1})$ 是具有重新分配丢失执行器控制行为的冗余补偿部分。

考虑下面具有 $m+1$ 个输入, n 个输出的系统:

$$G(q^{-1}) = \begin{bmatrix} g_{1,1}(q^{-1}) & g_{1,1}(q^{-1}) & g_{1,2}(q^{-1}) & \dots & g_{1,m}(q^{-1}) \\ g_{2,1}(q^{-1}) & g_{2,1}(q^{-1}) & g_{2,2}(q^{-1}) & \dots & g_{2,m}(q^{-1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n,1}(q^{-1}) & g_{n,1}(q^{-1}) & g_{n,2}(q^{-1}) & \dots & g_{n,m}(q^{-1}) \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中, 第一和第二个输入以相同的方式影响输出。因此, 在第一个输入执行器完全故障的情况下, 系统传递函数被转化为

$$G_f(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 0 & g_{1,1}^f(q^{-1}) & g_{1,2}^f(q^{-1}) & \dots & g_{1,m}^f(q^{-1}) \\ 0 & g_{2,1}^f(q^{-1}) & g_{2,2}^f(q^{-1}) & \dots & g_{2,m}^f(q^{-1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & g_{n,1}^f(q^{-1}) & g_{n,2}^f(q^{-1}) & \dots & g_{n,m}^f(q^{-1}) \end{bmatrix} \quad (26)$$

从而使得补偿模块矩阵变为

$$G_c(q^{-1}) = G_c^G(q^{-1})G_c^K(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ g_{1,1}^c(q^{-1}) & g_{1,1}^c(q^{-1}) & g_{1,2}^c(q^{-1}) & \dots & g_{1,m}^c(q^{-1}) \\ g_{2,1}^c(q^{-1}) & g_{2,1}^c(q^{-1}) & g_{2,2}^c(q^{-1}) & \dots & g_{2,m}^c(q^{-1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n,1}^c(q^{-1}) & g_{n,1}^c(q^{-1}) & g_{n,2}^c(q^{-1}) & \dots & g_{n,m}^c(q^{-1}) \end{bmatrix} \quad (27)$$

进而式(20)可以被表示为

$$G_f(q^{-1})G_c^G(q^{-1}) = G_0^G(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 0 & g_{1,1}(q^{-1}) & g_{1,2}(q^{-1}) & \cdots & g_{1,m}(q^{-1}) \\ 0 & g_{2,1}(q^{-1}) & g_{2,2}(q^{-1}) & \cdots & g_{2,m}(q^{-1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & g_{n,1}(q^{-1}) & g_{n,2}(q^{-1}) & \cdots & g_{n,m}(q^{-1}) \end{bmatrix} \quad (28)$$

$G_0^G(q^{-1})$ 可以从无故障系统传递矩阵中获得, 执行器完全故障时 $G_f(q^{-1})$ 确定, 从而通过式(28)可以求出 $G_c^G(q^{-1})$ 。

当桨距执行器发生上述两类故障时, 式(1)中的自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 变为 ω_{nf} 和 ζ_f 。在桨距系统中引入补偿模块, 结合 SDW-LSI 辨识算法, 把估计的参数反馈到补偿模块中, 从而得到桨距系统容错控制方法:

$$\begin{cases} \beta^{FTC}(s) = G_c(s)\beta(s) \\ G_c(s) = \frac{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2}{s^2 + 2\zeta_f\omega_{nf} s + \omega_{nf}^2} \end{cases} \quad (29)$$

从式(29)可以看出, 自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 需要实时地估计出来。并且考虑到参数随时间变化的问题, 采用 SDW-LSI 辨识算法在线估计时变参数。然后把估计的自然频率 $\hat{\omega}_{nf}$ 和阻尼系数 $\hat{\zeta}_f$ 反馈到补偿模块, 来调整式(29)中自然频率 ω_{nf} 和阻尼系数 ζ_f 。从而结合 SDW-LSI 估计方法的容错控制策略如图 2 所示。

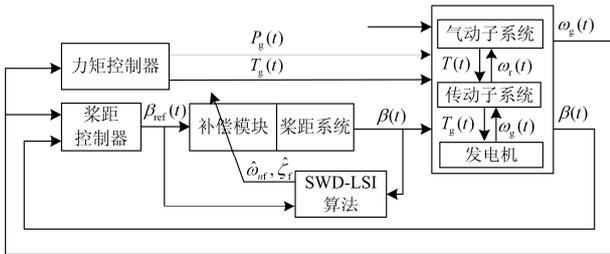


图 2 容错控制方法结构框图

Fig. 2 Diagram of fault tolerant scheme

4 仿真分析

桨距执行器故障包括: 泵磨损、液压泄漏、液压油空气含量过高、阀堵塞和泵堵塞。液压油空气含量过高是桨距执行器的常见故障, 且其是可逆的, 但是长时间的故障会严重影响桨距角的调整。当出现此种故障时, 自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 会降低, 导致桨距系统的动态响应变慢, 使得桨距角不能迅速的跟踪参考桨距角变化, 导致输出功率发生波动。将液压油空气含量过高细分为: 参数时变和参数突

变两类故障, 采用 SDW-LSI 辨识算法, 对故障导致的参数变化进行估计。仿真参数如表 2^[14]。

由风力机运行机理知: 在高风速区, 通过调整桨距角来保证恒功率输出。仿真风速如图 3 所示。风速运行在 18~26 m/s 范围内, 保证桨距执行器可以工作。仿真运行 400 s, 在 50~150 s 发生时变参数故障, 在 250~300 s 发生突变参数故障, 仿真结果如图 4~图 9 所示。

表 2 风力机仿真参数

Table 2 Simulation parameters of wind turbines

参数	值	参数	值
K_{dt}	2.7 GNm/rad	B_{dt}	945 Nm/(rad/s)
A	10 387m ²	B_g	3.03 Nm/(rad/s)
ρ	1.225 kg/m ³	B_f	27.8 Nm/(rad/s)
J_r	55 Mkgm ²	$\theta_{v,min}$	16 m/s
J_g	390 kgm ²	$\theta_{v,max}$	28 m/s
N_g	95		

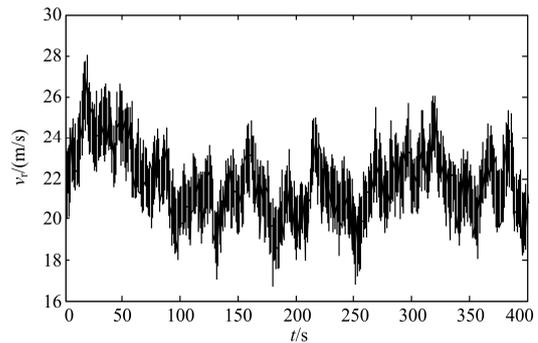


图 3 风速

Fig. 3 Wind speed

风力机正常运行时, 桨距执行器的自然频率 ω_n 为 11.11 rad/s, 阻尼系数 ζ 为 0.6。在 50~150 s 内, 自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 分别以 0.107 6 和 0.003 的变化率变化。在 250~300 s 内, 发生了液压油空气含量过高故障使得自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 分别变为 5.73 rad/s 和 0.45。分别采用 SDW-LSI 辨识算法和变遗忘因子迭代最小二乘(Variable Forgetting Factor Recursive Least-squares, VFF-RLS)辨识算法^[26], 对参数进行估计。从图 4 和图 5 可以看出, 所采用的 SDW-LSI 辨识算法在估计变化的自然频率 ω_n 和阻尼系数 ζ 时有其明显的优势。再者, 由于风速变化很快, 要求桨距执行器具有较快的调整速度。虽然 VFF-RLS 辨识算法可以估计变参数, 但是对时变参数的估计精度不够, 并且存在一定的延时, 使得辨识出的参数不能很快地反馈到补偿模块, 从而达到容错控制的目的。

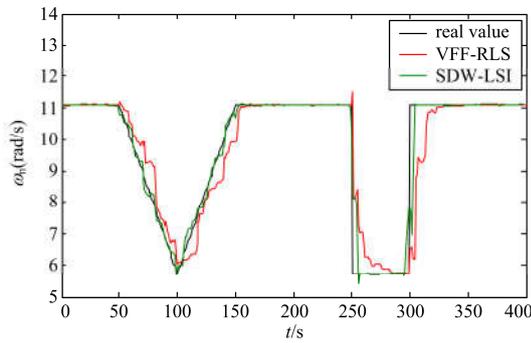


图 4 自然频率 ω_n

Fig. 4 Natural frequency ω_n

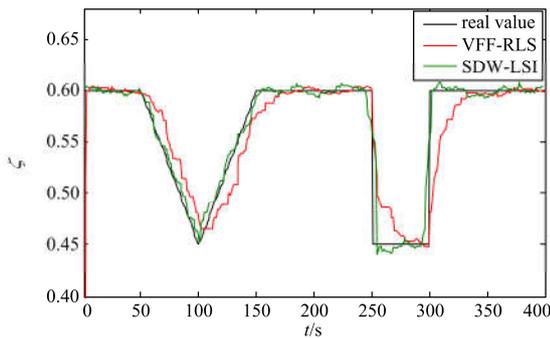


图 5 阻尼系数 ζ

Fig. 5 Damping ratio ζ

2.1 节论述了不同参数下阶跃响应的变化特性, 当桨距执行器故障时, 自然频率和阻尼系数发生改变, 导致桨距角反应变慢, 进而导致输出功率发生波动现象。考虑上述两类故障, 提出了 SDW-LSI 辨识算法和补偿模块相结合的容错控制策略。在 50~150 s 发生时变参数故障, 由于变化速率比较慢, 桨距执行器基本上能跟踪参考桨距角的趋势, 但跟踪效果已经变差, 并且造成输出功率出现波动, 如图 6 和图 7 所示。在 250~300 s 发生了液压油空气含量过高故障, 由于参数发生突变且变化很大, 导致桨距执行器无法很快地跟踪参考桨距角变化, 跟踪曲线发生明显的偏差如图 8 所示。而且在参数发生变化的时候, 桨距角发生突变, 给桨叶带来严重的损坏, 造成输出功率在突变故障发生时产生较大的波动, 如图 9 所示。并且可以看出, 故障变化越快, 桨距执行器的跟踪能力越差, 输出功率的波动越大。为了解决上述问题, 采用 SDW-LSI 辨识算法来估计桨距执行器变化的自然频率和阻尼系数, 然后将估计的参数反馈到补偿模块, 来调整故障时桨距执行器在系统中的结构, 消除参数变化带来的桨距执行器响应变慢问题, 从而平稳输出功率。从图 6—图 9 可以看出, 在发生上述两类故障时, 所

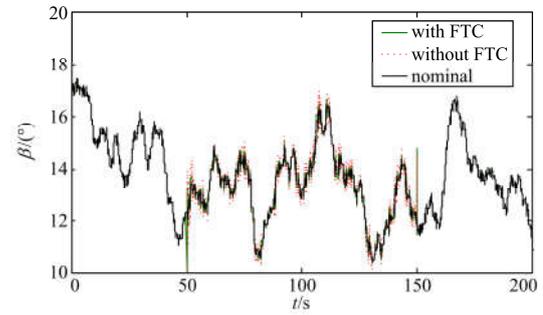


图 6 参数时变时 $\beta(t)$ 的容错控制结果

Fig. 6 FTC result of $\beta(t)$ when the parameter change with time

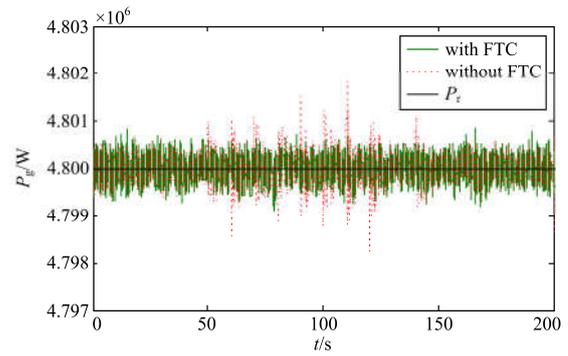


图 7 参数时变时 P_g 的容错控制结果

Fig. 7 FTC result of P_g when the parameter change with time

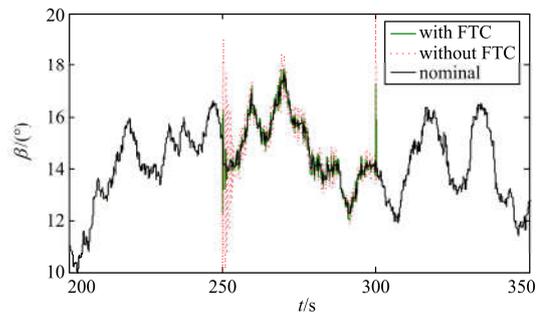


图 8 参数突变时 $\beta(t)$ 的容错控制结果

Fig. 8 FTC result of $\beta(t)$ when the parameter change abrupt

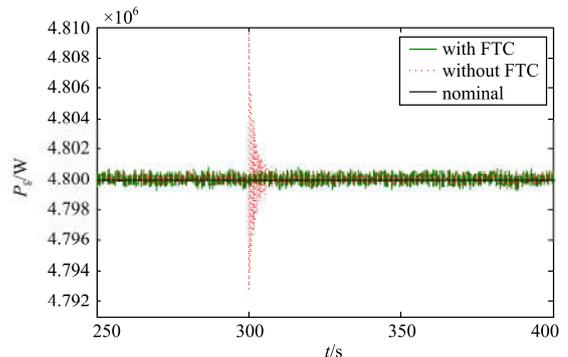


图 9 参数突变时 P_g 的容错控制结果

Fig. 9 FTC result of P_g when the parameter change abrupt

提出的算法可以保证风力机的系统特性(桨距角和输出功率)基本上和无故障时接近,解决了桨距执行器故障带来的输出功率波动问题,进一步,减少了维修次数,降低了运行成本。

5 结论

在额定风速和切出风速之间,通过调整桨距角来获得恒功率输出特性,恶劣的运行环境和随机变化的风速,导致桨距执行器发生各种故障。通过分析桨距执行器的故障特点,将故障总结为参数时变故障和参数突变故障。利用欧拉定理将二阶方程转化为辨识模型,从而把故障估计问题转换为参数估计问题。为了避免数据累积导致参数辨识精度低的问题,采用滑动数据窗更新迭代数据,通过调整数据窗长度,解决时变参数难以估计的问题。根据解析冗余理论,推导出桨距系统故障前后的补偿模块函数。利用 SDW-LSI 辨识算法估计自然频率和阻尼系数,然后将参数反馈到补偿模块中,来调整桨距系统结构。仿真结果表明,所提出的容错控制策略可以很好地解决桨距执行器故障导致的桨距角反映变慢和输出功率波动问题。算法能够解决突变故障和时变故障,但这两类故障同时发生时,算法是否适用,需要进一步的仿真验证。

参考文献

- [1] 朱鑫, 晁勤, 邱先智, 等. 永磁直驱风力机低电压运行储能容量取值研究[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(3): 106-112.
ZHU Xin, CHAO Qin, QIU Xianzhi, et al. Research on energy storage capacity allocation for low voltage operation of the permanent magnetic synchronous generator[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(3): 106-112.
- [2] 刘世林, 文劲宇, 孙海顺, 等. 风电并网中的储能技术研究进展[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(23): 145-153.
LIU Shilin, WEN Jinyu, SUN Haishun, et al. Progress on applications of energy storage technology in wind power integrated to the grid[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(23): 145-153.
- [3] 李锐华, 赵彤, 李豪, 等. 液控分布式风力发电并网控制研究[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(10): 99-105.
LI Ruihua, ZHAO Tong, LI Hao, et al. Researches on grid-connection for hydraulic controlling distributed wind power generation[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(10): 99-105.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] KANELLOS F D, HATZIARGYRIOU N D. Optimal control of variable speed wind turbines in islanded mode of operation[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2010, 25(4): 1142-1151.
- [7] 徐殿国, 刘晓峰, 于泳. 变频器故障诊断及容错控制研究综述[J]. 电工技术学报, 2015, 30(21): 1-12.
XU Dianguo, LIU Xiaofeng, YU Yong. A survey on fault diagnosis and tolerant control of inverters[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(21): 1-12.
- [8] 季凌燕, 沈艳霞, 吴定会. 基于灰色动态预测的风力发电系统容错控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(7): 37-43.
JI Lingyan, SHEN Yanxia, WU Dinghui. Research of fault-tolerant strategy for wind energy conversion system based on grey prediction model[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(7): 37-43.
- [9] 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.
- [10] SIMANI S, CASTALDI P. Active actuator fault-tolerant control of a wind turbine benchmark model[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2014, 24(8-9): 1283-1303.
- [11] 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.
- [12] SLOTH C, ESBENSEN T, STOUSTRUP J. Active and passive fault-tolerant LPV control of wind turbines[C] // American Control Conference (ACC), Baltimore, June 30-July 2, 2010: 4640-4646.
- [13] 吴定会, 李意扬, 纪志成. 风力机的线性变参数主动

- 容错控制[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(4): 425-430.
- WU Dinghui, LI Yiyang, JI Zhicheng. Active fault tolerant linear parameter varying control of wind turbines[J]. Control Theory and Applications, 2014, 31(4): 425-430.
- [14] SLOTH C, ESBENSEN T. Fault diagnosis and fault tolerant control of wind turbines[D]. Aalborg, Denmark: Aalborg University, 2009.
- [15] 王子赟, 纪志成. 基于灰色-辨识模型的风电功率短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(12): 79-85.
- WANG Ziyun, JI Zhicheng. Grey-identification model based wind power generation short-term prediction[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(12): 79-85.
- [16] CROSS P, MA X. Nonlinear system identification for model-based condition monitoring of wind turbines[J]. Renewable Energy, 2014, 71(11): 166-175.
- [17] 张仰飞, 袁越, 陈小虎, 等. 风力机参数的可辨识分析[J]. 电力系统自动化, 2009, 23(6): 86-89.
- ZHANG Yangfei, YUAN Yue, CHEN Xiaohu, et al. Analysis on wind turbine parameters identifiability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 23(6): 86-89.
- [18] 张鹏, 罗建, 吉畅, 等. 低压配电网三相不平衡负载参数的辨识方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(24): 90-95.
- ZHANG Peng, LUO Jian, JI Chang, et al. Three-phase unbalanced load parameters identification of low voltage power utilization network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(24): 90-95.
- [19] WILLERSRUD A, BLANKE M, IMSLAND L. Incident detection and isolation in drilling using analytical redundancy relations[J]. Control Engineering Practice, 2015, 41(2015): 1-12.
- [20] 李欣然, 马亚辉, 曹一家, 等. 一种双馈式风力发电系统的等效模型[J]. 电工技术学报, 2015, 30(8): 210-217.
- LI Xinran, MA Yahui, CAO Yijia, et al. An equivalent mode of doubly-fed wind generation system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 210-217.
- [21] KOUTROULIS E, KALAITZAKIS K. Design of a maximum power tracking system for wind energy conversion applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53(2): 486-494.
- [22] 黄晟, 王辉, 廖武, 等. 基于 VSC-HVDC 海上串联拓扑风电场低电压穿越控制策略研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(14): 362-369.
- HUANG Sheng, WANG Hui, LIAO Wu, et al. Control strategy based on VSC-HVDC series topology offshore wind farm for low voltage ride through[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(14): 362-369.
- [23] NIELSEN H A, NIELSEN T S, JOENSEN A K, et al. Tracking time varying coefficient functions[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2000, 14(8): 813-828.
- [24] 丁锋. 系统辨识新论[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [25] BEZA M, BONGIORNO M. Application of recursive least squares algorithm with variable forgetting factor for frequency component estimation in a generic input signal[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2014, 50(2): 1168-1176.
- [26] CAI Y, DE LAMARE R C. Low-complexity variable forgetting factor mechanism for recursive least-squares algorithms in interference suppression applications[J]. IET Communications, 2013, 7(11): 1070-1080.
- [27] ZHANG Y, JIANG J. Bibliographical review on reconfigurable fault tolerant control systems[J]. Annual Reviews in Control, 2008, 32(2): 229-252.
- [28] BLANKE M, LORENTAEN T. A software tool for structural analysis of complex automation systems[J]. Fault Detection Supervision and Safety of Technical Processes, 2007, 6(1): 629-634.
-
- 收稿日期: 2016-03-10; 修回日期: 2016-05-04
- 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, 研究方向为风力机故障诊断与容错控制; E-mail: wendy19921208@163.com
- 宋 锦(1987-), 男, 硕士研究生, 研究所方向为风力机容错控制。E-mail: nextfuture00@163.com
- (编辑 葛艳娜)