



旋转导向钻井工具装备的微小故障检测

盛立¹, 牛艺春¹, 刘诗洋¹, 王伟亮¹, 高明¹, 周东华^{2*}

1. 中国石油大学(华东)控制科学与工程学院, 青岛 266580

2. 山东科技大学电气与自动化工程学院, 青岛 266590

* 通信作者. E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2021-09-07; 修回日期: 2021-10-31; 接受日期: 2021-12-23; 网络出版日期: 2022-11-10

国家自然科学基金(批准号: 62173343, 62073339, 62033008)、山东省自然科学基金(批准号: ZR2020YQ49)和山东省泰山学者项目研究基金资助项目

摘要 旋转导向钻井系统是油气开发领域的高端装备,其核心部分——动态指向式旋转导向钻井工具的可靠运行是钻井系统正常工作的重要前提.本文基于模型的方法研究了导向钻井工具装备的微小故障检测,有望为系统的运行维护与健康的管理提供重要保障.首先,基于机理建模方法得到了导向钻井工具装备的数学模型.然后,利用移动加权平均方法提高了残差对微小故障的敏感性.基于非中心 χ^2 分布的性质,实现了对微小故障在统计意义下的可检测性分析,得到了保证误报率与漏报率在允许范围内的窗口长度和权值.最后,在旋转导向钻井工具原理样机上进行实验,实验结果验证了所提方法的有效性.

关键词 旋转导向钻井工具装备,微小故障检测,故障可检测性分析,误报率,漏报率

1 引言

作为一种高精尖的油气开发设备,旋转导向钻井工具(rotary steerable drilling tool, RSDT)已经引起国内外油田技术服务公司和相关科研机构的广泛重视^[1,2].RSDT发展起始于20世纪末,结合了地质导向、井眼轨迹在线优化、旋转导向等多种智能钻井技术,具有机械钻速高、井眼轨迹控制精度高、位移延伸能力强等特点,能够有效提高复杂环境下的油气开发效率^[3].动态指向式RSDT(dynamic point-the-bit RSDT, DPRSDT)是当今世界上最先进的导向钻井技术之一.

在旋转导向工具中,采用井斜角与方位角的综合信息——工具面角来表示钻头钻进方向.工具面角的实时数据通常由稳定平台中的陀螺仪和加速度计共同测量得到^[4~6],DPRSDT的核心任务是控制钻头沿着给定的工具面角钻进^[7,8].在实际钻井过程中,受元器件老化、高温高压强振动环境等因素影响,陀螺仪等传感器将不可避免地发生故障.若不能及时检测出故障,钻头可能会沿着错误的方向钻进,严重影响钻井效率.因此,钻井工具装备的可靠运行至关重要.

引用格式: 盛立, 牛艺春, 刘诗洋, 等. 旋转导向钻井工具装备的微小故障检测. 中国科学: 信息科学, 2022, 52: 2106–2120, doi: 10.1360/SSI-2021-0309
Sheng L, Niu Y C, Liu S Y, et al. Incipient fault detection of rotary steerable drilling tool equipment (in Chinese). Sci Sin Inform, 2022, 52: 2106–2120, doi: 10.1360/SSI-2021-0309

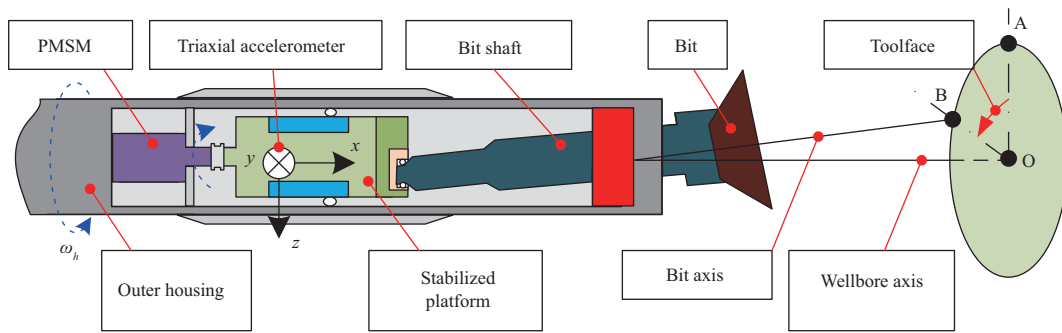


图 1 (网络版彩图) DPRSDT 的结构
Figure 1 (Color online) The structure of DPRSDT

微小故障是一类实际系统中常见的故障, 主要具有幅值低、故障特征不明显等特点^[9]. 一般情况下, 微小故障会影响系统精度, 尚难造成破坏性后果. 在钻井过程中, 钻头会与井底、井壁等产生剧烈冲击和振动. 稳定平台中陀螺仪和加速度计的测量值包含大量的强噪声信号. 此时, 幅值远小于噪声幅值的故障可视为微小故障. 此类微小故障可能会严重降低工具面角的测量精度, 进而使得钻井工具无法抵达预定目标. 然而在钻井工程领域中, 微小故障检测问题仍未被研究.

众所周知, 故障检测主要难点在于如何区分故障与噪声对残差信号的影响^[10~15]. 对于微小故障而言, 由于过大的噪声或过小的故障幅值, 微小故障对残差的影响可能远小于噪声, 其漏报率可能远超出允许范围. 因此, 如何在保障误报率的基础上, 使得漏报率降低到允许范围内是微小故障检测的主要难点. 近年来, 微小故障检测技术已经存在一些研究成果^[16~21]. 文献 [17] 从数据驱动的角度研究了微小故障检测问题. 从基于模型的角度出发, Li 等^[18] 通过神经网络干扰观测器研究了卫星姿态控制系统执行器的微小故障检测. Guo 等^[19] 提出基于径向基函数神经网络的观测器检测航天器姿态控制系统的故障, 故障为在执行器、陀螺仪和星形传感器上同时发生的小故障. Chen 等^[20] 提出强跟踪平方根中心差分 Kalman 滤波方法, 通过准确估计系统状态和参数突变检测陀螺仪的早期微小故障. 然而现有的基于模型的微小故障检测方法通常缺乏对故障可检测性的定义与定量分析, 特别是, 没有对微小故障的漏报率进行定量分析, 无法保障漏报率降低到容许范围内.

综上所述, 本文以 RSDT 装备为研究对象, 研究其微小故障检测问题. 本文的主要贡献有: (1) 研究钻井过程的工具面角系统的微小故障检测问题; (2) 为抑制强干扰, 基于移动加权平均方法, 提高残差对微小故障的敏感性; (3) 定量分析故障幅值、误报率、漏报率和窗口长度的关系; (4) 分析微小故障在统计意义下的可检测性, 保障了误报率和漏报率在容许范围内.

2 问题描述

动态指向式旋转导向钻井工具系统的结构如图 1 所示, 主要包括钻铤外壳、稳定平台驱动电机 (一般为永磁同步电机 (permanent-magnet synchronous motor, PMSM))、稳定平台、钻头连接轴、钻头 等几部分. 平面 OAB 是垂直于井眼轴线的井底圆, 其中 O 点是井眼轴线与井底圆的交点, A 点是井底圆的最高点, B 点为钻头轴线与井底圆的交点, 工具面角是 OA 与 OB 之间的顺时针夹角, 可以准确唯一地确定钻井过程中钻头的钻进方向.

根据文献 [22], 可建立 d - q 坐标系下 DPRSDT 工具面角控制系统的状态方程如下:

$$\begin{cases} \dot{i}_d = \frac{u_d - R_s i_d + p_n \omega_m L_q i_q}{L_d} + w_1, \\ \dot{i}_q = \frac{u_q - R_s i_q + p_n \omega_m (L_d i_d + \psi)}{L_q} + w_2, \\ \dot{\omega}_m = \frac{T_e - T_L - \rho \omega_m}{\mathcal{J}} + w_3, \\ \dot{\varphi} = \omega_m + \omega_h, \end{cases} \quad (1)$$

其中, i_d 和 i_q 分别为 d , q 轴的电流, ω_m 为电机转速, φ 为工具面角. u_d 和 u_q 分别为 d , q 轴的电压, 可选作控制输入. 定子相电阻 R_s , 电机极对数 p_n , d 轴电感 L_d , q 轴电感 L_q , 永磁体磁链 ψ , 转动惯量 \mathcal{J} 和摩擦系数 ρ 通常假设为已知的常值. 电磁转矩 $T_e = 1.5 p_n [\psi i_q + (L_d - L_q) i_d i_q]$. T_L 为负载转矩, ω_h 为未知的钻铤旋转速度. w_1 , w_2 和 w_3 表示系统受到的随机噪声.

采用 filed-oriented control (FOC) 策略, 系统 (1) 被简化成如下形式:

$$\begin{cases} \dot{i}_q = -\frac{R_s}{L_q} i_q - \frac{p_n \psi}{L_q} \omega_m + \frac{u_q}{L_q} + w_2, \\ \dot{\omega}_m = \frac{1.5 p_n \psi}{\mathcal{J}} i_q - \frac{1}{\mathcal{J}} T_L - \frac{\rho}{\mathcal{J}} \omega_m + w_3, \\ \dot{\varphi} = \frac{1}{8} \omega_m + \omega_h. \end{cases} \quad (2)$$

假设负载转矩 T_L 变化很慢, 满足下式:

$$\dot{T}_L = w_4, \quad (3)$$

其中, w_4 为未知噪声.

工具面角控制系统的测量输出方程为

$$\begin{cases} y_1 = i_q + v_1, \\ y_2 = \omega_m + v_2, \\ \bar{y}_3 = \bar{g} \sin(\varphi) + a_y, \\ \bar{y}_4 = \bar{g} \cos \varphi + a_z, \\ y_4 = \dot{\varphi} + v_4 + f, \end{cases} \quad (4)$$

其中, y_i ($i = 1, 2, 4$) 分别表示采样电阻、旋转变压器和稳定平台中陀螺仪的测量值, 对应的测量噪声 v_i ($i = 1, 2, 4$) 为随机噪声. \bar{y}_3 和 \bar{y}_4 表示稳定平台中加速度计在 y 和 z 轴上的测量值. \bar{g} 是重力加速度分量. 需注意的是加速度计对井下强振动十分敏感, 测量噪声 a_y 和 a_z 幅值较大. f 为陀螺仪上发生的故障.

令 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t)]^T = [i_q, \omega_m, \varphi, T_L]^T$, 则系统 (2) 可被重写为

$$\dot{x}(t) = A_c x(t) + B_c u(t) + D_c d(t) + W_c w(t), \quad (5)$$

其中,

$$A_c = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_q} & -\frac{p_n\psi}{L_q} & 0 & 0 \\ \frac{1.5p_n\psi}{\mathcal{J}} & -\frac{\rho}{\mathcal{J}} & 0 & -\frac{1}{\mathcal{J}} \\ 0 & \frac{1}{8} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_c = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_q} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad D_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad W_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$u(t) = u_q, \quad d(t) = \omega_h, \quad w(t) = [w_2 \ w_3 \ w_4]^T.$$

以采样间隔 h 离散化系统 (5), 则离散化后系统为

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Dd(k) + Ww(k), \tag{6}$$

其中, $A = \exp^{A_c h}$, $B = (\int_0^h \exp^{A_c t} dt)B_c$, $D = (\int_0^h \exp^{A_c t} dt)D_c$, $W = (\int_0^h \exp^{A_c t} dt)W_c$.

由式 (4) 可知, 加速度计和陀螺仪均不能直接测量工具面角. 因此, 通过解算获得工具面角的测量值如下所示:

$$y_3 = \arctan \frac{\bar{y}_3}{y_4} = \varphi + v_3, \tag{7}$$

其中, v_3 为对应的测量噪声.

综上所述, 系统模型表示如下:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Dd(k) + Ww(k), \\ y(k) = Cx(k) + v(k), \end{cases} \tag{8}$$

其中,

$$x(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ x_3(k) \ x_4(k)]^T, \quad y(k) = [y_1(k) \ y_2(k) \ y_3(k)]^T, \quad v(k) = [v_1(k) \ v_2(k) \ v_3(k)]^T,$$

$$d(k) = y_4(k) - \frac{1}{8}y_2(k) - v_4(k) + \frac{1}{8}v_2(k) - f(k) = y_4(k) - Gy(k) - v_4(k) + Gv(k) - f(k),$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{8} & 0 \end{bmatrix}.$$

假设 1 过程噪声 $w(k)$ 和测量噪声 $v(k)$, $v_4(k)$ 是相互独立的零均值 Gaussian 白噪声, 其对应的协方差矩阵分别为 $R = \mathbb{E}\{w(k)w^T(k)\}$, $Q = \mathbb{E}\{v(k)v^T(k)\}$, $Q_4 = \mathbb{E}\{v_4(k)v_4^T(k)\}$.

针对系统 (8), 设计状态估计器如下:

$$\hat{x}(k+1) = A\hat{x}(k) + Bu(k) + D(y_4(k) - Gy(k)) + K(k)(y(k) - C\hat{x}(k)), \tag{9}$$

其中, $K(k)$ 为待设定的估计器参数. 令 $e(k) = x(k) - \hat{x}(k)$ 为估计误差, $P(k) = \mathbb{E}\{e(k)e^T(k)\}$ 为估计误差协方差矩阵. 假设初值 $P(0) = \mathbb{E}\{e(0)e^T(0)\}$ 为已知矩阵.

构造与输入输出信号和估计值相关的评价函数 $J(k) = \varepsilon(u(k), y(k), \hat{x}(k))$, 设定阈值为 J_{th} , 采用如下逻辑检测故障 $f(k)$:

$$\begin{cases} J(k) > J_{th}, & f(k) \text{ 发生,} \\ J(k) \leq J_{th}, & f(k) \text{ 没有发生.} \end{cases} \quad (10)$$

考虑到随机噪声的存在, 在故障检测时, 可能会发生误报和漏报^[23]. 定义误报率和漏报率为^[24]

$$p^{(f)}(k) = \text{Prob}\{J(k) > J_{th} | f(k) = 0\}, \quad (11)$$

$$p^{(m)}(k) = \text{Prob}\{J(k) \leq J_{th} | f(k) \neq 0\}. \quad (12)$$

同时, 定义如下的故障可检测性.

定义1 对于评价函数 $J(k) = \varepsilon(u(k), y(k), \hat{x}(k))$ 和阈值 J_{th} , 若在无故障时, $p^{(f)}(k) \leq \bar{p}^{(f)}$ 总成立, 在故障发生后, 存在一个非负常数 $0 \leq \epsilon < \infty$ 使得当 $k \geq k_f + \epsilon$ 时, $p^{(m)}(k) \leq \bar{p}^{(m)}$ 总成立, 则称故障 $f(k)$ 在统计意义下是可检测的, 其中, $\bar{p}^{(f)}$ 和 $\bar{p}^{(m)}$ 分别为误报率和漏报率上界, k_f 为故障发生时刻.

由于在钻井过程会出现强振动、高温高压等恶劣环境, RSDT 系统中包含大量的噪声, 陀螺仪故障检测的漏报率远远超出给定上界. 为了解决上述问题, 本文需要设计一种在强噪声环境下仍能确保故障在统计意义下可检测性的故障检测方法.

注1 本文考虑的系统模型中包括过程与测量噪声、负载转矩与钻铤转速, 其中未知的负载转矩与钻铤转速分别通过估计器与解耦的方式进行处理. 在解耦钻铤转速过程中, 陀螺仪故障被引入到估计器 (9) 中. 因此, 基于估计器 (9) 所设计的残差信号, 可以有效检测陀螺仪故障.

3 故障检测算法设计

本节将给出 RSDT 装备中陀螺仪故障检测算法的设计过程, 并分析该类故障在统计意义下的可检测性.

令估计误差 $e(k) = x(k) - \hat{x}(k)$, 则有

$$e(k+1) = Ae(k) + DGv(k) - Dv_4(k) + Ww(k) - K(k)Ce(k) - K(k)v(k) - Df(k). \quad (13)$$

首先, 考虑 $f(k) = 0$ 的情况, 估计误差协方差为

$$\begin{aligned} P(k+1) &= \mathbb{E}\{e(k+1)e^T(k+1)\} \\ &= (A - K(k)C)P(k)(A - K(k)C)^T + (DG - K(k)Q)(DG - K(k)Q)^T + DQ_4D^T + WRW^T. \end{aligned} \quad (14)$$

由 $\frac{\partial \text{tr}\{P(k+1)\}}{\partial K(k)} = 0$ 得增益 $K(k)$ 为

$$K(k) = (AP(k)C^T + DGQ)(CP(k)C^T + Q)^{-1}, \quad (15)$$

其中, $\text{tr}\{P(k+1)\}$ 表示 $P(k+1)$ 的迹. 由式 (8) 得残差方程

$$r(k) = y(k) - C\hat{x}(k) = Ce(k) + v(k). \quad (16)$$

根据文献 [25] 知, $r(k)$ 满足正交性原理, 即对于任意 $k > 0$ 且 $s \neq 0$, $\mathbb{E}\{r(k)r^T(k-s)\} = 0$ 总成立. 定义 $r(k)$ 对应的协方差矩阵为

$$P_r(k) = \mathbb{E}\{r(k)r^T(k)\} = CP(k)C^T + Q. \quad (17)$$

将式 (15) 和 (17) 代入式 (14), 得

$$P(k+1) = AP(k)A^T + DGQG^TD^T + DQ_4D^T + WRW^T - K(k)P_r(k)K^T(k). \quad (18)$$

为了提高对故障的敏感性, 基于移动加权平均算法, 得到如下残差:

$$\tilde{r}(k) = \sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q r(k-q+1), \quad (19)$$

其中, τ 为窗口长度, λ_q 为满足 $0 < \lambda_q < 1$ 的待确定权值. 对应的协方差矩阵为

$$P_{\tilde{r}}(k) = \mathbb{E}\{\tilde{r}(k)\tilde{r}^T(k)\} = \sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q^2 P_r(k-q+1). \quad (20)$$

引理1 对于 n 个相互独立的随机变量 $r_i \sim N(\bar{r}_i, \delta^2)$ ($i = 1, \dots, n$), 其平方和 $J = \sum_{i=1}^n r_i^2$ 服从自由度为 n 的非中心 χ^2 分布. 定义 J 的累积分布函数为 $\mathcal{P}_{n,\mu,\delta}(\bar{J}) = \text{Prob}\{J \leq \bar{J}\}$, 其中, $\mu = \sum_{i=1}^n \bar{r}_i^2$ 为非中心参数. 此外, 若 $r_i \sim N(0, 1)$ ($i = 1, \dots, n$), 则 J 服从自由度为 n 的中心 χ^2 分布 [26].

定义评价函数如下:

$$J(k) = \tilde{r}^T(k)P_{\tilde{r}}^{-1}(k)\tilde{r}(k). \quad (21)$$

由引理 1 可知, 在 $f(k) = 0$ 时, $J(k)$ 服从自由度为 n_y 的中心 χ^2 分布, 其中 n_y 表示输出的维数. 阈值选定为 $J_{\text{th}} = \mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(f)})$, 则此时误报率 $p^{(f)}(k) \leq \bar{p}^{(f)}$ 总成立且不受 λ_q 和 τ 的影响, 其中 $\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(\cdot)$ 表示 $\mathcal{P}_{n_y,0,1}(\cdot)$ 的反函数, 可以通过查找 χ^2 分布表获得.

其次, 考虑 $f(k) \neq 0$ 的情况. 故障发生时刻为 k_f , 则式 (13) 可以写作

$$e(k) = \bar{e}(k) + \bar{e}_f(k), \quad (22)$$

其中,

$$\begin{aligned} \bar{e}(k) &= A\bar{e}(k-1) + DGv(k-1) - Dv_4(k-1) + Ww(k-1) - K(k-1)C\bar{e}(k-1) - K(k-1)v(k-1), \\ \bar{e}_f(k) &= (A - K(k-1)C)\bar{e}_f(k-1) - Df(k-1). \end{aligned}$$

同理, 式 (16) 可以写作

$$r(k) = \bar{r}(k) + \bar{r}_f(k), \quad (23)$$

其中,

$$\bar{r}(k) = C\bar{e}(k) + v(k), \quad \bar{r}_f(k) = C\bar{e}_f(k).$$

参考式 (22) 和 (23), 式 (19) 可以写作

$$\tilde{r}(k) = \tilde{\tilde{r}}(k) + \tilde{\tilde{r}}_f(k), \quad (24)$$

其中,

$$\begin{aligned}\tilde{r}(k) &= \sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q \bar{r}(k-q+1), \\ \tilde{r}_f(k) &= \sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q \bar{r}_f(k-q+1), \\ \bar{r}_f(k) &= \begin{cases} -C \sum_{l=1}^{k-k_f} \prod_{m=1}^{l-1} (A-K(k-m)C) D f(k-l), & k > k_f, \\ 0, & k \leq k_f, \end{cases} \\ \prod_{m=1}^0 (A-K(k-m)C) &= I.\end{aligned}$$

由引理 1 可以推出, 当 $f(k) \neq 0$ 时, $J(k)$ 满足自由度为 n_y 的非中心 χ^2 分布, 其中非中心 χ^2 参数为 $\mu(k) = \tilde{r}_f^T(k) P_{\tilde{r}}^{-1}(k) \tilde{r}_f(k)$.

引理 2 给定标量 $n_y \in \mathbb{Z}^+$, $J_{\text{th}} > 0$, $\delta \geq 0$, 对于任意 $\mu > \underline{\mu} \geq 0$, 如下不等式成立 [27]:

$$\mathcal{P}_{n_y, \mu, \delta}(J_{\text{th}}) < \mathcal{P}_{n_y, \underline{\mu}, \delta}(J_{\text{th}}). \quad (25)$$

由引理 2 知, 若 $\mu(k) \geq \underline{\mu}$, 则 $\mathcal{P}_{n_y, \mu(k), 1}(J_{\text{th}}) \leq \mathcal{P}_{n_y, \underline{\mu}, 1}(J_{\text{th}})$. 因此, 设计 λ_q 和 τ 使得 $\mu(k) \geq \underline{\mu}$ 成立, 即可确保真实漏报率小于给定指标 $\bar{p}^{(m)}$.

假设 2 $f(k)$ 为永久常值故障.

令 $f(k) = g$, 则有

$$\bar{r}_f(k) = \xi(k)g, \quad (26)$$

其中, $\xi(k) = -C \sum_{l=1}^{k-k_f} \prod_{m=1}^{l-1} (A-K(k-m)C) D$. 因此, 非中心 χ^2 参数 $\mu(k)$ 可以改写成如下形式:

$$\mu(k) = g^2 \eta(k), \quad (27)$$

其中,

$$\eta(k) = \left(\sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q \xi(k-q+1) \right)^T P_{\tilde{r}}^{-1}(k) \left(\sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q \xi(k-q+1) \right).$$

由式 (27) 可以看出 $\mu(k)$ 受故障幅值 g 和参数 $\eta(k)$ 影响, 当噪声过大时, $\eta(k)$ 可能较小, 难以满足条件 $\mu(k) \geq \underline{\mu}$. 因此需要设计适合的窗口长度 τ 和权值 λ_q , 最大化 $\eta(k)$ 确保 $\mu(k) \geq \underline{\mu}$ 成立.

引理 3 给定一组具有适当维数的正定矩阵 $P_r(q)$ 和向量 $\beta(q)$ ($q = 1, \dots, \tau$), 以下不等式恒成立 [28]:

$$\left(\sum_{q=1}^{\tau} P_r(q) \beta(q) \right)^T \left(\sum_{q=1}^{\tau} P_r(q) \right)^{-1} \left(\sum_{q=1}^{\tau} P_r(q) \beta(q) \right) \leq \sum_{q=1}^{\tau} \beta^T(q) P_r(q) \beta(q), \quad (28)$$

当且仅当所有向量 $\beta(q)$ ($q = 1, \dots, \tau$) 均相等时, 等号成立.

由式 (20) 和引理 3 可知

$$\begin{aligned}\eta(k) &= \left(\sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q \xi(k-q+1) \right)^{\text{T}} \left(\sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q^2 P_r(k-q+1) \right)^{-1} \left(\sum_{q=1}^{\tau} \lambda_q \xi(k-q+1) \right) \\ &\leq \sum_{q=1}^{\tau} \beta_{q,k}^{\text{T}} \lambda_q^2 P_r(k-q+1) \beta_{q,k} \\ &= \bar{\eta}(k),\end{aligned}\quad (29)$$

其中,

$$\beta_{q,k} = \lambda_q^{-1} P_r^{-1}(k-q+1) \xi(k-q+1), \quad (30)$$

$$\bar{\eta}(k) = \sum_{q=1}^{\tau} \xi^{\text{T}}(k-q+1) P_r^{-1}(k-q+1) \xi(k-q+1). \quad (31)$$

若 $\beta_{q,k} = \beta_{s,k}$, 在 $q, s = 1, \dots, \tau$ 时始终成立, 则 $\eta(k) = \bar{\eta}(k)$ 成立.

由于式 (18) 是 Ricatti 方程, $P(k)$ 收敛于 P^* , 进而可知 $P_r(k)$ 收敛于 P_r^* , 且 $K(k)$ 收敛于 K^* . 故障发生于收敛之后, 在 $f(k) = 0$ 时, 估计误差的期望收敛于 0. 由时变系统的稳定性理论, 不难推出

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \prod_{s=0}^{k-m} (A - K(k-s)C) = 0, \quad \forall 0 \leq m < \infty. \quad (32)$$

当 $f(k) \neq 0$ 时, 不难推出

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \xi(k) = \lim_{k \rightarrow \infty} -C \sum_{l=1}^{k-k_f} \prod_{m=1}^{l-1} (A - K(k-m)C) D = C[A - K^*C - I]^{-1} D = \xi^*. \quad (33)$$

由式 (30) 知, $\lim_{k \rightarrow \infty} \beta_{q,k} = \lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_q^{-1} (P_r^*)^{-1} \xi^*$. 若 $\lambda_q = \lambda_s$, 则对于任意 $q, s = 1, \dots, \tau$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \beta_{q,k} = \lim_{k \rightarrow \infty} \beta_{s,k}$ 均成立. 取 $\lambda_q = \frac{1}{\tau}$, 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \eta(k) = \lim_{k \rightarrow \infty} \bar{\eta}(k) = \tau (\xi^*)^{\text{T}} (P_r^*)^{-1} \xi^*$.

注 2 窗口长度与权值是移动加权平均算法的关键可调参数. 根据以上分析, 可以清晰看出在最优权值下, $\mu(k)$ 随着窗口增大而增大, 而漏报率随之减小. 因此, 残差对故障的敏感程度随着窗口增大而增强. 而在传统的故障检测方法中^[24], 窗口长度通常为 1, 此时的漏报率最大. 因此, 传统的故障检测方法不适用于检测微小故障.

定理 1 已知漏报率和误报率的上界为 $0 \leq \bar{p}^{(m)} < 1$, $0 \leq \bar{p}^{(f)} < 1$, 评价函数为 $J(k)$, 阈值 $J_{\text{th}} = \mathcal{P}_{n_y, 0, 1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(f)})$, 选取权值 $\lambda_q = \frac{1}{\tau}$ ($q = 1, \dots, \tau$), 下列关于窗口长度 τ 的不等式成立:

$$\tau > \mathcal{I}, \quad (34)$$

其中, $\mathcal{I} = \frac{\mu}{g^2 (\xi^*)^{\text{T}} (P_r^*)^{-1} \xi^*}$, 则系统 (8) 中的故障 $f(k)$ 在统计意义下是可检测的.

证明 由式 (21) 知, 当阈值 $J_{\text{th}} = \mathcal{P}_{n_y, 0, 1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(f)})$ 时, 在无故障的情况下误报率总是小于其上界 $\bar{p}^{(f)}$. 在有故障的情况下, 取 $\lambda_q = \frac{1}{\tau}$ 且满足式 (34), 则有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mu(k) = g^2 \tau \xi^{\text{T}}(k) (P_r^*)^{-1} \xi(k) > \underline{\mu}. \quad (35)$$

故常数 $0 \leq \epsilon < \infty$ 必然存在使得 $\mu(k) \geq \underline{\mu}$ 在 $k \geq k_f + \epsilon$ 时成立. 易得 $p^{(m)}(k) \leq \bar{p}^{(m)}$ 成立. 参照定义 1, 可知故障 $f(k)$ 在统计意义下可检测.

在应用中, 非中心 χ^2 分布的累积分布函数形式复杂, 难以获得 $\underline{\mu}$, 因此给出如下推论.

推论1 已知漏报率和误报率的上界为 $0 \leq \bar{p}^{(m)} < 1$, $0 \leq \bar{p}^{(f)} < 1$, 评价函数为 $J(k)$, 阈值 $J_{th} = \mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(f)})$, 选取权值 $\lambda_q = \frac{1}{\tau}$ ($q = 1, \dots, \tau$), 下列关于窗口长度 τ 的不等式成立:

$$\tau > \hat{\tau}, \quad (36)$$

其中,

$$\hat{\tau} = \frac{(\sqrt{\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(f)})} + \sqrt{\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(m)})})^2}{g^2(\xi^*)^T(P_r^*)^{-1}\xi^*},$$

则系统 (8) 中的故障 $f(k)$ 在统计意义上是可检测的.

证明 由式 (21) 知, 在无故障的情况下误报率总是小于其上界 $\bar{p}^{(f)}$. 与定理 1 类似, 当式 (36) 成立时, 常数 $0 \leq \epsilon < \infty$ 必然存在, 使得 $\mu(k) \geq (\sqrt{\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(f)})} + \sqrt{\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(m)})})^2$ 在 $k \geq k_f + \epsilon$ 时成立. 在有故障的情况下, 由式 (21) 和 (23) 知

$$\begin{aligned} \text{Prob}\{J(k) > J_{th}\} &\geq \text{Prob}\left\{\left(\sqrt{J_{th}} + \sqrt{\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(m)})} - \sqrt{\tilde{r}^T(k)P_{\tilde{r}}^{-1}(k)\tilde{r}(k)}\right)^2 > J_{th}\right\} \\ &= \text{Prob}\left\{\sqrt{\mathcal{P}_{n_y,0,1}^{-1}(1 - \bar{p}^{(m)})} > \sqrt{\tilde{r}^T(k)P_{\tilde{r}}^{-1}(k)\tilde{r}(k)}\right\} \\ &= 1 - \bar{p}^{(m)}. \end{aligned}$$

故当 $k \geq k_f + \epsilon$ 时, $\text{Prob}\{J(k) > J_{th}\} = 1 - \text{Prob}\{J(k) > J_{th}\} \leq \bar{p}^{(m)}$ 成立. 参照定义 1 知 $f(k)$ 在统计意义上可检测.

综上所述, 微小故障检测算法步骤如图 2 所示.

注3 与已有基于模型的微小故障检测成果^[18~20]对比, 本文所提方法定量分析了误报率和漏报率, 并给出了合理的窗口长度设计方案, 确保在强干扰下误报率和漏报率仍小于给定上界.

注4 在本文中, 为了便于分析, 假设故障为常值故障. 然而, 根据式 (27) 和引理 2 可知, 对于缓变且故障幅值大于 g 的故障, 依然可以保证 $\mu(k) \geq \underline{\mu}$ 成立, 进而使得漏报率低于给定指标. 因此, 本文所提方法不仅适用于常值故障, 还适用于其他类型的故障.

4 实验验证

在本节中, 通过如图 3 所示的 DPRSDT 原理样机验证所提微小故障检测方法的有效性. 在图 3(a) 中, 原理样机由外筒驱动电机、外筒、稳定平台驱动电机和稳定平台等几个主要部分组成. 外筒驱动电机模拟井下真实外筒转动情况, 稳定平台驱动电机带动稳定平台转动. 稳定平台上安装有传感器仓, 包括数据采集电路板、加速度计和陀螺仪等传感器. 原理样机电气连接图如图 3(b) 所示, 主控制电路板、稳定平台传感器仓之间通过高速 CAN (controller area network) 总线连接, 通过 CAN 总线数据采集卡实时监测传感器数据. 稳定平台驱动电机参数如表 1 所示.

在实验中, 采样间隔为 $h = 0.005$ s, 离散后系统 (8) 的参数为

$$A = \begin{bmatrix} -0.2056 & -1.6130 \times 10^{-4} & 0 & 7.9986 \\ 117.2137 & -0.0434 & 0 & -9.0177 \times 10^3 \\ 0.1837 & 2.8507 \times 10^{-4} & 1 & -4.0551 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0.1150 \\ 687.4313 \\ 0.2229 \\ 0 \end{bmatrix},$$

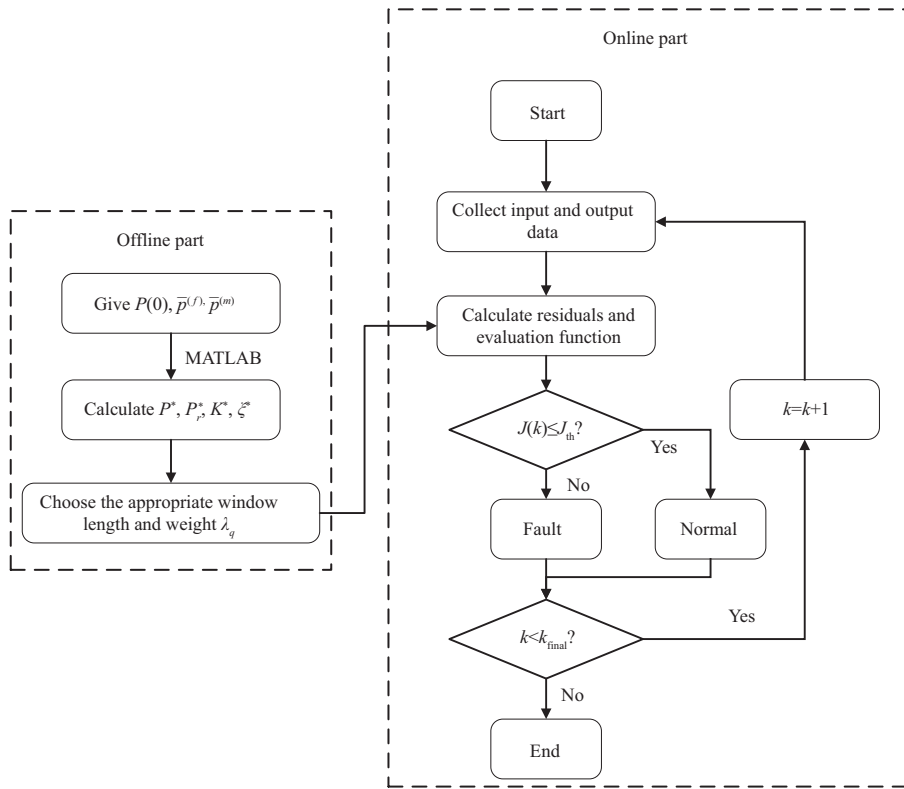


图 2 微小故障检测算法流程图

Figure 2 Flowchart of the incipient fault detection algorithm

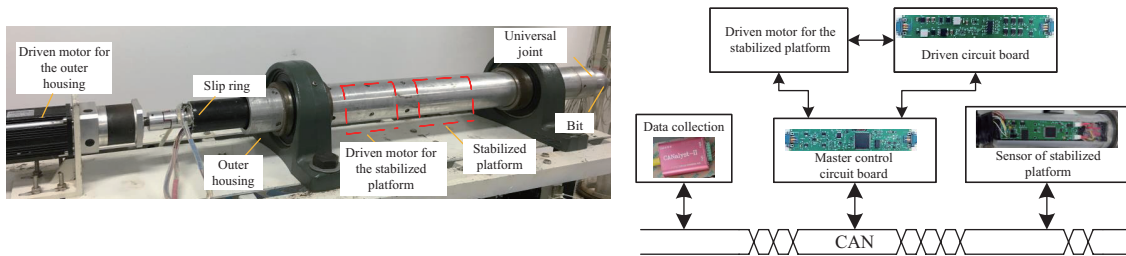


图 3 (网络版彩图) DPRSDT 原理样机实物图与电气连接图

Figure 3 (Color online) DPRSDT prototype and electrical connection diagram. (a) DPRSDT prototype; (b) electrical connection diagram

$$D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.005 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} 2.4597 \times 10^{-4} & -2.0228 \times 10^{-6} & 0.0208 \\ 1.4699 & 0.0023 & -32.4414 \\ 4.7668 \times 10^{-4} & 1.0255 \times 10^{-6} & -0.0078 \\ 0 & 0 & 0.005 \end{bmatrix}.$$

选择噪声协方差为

$$R = \text{diag}[0.01 \ 0.01/\mathcal{J} \ 0.2]^2, \quad Q = \text{diag}[0.2 \ 150 \ 50]^2, \quad Q_4 = 20^2.$$

表 1 电机参数
Table 1 Motor parameter

Parameter	Value
R_s	1.52 Ω
p_n	4
ψ	0.02148 Wb
L_q	0.0021383 H
\mathcal{J}	1.4490×10^{-5} Kg·m ²
ρ	0.00008 N·m·s

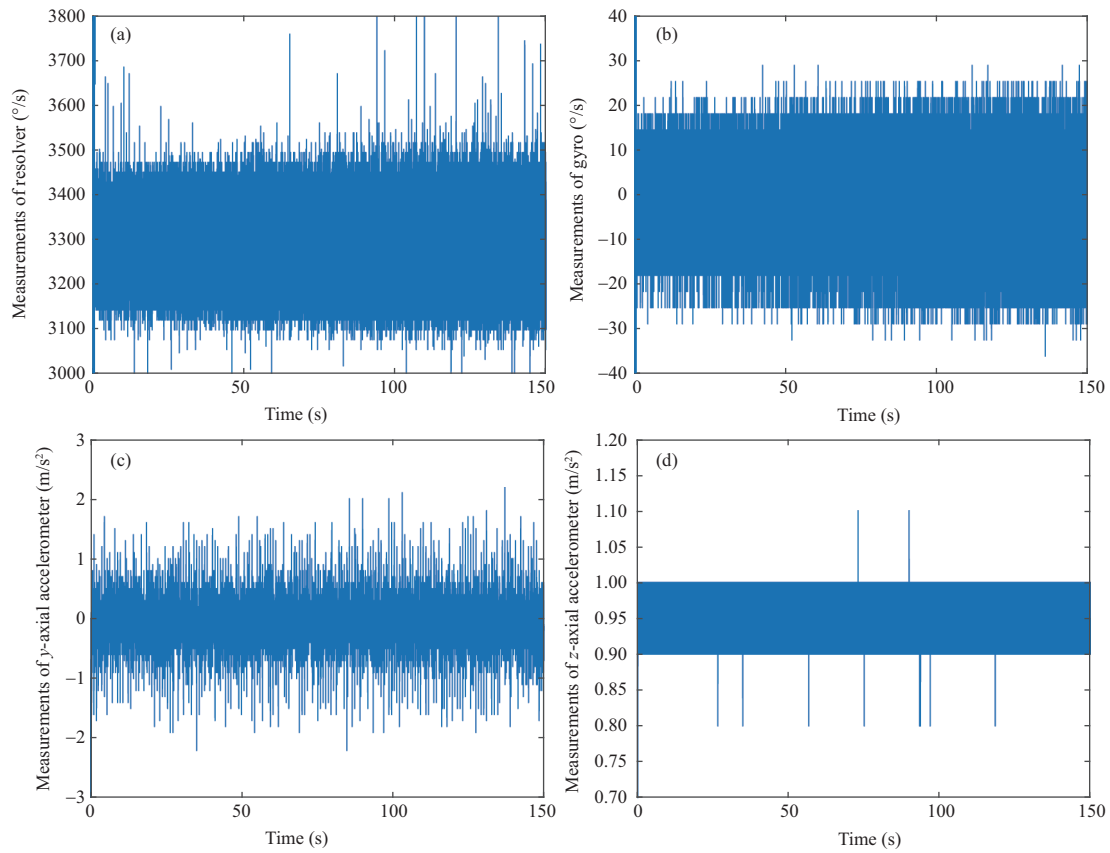


图 4 (网络版彩图) (a) 旋转变压器测量值; (b) 陀螺仪测量值; (c) 加速度计 y 轴测量值; (d) 加速度计 z 轴测量值

Figure 4 (Color online) (a) Measurements of the resolver; (b) measurements of the gyro; (c) measurements of the y -axial accelerometer; (d) measurements of the z -axial accelerometer

状态估计器的初值选择为 $P(0) = \text{diag}[1 \ 1800 \ 360 \ 1]^2$.

无故障情况下, 旋转变压器、陀螺仪和加速度计测量原始数据如图 4 所示. 由工具面角解算式 (7) 得到的解算值与由状态估计器 (9) 得到的估计值对比如图 5 所示, 可以看出加速度计的解算值中包含大量的测量噪声, 几乎淹没工具面角信息, 而估计器 (9) 给出了相对较好的估计结果.

为了研究陀螺仪故障检测问题, 本文采用故障注入方式, 在陀螺仪测量数据中注入故障信号, 其

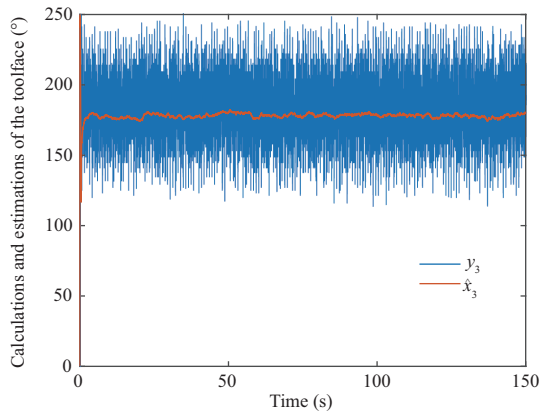


图5 (网络版彩图) 工具面角解算值与估计值

Figure 5 (Color online) Calculations and estimations of the toolface

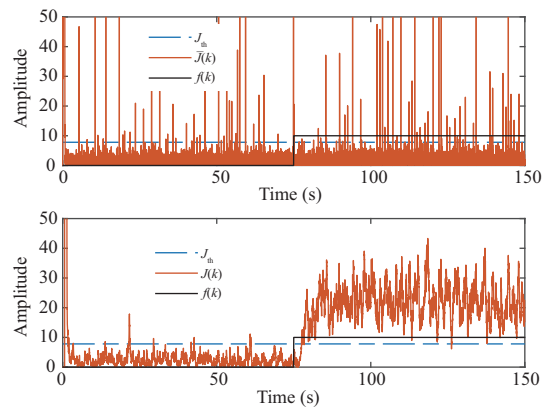


图6 (网络版彩图) 故障检测结果

Figure 6 (Color online) Fault detection results

中故障发生时刻为 $t_f = 75$ s, 故障幅值为 $g = 10^\circ/\text{s}$. 给定可容许的误报率和漏报率的上界分别为 $\bar{p}^{(f)} = 0.05$ 和 $\bar{p}^{(m)} = 0.05$. 由推论 1 选取窗口长度为 $\tau = 125$, 权值为 $\lambda_q = \frac{1}{125}$.

图 6 描述了故障检测结果, 其中 $\bar{J}(k)$ 和 $J(k)$ 分别是窗口长度为 1 和 125 的评价函数. 通过实验结果可以看出, 传统故障检测方法 (窗口长度为 1) 对于陀螺仪故障的漏报率很大, 几乎看不到故障对评价函数的影响. 而本文所提方法采用的移动加权平均方法大大降低了漏报率, 在强干扰影响下依然可以保障陀螺仪故障的检测率.

为了充分说明理论方法的可行性与有效性, 将实验结果与理论结果进行对比. 考虑到真实的误报率与漏报率难以精确得到, 在本文中, 用 $\alpha_m = \frac{N_m}{T_m}$ 来近似真实漏报率, 其中 N_m 为漏报次数, T_m 为故障持续时间内采样次数. 类似地, 真实误报率可以近似为 $\alpha_a = \frac{N_a}{T_a}$, 其中 N_a 为误报次数, T_a 为无故障时间内采样次数. 采用控制变量法验证故障幅值、窗口长度与误报率、漏报率之间的关系.

首先在给定窗口长度情况下, 分析误报率、漏报率与故障幅值之间的关系. 给定窗口长度 $\tau = 1$ 时真实误报率、漏报率与故障幅值的关系如图 7 所示, 可以看出随着故障幅值的增加, 真实漏报率逐渐降低, 而误报率不受故障幅值影响. 在故障幅值大于 100 时, 传统的检测方法 (窗口长度为 1) 可以有效检测出陀螺仪故障. 然而, 在实际的应用中, 故障幅值很有可能会小于 100. 此时, 传统方法得到的真实漏报率很大, 难以满足实际的应用需求. 因此, 迫切需要开发合适的故障检测方法去解决微小故障的检测问题.

接下来在给定阈值情况下, 分析真实误报率、漏报率与窗口长度之间的关系. 给定故障幅值 $g = 10^\circ/\text{s}$ 时真实误报率、漏报率与窗口长度的关系如图 8 所示, 可以看出随着窗口长度的增加, 真实漏报率逐渐降低, 而真实误报率始终维持在很小的范围内. 这说明移动加权方法可以在保障误报率的基础上有效增强对故障的敏感程度, 对微小故障检测问题切实有效.

注5 通过理论分析与实验验证, 可以看出增大窗口长度与故障幅值, 均可以有效地降低故障的漏报率. 在实际应用中, 故障的最小幅值无法改变. 因此, 只能通过调节窗口长度的方式去降低故障的漏报率. 另一方面, 窗口长度的增大会同时增大检测时延. 因此, 在满足检测性能指标的前提下, 应尽量减小窗口长度. 本文定量分析了漏报率、故障幅值与窗口长度的关系, 可以精确得到满足性能指标的最小窗口, 有效降低了检测时延.

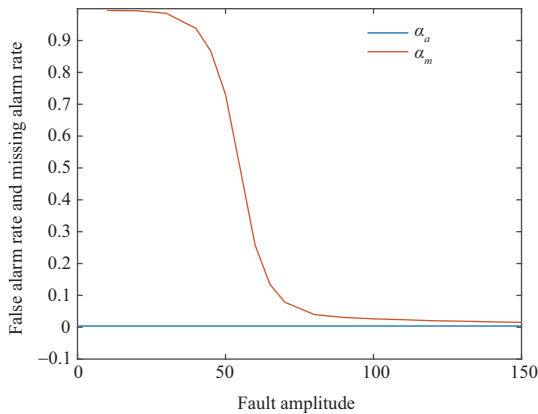


图 7 (网络版彩图) $\tau = 1$ 时 α_a , α_m 与故障幅值的关系

Figure 7 (Color online) Relationships between α_a , α_m and the fault amplitude when $\tau = 1$

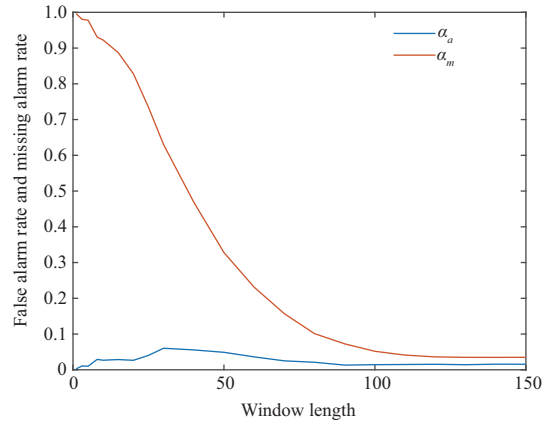


图 8 (网络版彩图) $g = 10^\circ/s$ 时 α_a , α_m 与窗口长度的关系

Figure 8 (Color online) Relationships between α_a , α_m and the window length when $g = 10^\circ/s$

5 结论与讨论

本文基于模型的方法研究了动态指向式旋转导向钻井工具装备的微小故障检测问题, 尽早发现陀螺仪传感器的微小故障, 以方便实现钻井系统的运行维护与健康监测. 为了抑制钻井过程中的强振动干扰, 基于移动加权平均方法提出了一种微小故障检测算法. 利用统计学理论与矩阵不等式技术, 定量设计了权值和窗口长度, 在统计意义上保证了误报率和漏报率在给定范围内. 最后, 通过实验验证了方法的有效性. 与现有微小故障检测方法相比, 所提方法实现了对故障检测误报率和漏报率的定量调节, 有效降低了检测时延. 后续的研究包括: (1) 考虑旋转导向钻井工具装备的故障分离与估计问题; (2) 分析其他类型统计特性的噪声对微小故障检测的影响.

参考文献

- 1 Guan Z C, Wang H, Shi Y C, et al. Dynamic behavior analysis of push-the-bit rotary steerable bottom hole assembly. *J Mech Sci Technol*, 2019, 33: 1501–1511
- 2 Kremers N A H, Detournay E, van de Wouw N. Model-based robust control of directional drilling systems. *IEEE Trans Control Syst Technol*, 2016, 24: 226–239
- 3 Zhang C, Zou W, Cheng N B. Overview of rotary steerable system and its control methods. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, Harbin, 2016. 1559–1565
- 4 Xue Q L, Leung H, Wang R H, et al. Continuous real-time measurement of drilling trajectory with new state-space models of Kalman filter. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2016, 65: 144–154
- 5 Benziane L, El Hadri A, Seba A, et al. Attitude estimation and control using linearlike complementary filters: theory and experiment. *IEEE Trans Control Syst Technol*, 2016, 24: 2133–2140
- 6 Zhang W X, Chen W X, Di Q Y, et al. An investigation of the extraction method of gravitational acceleration signal for at-bit dynamic inclination measurement. *Chinese J Geophys-Chinese Ed*, 2017, 60: 4174–4183
- 7 Kamel M A, Elkatatny S, Mysorewala M F, et al. Adaptive and real-time optimal control of stick-slip and bit wear in autonomous rotary steerable drilling. *J Energy Resour Tech*, 2018, 140: 032908
- 8 Zhang C, Zou W, Cheng N B, et al. Trajectory tracking control for rotary steerable systems using interval type-2 fuzzy logic and reinforcement learning. *J Franklin Inst*, 2018, 355: 803–826
- 9 Wen C L, Lv F Y, Bao Z J, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis. *Acta Autom Sin*, 2020, 42:

- 1285–1299 [文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述. 自动化学报, 2016, 42: 1285–1299]
- 10 Dai X W, Zheng Z D, Gao Y, et al. Pole-zero optimization design of dynamic observer for fault detection of networked control systems. *Control Decis*, 2021, 36: 1351–1360 [代学武, 郑志达, 高莺, 等. 基于动态观测器零极点优化的网络控制系统故障检测. *控制与决策*, 2021, 36: 1351–1360]
 - 11 Zhu X Q, Liu Y, Fang J Z, et al. Fault detection for a class of linear systems with integral measurements. *Sci China Inf Sci*, 2021, 64: 132207
 - 12 Yuan Y, Ma G J, Cheng C, et al. A general end-to-end diagnosis framework for manufacturing systems. *Natl Sci Rev*, 2020, 7: 418–429
 - 13 Hu J, Wang Z D, Gao H J. Joint state and fault estimation for time-varying nonlinear systems with randomly occurring faults and sensor saturations. *Automatica*, 2018, 97: 150–160
 - 14 Yuan Y, Tang X C, Zhou W, et al. Data driven discovery of cyber physical systems. *Nat Commun*, 2019, 10: 4894
 - 15 Liu Q Y, Wang Z D, Zhang J F, et al. Necessary and sufficient conditions for fault diagnosability of linear open- and closed-loop stochastic systems under sensor and actuator faults. *IEEE Trans Autom Control*, 2022, 67: 4178–4185
 - 16 Jiang B, Chen H T, Yi H, et al. Data-driven fault diagnosis for dynamic traction systems in high-speed trains. *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 496–510 [姜斌, 陈宏田, 易辉, 等. 数据驱动高速列车动态牵引系统的故障诊断. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50: 496–510]
 - 17 Ji H Q, Zhou D H. Incipient fault detection of the high-speed train air brake system with a combined index. *Control Eng Pract*, 2020, 100: 104425
 - 18 Li L, Gao Y M, Wu Z H, et al. Small fault detection method for actuator of satellite attitude control system. *J Beijing Univ Aeronaut Astronaut*, 2019, 45: 529–537 [李磊, 高永明, 吴止媛, 等. 卫星姿态控制系统执行器微小故障检测方法. *北京航空航天大学学报*, 2019, 45: 529–537]
 - 19 Guo X G, Tian M E, Li Q, et al. Multiple-fault diagnosis for spacecraft attitude control systems using RBFNN-based observers. *Aerospace Sci Tech*, 2020, 106: 106195
 - 20 Chen Y, Hu C H, Zhou Z J, et al. Method of improving square-root center difference Kalman filter with application to incipient failure detection. *Acta Autom Sin*, 2013, 39: 1703–1713 [陈业, 胡昌华, 周志杰, 等. 一种改进的 SR-CDKF 算法及其在早期微小故障检测中的应用. *自动化学报*, 2013, 39: 1703–1713]
 - 21 Guo T X, Zhang J X, Chen M Y, et al. A fault detection method for a braking system of high-speed trains. *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 483–495 [郭天序, 桑建学, 陈茂银, 等. 一种高速列车制动系统故障检测方法. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50: 483–495]
 - 22 Sheng L, Niu Y C, Wang W L, et al. Estimation of Toolface for dynamic point-the-bit rotary steerable systems via nonlinear polynomial filtering. *IEEE Trans Ind Electron*, 2022, 69: 7192–7201
 - 23 Castillo A, Zufiria P J. Fault detection schemes for continuous-time stochastic dynamical systems. *IEEE Trans Autom Control*, 2009, 54: 1820–1836
 - 24 Ding S X. *Model-Based Fault Diagnosis Techniques: Design Schemes, Algorithms and Tools*. Berlin: Springer, 2013
 - 25 Maybeck P C. *Stochastic Model, Estimation and Control*. New York: Academic Press, 1979
 - 26 Johnson N L, Kotz S, Balakrishnan N. *Continuous Univariate Distributions*. New York: Wiley-Interscience, 1970
 - 27 Kallenberg W C M. Inequalities for noncentral chi-square distributions. *Stat Probab Lett*, 1990, 9: 273–278
 - 28 Battistelli G, Chisci L. Kullback-Leibler average, consensus on probability densities, and distributed state estimation with guaranteed stability. *Automatica*, 2014, 50: 707–718

Incipient fault detection of rotary steerable drilling tool equipment

Li SHENG¹, Yichun NIU¹, Shiyang LIU¹, Weiliang WANG¹, Ming GAO¹ & Donghua ZHOU^{2*}

1. *College of Control Science and Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China;*

2. *College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China*

* Corresponding author. E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn

Abstract Rotary steering drilling system is a high-end piece of equipment in oil and gas development. The reliable operation of its core equipment, the dynamic point-the-bit rotary steerable drilling tool (DPRSDT), is an important prerequisite for the normal operation of the drilling system. In this paper, the problem of incipient fault detection is investigated for the DPRSDT equipment based on the model method, which is expected to provide an important guarantee for the operation, maintenance, and health management of the system. First, the mathematical model of the DPRSDT is derived using the mechanism modeling method. Then, the moving weighted average approach is employed to improve the sensitivity of residuals to incipient faults. Based on the characteristics of the noncentral χ^2 distribution, the detectability of incipient faults is analyzed in a statistical sense, and the window length and weight are derived, which ensures that the false alarm rate and missed detection rate can be reduced below the tolerance level. Finally, an experiment is performed in the rotary steerable drilling tool prototype to verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords rotary steerable drilling tool equipment, incipient fault detection, fault detectability analysis, false alarm rate, missed detection rate