

# 板带轧机主传动系统的鲁棒故障检测与重构\*

张瑞成, 李志文, 梁卫征

(华北理工大学电气工程学院 唐山, 063210)

**摘要** 考虑模型的非线性摩擦阻尼和主传动系统在轧制过程中受到外部干扰的情况,建立了板带轧机主传动系统的数学模型。针对该系统,设计了一种非线性未知输入观测器(unknown input observer,简称 UIO)并用于轧机主传动系统的故障检测和故障重构。为了增强残差对故障信号的灵敏度,提高观测器故障检测精度,构建未知输入观测器,将外部干扰从残差中解耦。利用 $H_{\infty}$ 性能指标提高观测器对故障重构的鲁棒性,采用 Lyapunov 稳定性理论进行误差动态系统的收敛性分析。为了改进观测器的设计过程,把增益矩阵求解问题转化为受线性矩阵不等式(linear matrix inequality,简称 LMI)约束的优化问题。将产生的残差与设定的阈值进行对比,实现故障的检测并完成故障重构。通过对 2 030 mm 冷连轧机 F4 号机架主传动系统的仿真研究,验证了该观测器可以准确地对系统状态进行跟踪,并能够检测和估计出主传动系统的故障。

**关键词** 故障诊断;轧机主传动;故障重构;未知输入观测器; $H_{\infty}$ 性能指标;线性矩阵不等式

**中图分类号** TH113.1;TP273;TP29

## 引言

随着冶金行业的发展,轧机设备朝着自动化的方向发展。主传动系统作为板带轧机的核心,是一个复杂的机电耦合系统,其运行的可靠性和稳定性与钢材质量有着密切的联系。轧机主传动系统长期高负荷运行,一旦发生故障,会对企业造成巨大的经济损失。因此,对工业系统故障诊断方法的研究有着深远的意义<sup>[1-2]</sup>。

在基于模型的故障诊断技术中,基于观测器的方法作为故障诊断的关键方法是该领域研究的重点,并得到了众多专家学者的关注。例如,自适应观测器<sup>[3]</sup>和滑模观测器<sup>[4]</sup>等。在近几年,针对非线性系统的故障诊断以及鲁棒性问题成为关注的焦点。文献[5]考虑了系统的非线性和未知负载,通过干扰观测器估计出干扰信号并补偿给 Luenberger 观测器,从而达到消除外部干扰的目的。文献[6]研究了基于观测器的故障诊断问题,将观测器增益的求解问题转化成求解加权 LMI 最优解的问题,从而实现系统的鲁棒故障诊断。通过以上文献可以看出,基于观测器的非线性系统故障诊断技术还不成熟,且大多数研究没有考虑故障重构问题。

故障重构可以深入了解故障信号的大小和变化

过程。文献[7]在已知故障先验知识的前提下,设计了滑模观测器对飞机发动机故障进行检测与重构。传统的滑模观测器由于引入不连续项会产生抖动,造成故障估计结果不精确。针对该问题,文献[8]通过构造一种二阶滑模观测器来消除故障估计中的抖动。文献[9]考虑了系统不确定性和外部干扰的情况,采用反馈线性化技术,设计了一种高增益观测器,对传感器故障进行估计与补偿。文献[10]设计了一组未知输入观测器,采用广义残差集的思想来检测和隔离板带轧机液压下系统故障,但没有考虑系统的非线性和外部扰动。总的来说,目前基于模型的方法在轧机主传动系统故障诊断中的应用比较少见,而且在需要已知干扰和故障上界的问题上还需改进。

考虑实际系统中存在的外部扰动,笔者建立板带轧机主传动系统的数学模型,设计了一种未知输入观测器,研究了其用于轧机主传动系统故障诊断的可行性,实现了主传动系统中故障信号的重构。为了进一步优化观测器抗干扰能力,提高故障估计的鲁棒性,在观测器设计过程中引入 $H_{\infty}$ 性能指标。通过轧机主传动系统的仿真研究证明了所提出方法在故障诊断中的有效性。与文献[11]的方法相比,所提出方法的故障估计精度更高,且不需要已知任

\* 河北省自然科学基金资助项目(F2018209201)

收稿日期:2022-03-22;修回日期:2022-06-08

何故障信息,在实际工业系统中更具适用性。

## 1 数学模型

### 1.1 轧机主传动系统动力学模型

轧机主传动系统是多自由度复杂系统,其结构如图1所示。一般情况下,标准的主传动系统可以简化为由2个转动惯量和1个弹簧连接成的二质量弹性系统。

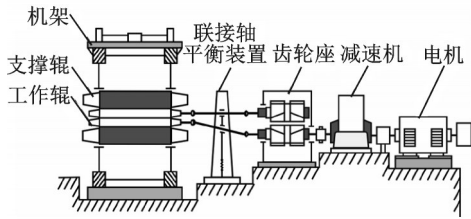


图1 轧机主传动系统结构简图

Fig.1 Schematic view of the rolling mill main drive system

对上述模型进行受力分析,无任何故障的轧机主传动系统的动力学方程可以描述为

$$\begin{cases} J_m \ddot{\theta}_m + C_m \dot{\theta}_m + K(\theta_m - \theta_L) = T_m \\ J_L \ddot{\theta}_L + C_L \dot{\theta}_L + K(\theta_L - \theta_m) = T_L + T_f \end{cases} \quad (1)$$

其中: $J_m$ 为电机转子的转动惯量; $J_L$ 为轧辊的转动惯量; $C_m$ 为电机的阻尼系数; $C_L$ 为辊系的阻尼系数; $\theta_m$ 为电机转动角位移; $\theta_L$ 为轧辊转动角位移; $K$ 为联接轴刚度系数; $T_m$ 为电机端的电磁转矩; $T_L$ 和 $T_f$ 分别为轧辊端的负载转矩和辊间摩擦转矩。

直流电机的电磁转矩 $T_m$ 取决于电机电磁力矩常数 $\phi$ 和额定电流 $I_c$ ,即

$$T_m = \phi I_c \quad (2)$$

式(1)中 $T_L$ 和 $T_f$ 分别描述了在咬钢、卸载等不同载荷工况下的负载转矩变化和轧辊摩擦转矩变化情况。轧辊摩擦转矩 $T_f$ 为

$$T_f = \mu P_a R \quad (3)$$

其中: $P_a$ 为轧制力; $R$ 为轧辊半径;辊间混合摩擦因数 $\mu$ 为参数 $a$ , $b$ , $c$ 和轧辊与轧件间的相对速度 $v$ 的非线性函,即 $\mu = a - bv + cv^2$ ,且 $v = R\dot{\theta}_L$ 。

主传动系统状态变量矩阵和输入矩阵分别定义为 $x = [\dot{\theta}_m \quad \dot{\theta}_L \quad \theta_m - \theta_L]^T$ 和 $u = [I_c \quad T_L \quad 0]^T$ ,把式(2)和(3)代入式(1),将式(1)重写为状态空间形式

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + \Gamma(x) + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{C_m}{J_m} & 0 & -\frac{k}{J_m} \\ 0 & -\frac{C_L + bP_a R^2}{J_L} & \frac{k}{J_L} \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \frac{\phi}{J_m} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{J_L} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \Gamma(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{cP_a R^3}{J_L} x_2^2 + \frac{aP_a R}{J_L} \\ 0 \end{bmatrix}。$$

$\Gamma(x)$ 为一个实非线性函数矩阵,且满足Lipschitz条件,即 $\|\Gamma(x) - \Gamma(\hat{x})\| \leq \gamma \|x - \hat{x}\|$ 。其中, $\gamma$ 为Lipschitz常数,且 $\gamma > 0$ 。

### 1.2 故障系统数学模型

轧机主传动系统在轧制过程中发生的故障种类繁多,与轧制速度、轧件规格和辊缝摩擦等因素有密切关系<sup>[12]</sup>。例如,电机电流波动、咬钢冲击振动和轧辊打滑等。其中,咬钢冲击振动是一种比较常见的故障类型,会导致负载转矩突增。由于系统故障会导致相应的状态量发生偏移,所以故障特征可以通过改变系统模型相关参数矩阵来表示。因此,建立以下状态空间模型来表示具有一类故障的不确定非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + \Gamma(x) + Bu + B_f f_a + Dd \\ y = Cx \end{cases} \quad (5)$$

其中: $f_a$ 为系统故障函数; $B_f$ 为故障分布矩阵; $d$ 为系统受到的外部干扰; $D$ 为干扰分布矩阵; $A$ , $B$ 和 $C$ 为相应维数的常数矩阵。

## 2 观测器设计

### 2.1 未知输入观测器

为了实现对式(5)描述的轧机主传动系统的故障检测与重构,结合文献[13]设计的UIO结构为

$$\begin{cases} \dot{z} = Fz + Ly + TBu + T\Gamma(\hat{x}) + TB_f \hat{f}_a \\ \hat{x} = z + Ny \\ \hat{y} = C\hat{x} \\ \dot{\hat{f}}_a = -\rho G(\hat{y} - y) \end{cases} \quad (6)$$

其中: $z \in \mathcal{R}^n$ 为观测器状态; $\hat{y} \in \mathcal{R}^p$ 为 $y$ 的观测值; $\hat{x} \in \mathcal{R}^n$ 为 $\hat{x}$ 的观测值; $\hat{f}_a \in \mathcal{R}^q$ 为故障重构值;

$F \in \mathcal{R}^{n \times n}, L \in \mathcal{R}^{n \times p}, T \in \mathcal{R}^{n \times n}, N \in \mathcal{R}^{n \times p}, G \in \mathcal{R}^{q \times p}$  为待设计的观测器增益矩阵;  $\rho$  为故障检测观测器和故障重构观测器之间的转换参数, 取0或1。

当参数  $\rho$  为0时, 观测器中不包含故障估计项, 此时式(6)作为故障检测观测器。当参数  $\rho$  为1时, 式(6)可作为故障重构观测器, 同时失去故障检测能力。

**引理 1** 由于矩阵  $[I_n \ C]^T$  列满秩, 存在非奇异矩阵  $T \in \mathcal{R}^{n \times n}$  和  $N \in \mathcal{R}^{n \times p}$  满足式(7)的等式<sup>[14]</sup>

$$T + NC = I_n \quad (7)$$

令状态估计误差为  $e_x = \hat{x} - x$ , 根据式(5)~(7)得到

$$e_x = \hat{x} - x = z + NCx - x = z + (NC - I_n)x = z - Tx \quad (8)$$

将故障估计误差定义为  $e_{f_a} = \hat{f}_a - f_a$ , 输出估计误差定义为  $e_y = \hat{y} - y$ 。

为实现故障重构, 令  $\rho = 1$ , 对  $e_{f_a}$  求一阶导数, 可得

$$\dot{e}_{f_a} = -G C e_x - \dot{f}_a \quad (9)$$

对  $e_x$  求一阶导数, 可得

$$\begin{aligned} \dot{e}_x &= \dot{z} - T\dot{x} = \\ &(LC - FNC - TA)x + F\hat{x} + \\ &T[\Gamma(\hat{x}) - \Gamma(x)] + TB_f(\hat{f}_a - f_a) - TDd \end{aligned} \quad (10)$$

假设式(10)满足以下条件

$$\begin{cases} S = L - FN \\ F = TA - SC \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $S$  为适当维数的矩阵。

将式(11)代入式(10), 有

$$\begin{aligned} \dot{e}_x &= Fe_x + (F - TA)x + (L - FN)Cx + \\ &T[\Gamma(\hat{x}) - \Gamma(x)] + TB_f e_{f_a} - TDd = \\ &(TA - SC)e_x + T[\Gamma(\hat{x}) - \Gamma(x)] + \\ &TB_f e_{f_a} - TDd \end{aligned} \quad (12)$$

为了同时求解输出估计误差和故障重构误差的收敛条件, 令

$$\bar{e}_x = [e_x \ e_{f_a}]^T \quad (13)$$

$$\eta = [d \ \dot{f}_a]^T \quad (14)$$

式(12)可以转化为增广系统<sup>[15]</sup>形式

$$\dot{\bar{e}}_x = \bar{A}\bar{e}_x + \bar{\Gamma} + \bar{D}\eta \quad (15)$$

其中:

$$\begin{aligned} \bar{A} &= \begin{bmatrix} TA - SC & TB_f \\ -GC & 0 \end{bmatrix}; \bar{\Gamma} = \begin{bmatrix} T[\Gamma(\hat{x}) - \Gamma(x)] \\ 0 \end{bmatrix}; \\ \bar{D} &= \begin{bmatrix} -TD & 0 \\ 0 & -I \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

记  $\bar{A}_1 = \begin{bmatrix} TA & TB_f \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $\bar{A}_2 = [C \ 0]$ ,  $M = [S^T \ G^T]^T$ , 则有  $\bar{A} = \bar{A}_1 - M\bar{A}_2$ 。

## 2.2 稳定性证明

**定理 1** 考虑主传动系统和未知输入观测器, 如果存在矩阵  $P \in \mathcal{R}^{3 \times 3}$  和  $Y \in \mathcal{R}^{4 \times 3}$ , 满足  $P = P^T$ , 对于给定的正标量  $\gamma > 0$  和  $\delta > 0$ , 使下式的 LMI 成立

$$\Xi = \begin{bmatrix} \Xi_{11} & P\bar{D} & P \\ * & -\delta^2 I & 0 \\ * & * & -\gamma^{-2} I \end{bmatrix} < 0 \quad (16)$$

其中:  $\Xi_{11} = P\bar{A}_1 - Y\bar{A}_2 + \bar{A}_1^T P - \bar{A}_2^T Y^T + X^T X + I$ 。

未知输入观测器的状态估计误差和故障估计误差动态方程渐近稳定, 且当存在外部扰动时, 满足  $\|\bar{e}_x\|_2 < \delta^2 \|\eta\|_2$ 。

**证明** 定义 Lyapunov 函数为  $V = \bar{e}_x^T P \bar{e}_x$ 。

对  $V$  求导可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \dot{\bar{e}}_x^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P \dot{\bar{e}}_x = \\ &(\bar{A}\bar{e}_x + \bar{\Gamma} + \bar{D}\eta)^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P (\bar{A}\bar{e}_x + \bar{\Gamma} + \bar{D}\eta) = \\ &\bar{e}_x^T (P\bar{A} + \bar{A}^T P) \bar{e}_x + \bar{\Gamma}^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P \bar{\Gamma} + \\ &\eta^T \bar{D}^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P \bar{D} \eta \end{aligned} \quad (17)$$

根据  $\|\Gamma(x) - \Gamma(\hat{x})\| \leq \gamma \|x - \hat{x}\|$ , 有

$$\bar{\Gamma} = \begin{bmatrix} T[\Gamma(\hat{x}) - \Gamma(x)] \\ 0 \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \gamma T e_x \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

进一步可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \bar{e}_x^T (P\bar{A} + \bar{A}^T P) \bar{e}_x + 2\gamma \bar{e}_x^T P X \bar{e}_x + \\ &\eta^T \bar{D}^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P \bar{D} \eta \end{aligned} \quad (19)$$

其中: 矩阵  $X = \begin{bmatrix} T & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。

根据 Young 不等式<sup>[8]</sup>, 有

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \bar{e}_x^T (P\bar{A} + \bar{A}^T P) \bar{e}_x + \gamma^2 \bar{e}_x^T P P \bar{e}_x + \\ &\bar{e}_x^T X^T X \bar{e}_x + \eta^T \bar{D}^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P \bar{D} \eta \end{aligned} \quad (20)$$

定义  $\bar{V} = \dot{V} + \bar{e}_x^T \bar{e}_x - \delta^2 \eta^T \eta$ , 则有

$$\begin{aligned} \bar{V} &\leq \bar{e}_x^T (P\bar{A} + \bar{A}^T P + \gamma^2 P P + X^T X + I) \bar{e}_x + \\ &\eta^T \bar{D}^T P \bar{e}_x + \bar{e}_x^T P \bar{D} \eta - \delta^2 \eta^T \eta = \xi^T \Pi \xi \end{aligned} \quad (21)$$

其中:  $\Pi = \begin{bmatrix} P\bar{A} + \bar{A}^T P + \gamma^2 P P + X^T X + I & P\bar{D} \\ * & -\delta^2 I \end{bmatrix}$ ;

$\xi = [\bar{e}_x \ \eta]^T$ 。

令  $M = P^{-1}Y$ , 则  $P\bar{A} = P\bar{A}_1 - Y\bar{A}_2$ , 进一步

$\bar{\Pi} =$

$$\begin{bmatrix} P\bar{A}_1 - Y\bar{A}_2 + \bar{A}_1^T P - \bar{A}_2^T Y^T + \gamma^2 P P + X^T X + I & P\bar{D} \\ * & -\delta^2 I \end{bmatrix} \quad (22)$$

可见,当  $\bar{\Pi} < 0$  时,得到  $\bar{V} = \xi^T \bar{\Pi} \xi < 0$ ,系统误差动态方程渐近稳定。采用 Schur 补引理可知,  $\bar{\Pi} < 0$  与式(16)等价,证毕。

当  $\bar{V} \leq 0$  时,  $H_\infty$  性能指标为

$$\int_0^\infty [\bar{e}_x^T \bar{e}_x - \delta^2 \eta^T \eta] dt < 0 \quad (23)$$

即

$$\|\bar{e}_x\|_2^2 < \delta^2 \|\eta\|_2^2 \quad (24)$$

其中:参数  $\delta$  为一个小的正标量。

$\delta$  值的最小化可以衰减外部干扰,增强观测器的抗干扰能力。过小的  $\delta$  值会降低观测器输出误差对故障信号的敏感性。

### 3 基于 UIO 的故障诊断

#### 3.1 故障检测

残差反映系统的故障信息,一般情况下,通常采用输出误差作为残差。当系统无故障时,残差一般为 0,但实际中系统由于外部干扰的存在,残差很难严格保持零值。当系统发生故障时,残差以确定性偏移量的形式存在。

残差的均方根函数  $r_i$  作为评估函数,评估函数为

$$r_i = \|e_{yi}(t)\|_{\text{RMS}} = \left[ \frac{1}{N_i} \int_{t_1}^{t_2} e_{yi}^T(t) e_{yi}(t) dt \right]^{\frac{1}{2}} \quad (25)$$

其中:  $e_{yi} = \hat{y}_i - y_i$  为系统与观测器的输出产生的第  $i$  个残差;  $\|\cdot\|_{\text{RMS}}$  为均方根函数;  $N_i = t_2 - t_1$ , 为评价时间。

故障检测决策逻辑设计为

$$\begin{cases} r_i \leq \lambda_i & (\text{无故障}) \\ r_i > \lambda_i & (\text{发生故障}) \end{cases} \quad (26)$$

通过上述故障检测决策逻辑可以有效检测出系统故障,图 2 为故障检测原理示意图。

#### 3.2 阈值设定

考虑到轧机主传动系统受外部未知干扰等因素影响,其残差为一个服从正态分布的非平稳随机信号。因此,阈值可通过统计方法来设置。

残差的均值和方差分别为

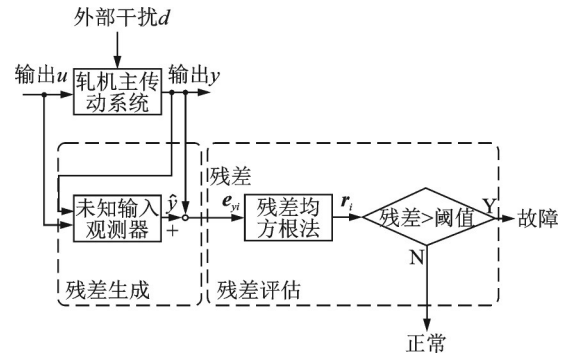


图 2 故障检测原理示意图

Fig.2 Schematic diagram of fault detection principle

$$\mu_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e_{yi}(j) \quad (27)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n [e_{yi}(j) - \mu_i]^2 \quad (28)$$

其中:  $\mu_i$  和  $\sigma_i$  分别为残差均值和方差;  $n$  为样本数量;  $e_{yi}(j)$  为第  $j$  个残差值。

置信度为  $(1 - \alpha)$  的均值  $\mu_i$  的置信区间<sup>[16]</sup>为

$$p \left( \bar{\mu}_i - \frac{\sigma_i}{\sqrt{n}} \mu_{i, 1-\frac{\alpha}{2}}, \bar{\mu}_i + \frac{\sigma_i}{\sqrt{n}} \mu_{i, 1-\frac{\alpha}{2}} \right) = 1 - \alpha \quad (29)$$

其中:  $\alpha$  为置信水平;  $\mu_{i, 1-\frac{\alpha}{2}}$  为  $\mu_i$  的  $(1 - \frac{\alpha}{2})$  分位数。

在实际工程中,置信度的范围一般为 0.95~0.99。在本研究中置信度选为 0.95,分位数为 1.96。综上,故障检测的阈值为

$$\lambda_i = \bar{\mu}_i + \frac{\sigma_i}{\sqrt{n}} \mu_{1-\frac{\alpha}{2}} + \bar{e}_{yi} \quad (30)$$

其中:  $\bar{e}_{yi}$  为无故障时残差的上界。

#### 3.3 故障重构

**定理 2** 对于动态系统和观测器,如果存在正定矩阵  $P$  和矩阵  $Y$ ,使得 LMI 有解,则  $\hat{f}_a = \int_0^\infty -G e_y(t) dt$ , 为实际故障信号  $f_a$  的渐近重构。

**证明** 由定理 1 可知,当  $\bar{\Sigma} < 0$  时,得到  $\bar{V} < 0$ ,误差增广系统  $\bar{e}_x$  渐近稳定。根据式(13)可知,故障估计误差  $e_{fa}$  随时间趋于无穷而趋于 0,即  $t \rightarrow \infty$  时,有  $e_{fa} = \hat{f}_a - f_a \rightarrow 0$ ,因此  $\hat{f}_a \rightarrow f_a$ 。

故障估计信号  $\hat{f}_a$  可以准确追踪实际故障信号  $f_a$ ,则  $\hat{f}_a = \int_0^\infty -G e_y(t) dt$  是实际故障信号  $f_a$  的渐近重构,证毕。

## 4 实验仿真

为了验证所提出方法的有效性,以2030 mm冷连轧机F4号机架的主传动系统作为研究对象。相应的主传动系统设备参数为: $T_L=1.45 \times 10^4 \text{ N}\cdot\text{M}$ ,  $J_M=1552 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$ ,  $J_L=1542 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$ ,  $C_m=2 \times 10^5 \text{ N}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$ ,  $C_L=2 \times 10^6 \text{ N}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$ ,  $K=5.93 \times 10^6 \text{ (N}\cdot\text{m)/rad}$ ,  $R=0.4 \text{ m}$ ,  $I_c=1720 \text{ A}$ ,  $P_a=7807 \text{ kN}$ ,  $\psi=28$ ,  $a=0.49$ ,  $b=0.09$ ,  $c=0.0033$ 。

根据引理1,得到观测器增益矩阵  $T$  和  $N$  分别为

$$T = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$N = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

通过求解定理1的条件,将Lipschitz常数  $\gamma$  和  $H_\infty$  性能指标的参数  $\delta$  分别选取为  $\gamma=0.1$  和  $\delta=0.1$ ,可得

$$S = 10^5 \times \begin{bmatrix} 1.0448 & 0.9586 & 0.0020 \\ 1.0119 & 0.9887 & 0.0192 \\ -0.0103 & 0.0102 & 0.0242 \end{bmatrix}$$

$$G = 10^5 \times [-5.8881 \quad 6.8629 \quad -3.8777]$$

计算式(11),得到其余观测器增益矩阵为

$$F = 10^5 \times \begin{bmatrix} -1.0454 & -0.9586 & -0.0211 \\ -1.0119 & -0.9952 & 0 \\ 0.0103 & -0.0102 & -0.0242 \end{bmatrix}$$

$$L = 10^4 \times \begin{bmatrix} 5.2206 & 4.7928 & -0.0856 \\ 5.0595 & 4.9109 & 0.1923 \\ -0.0515 & -0.0511 & 0.1212 \end{bmatrix}$$

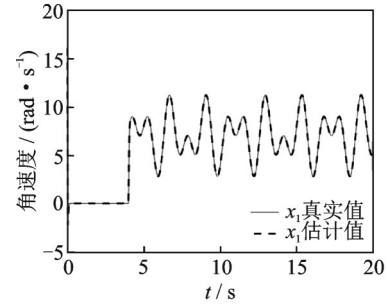
轧机主传动系统的故障矩阵和干扰矩阵分别为  $B_f=[0 \quad 1 \quad 0]^T$  和  $D=[1 \quad 1 \quad 0]^T$ ;外部干扰为  $d=\text{rand} \ 3.6\sin(10\pi t)$ 。

在仿真实验中对咬刚冲击振动故障进行模拟,假设其故障形式为

$$f_a = \begin{cases} 0 & (0 < t < 4 \text{ s}) \\ 10^5 + 6500\sin(4t)\cos(t) & (t \geq 4 \text{ s}) \end{cases}$$

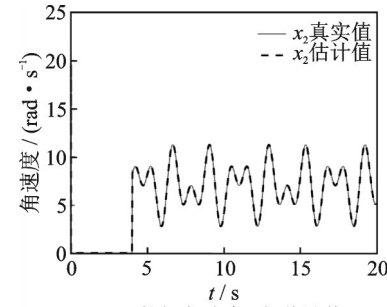
主传动系统的初始状态设为  $[x_1 \quad x_2 \quad x_3]^T = [15 \quad 22 \quad 0.05]^T$ ,观测器的初始状态设为  $[z_1 \quad z_2 \quad z_3]^T = [0 \quad 0 \quad 0]^T$ 。根据式(30)可得故障检测阈值分别为  $\lambda_1=2.53 \times 10^{-4}$ ,  $\lambda_2=2.42 \times 10^{-4}$  和  $\lambda_3=3.75 \times 10^{-5}$ 。

主传动系统的状态变量估计值如图3所示。可见:观测器在0.4 s内就能跟踪上系统状态值,显示出观测器具有很好的快速性;观测器的状态估计曲线与系统状态实际曲线拟合度较高,说明通过干扰解耦,可增强观测器对外部扰动的鲁棒性。



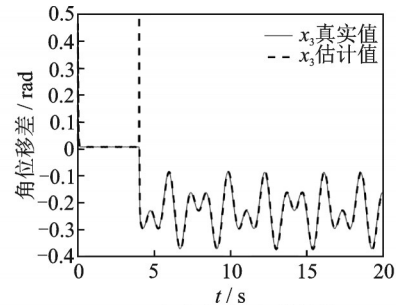
(a) 电机角速度  $x_1$  与估计值

(a) Motor angular velocity  $x_1$  and its estimate



(b) 轧辊角速度  $x_2$  与估计值

(b) Roll angular velocity  $x_2$  and its estimate



(c) 角位移差  $x_3$  与估计值

(c) Angular displacement difference  $x_3$  and its estimate

图3 主传动系统的状态变量估计值

Fig.3 Estimated values of the state variables of the main drive system

图4为发生故障时的故障检测残差。可以看出:在  $t=0\sim 4 \text{ s}$  期间,残差近似为0,表明提出的未知输入观测器方法能够很好地消除外部干扰的影响;在  $t=4\sim 20 \text{ s}$  时,残差超过阈值,说明主传动系统发生咬刚冲击振动故障,显示出观测器残差对故障信号具有良好的敏感性。

故障的实际值与重构值如图5所示。可以看

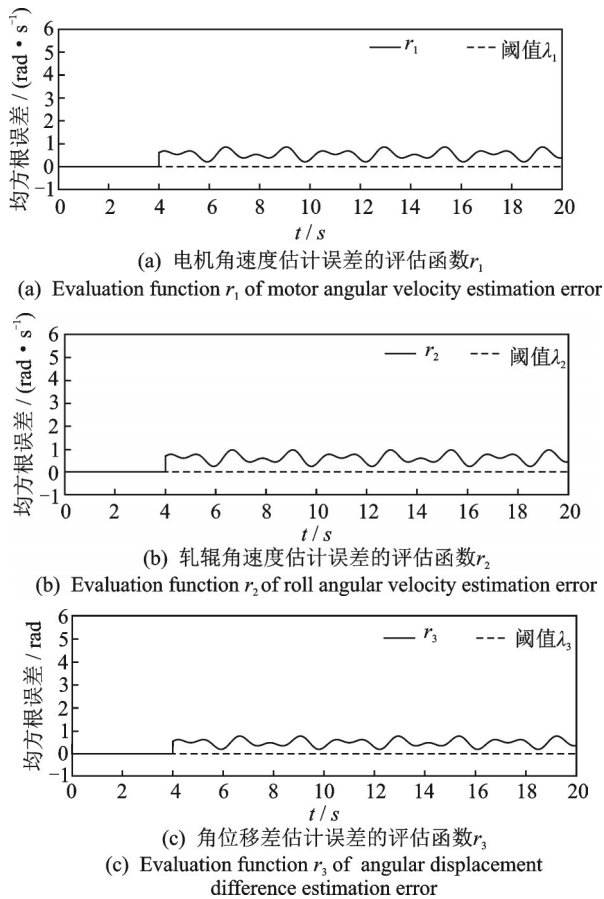


图 4 发生故障时的故障检测残差

Fig.4 Fault detection residual in case of fault

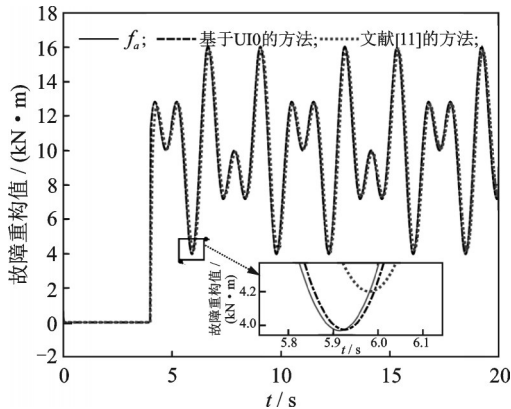


图 5 故障的实际值与重构值

Fig.5 Actual value and reconstructed value of fault

出,即使轧机主传动系统存在外部干扰的影响,提出的故障重构方法也能准确地对故障信号进行估计。图 6 为故障重构误差曲线。可以看出,在  $t = 4$  s 时,轧机主传动系统出现咬钢振动故障,观测器的故障重构误差突然增大,并在 0.5 s 内迅速收敛在一个理想的区间内,表明观测器具有快速性和良好的故障重构能力。

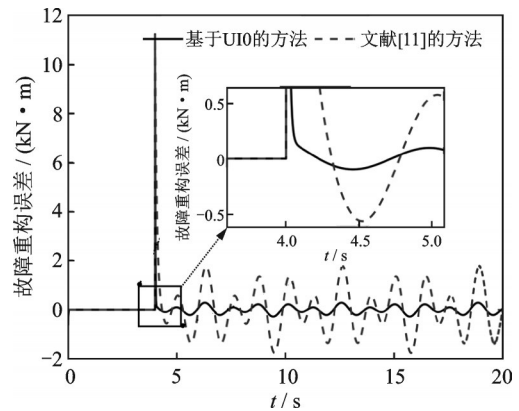


图 6 故障重构误差曲线

Fig.6 Fault reconstruction error

将基于未知输入观测器的故障重构结果与文献 [11] 进行比较,实验系统设置了相同的外部干扰  $d$ 。从图 5 可以看出,2 种方法都成功实现故障重构,但所提出方法具有更高的故障估计精度。从图 6 可以看出,相比于文献 [11],所提出方法的故障重构误差较小,更好地衰减了系统中的外部干扰。

上述分析表明,采用基于未知输入观测器的干扰解耦技术与  $H_\infty$  性能指标相结合的方法可以有效抑制外部干扰和非线性因素对系统故障检测和重构的影响。

## 5 结 论

1) 提出的基于观测器的方法能够在轧机主传动系统存在外部干扰的情况下,可以实现对故障的准确检测和故障重构。

2) 利用干扰解耦技术与  $H_\infty$  性能指标相结合的方法,可以有效降低外部干扰对观测器故障重构的影响。

## 参 考 文 献

[1] 寇发荣,武江浩,景强强,等. 1/4 车辆电磁混合主动悬架容错控制[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(1): 96-102.

KOU Farong, WU Jianghao, JING Qiangqiang, et al. Fault tolerant control of electro-magnetic hybrid active suspension for quarter vehicle[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(1): 96-102. (in Chinese)

[2] LUO H, YANG X, KRUEGER M, et al. A plug-and-play monitoring and control architecture for disturbance

- compensation in rolling mills [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 23(1): 200-210.
- [3] KHARRAT D, GASSARA H, EL HAJJAJI A, et al. Adaptive observer and fault tolerant control for Takagi-Sugeno descriptor nonlinear systems with sensor and actuator faults [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2018, 16(3): 972-982.
- [4] ZHANG K, JIANG B, YAN X G, et al. Incipient voltage sensor fault isolation for rectifier in railway electrical traction systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(8): 6763-6774.
- [5] CHOI K, KIM Y, KIM S K, et al. Current and position sensor fault diagnosis algorithm for pmsm drives based on robust state observer [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(6): 5227-5236.
- [6] KAZEMI M G, MONTAZERI M. A new fault detection approach for nonlinear Lipschitz systems with optimal disturbance attenuation level and Lipschitz constant [J]. Electrical Engineering, 2018, 100(3): 1997-2009.
- [7] LIU M, ZHANG L, SHI P, et al. Fault estimation sliding-mode observer with digital communication constraints [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2018, 63(10): 3434-3441.
- [8] LI F, HU Z, ZHAO G. Fault estimation and adaptive fault tolerant control for dynamic systems based on the second-order sliding mode observer [J]. Journal of Systems and Control Engineering, 2016, 230(3): 222-230.
- [9] MA H J, LIU Y, LI T, et al. Nonlinear high-gain observer-based diagnosis and compensation for actuator and sensor faults in a quadrotor unmanned aerial vehicle [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(1): 550-562.
- [10] 董敏, 周彬. 基于未知输入观测器的板带轧机液压压下系统故障诊断[J]. 中国机械工程, 2013, 24(20): 2735-2740.  
DONG Min, ZHOU Bin. Fault diagnosis based on unknown input observer for hydraulic screw down system of strip rolling mill [J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(20): 2735-2740. (in Chinese)
- [11] 孙延修. 一种含扰动项的非线性系统执行器故障估计方法[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(3): 38-42.  
SUN Yanxiu. A method of actuator fault estimation for nonlinear system with disturbance term [J]. Fire Control & Command Control, 2021, 46(3): 38-42. (in Chinese)
- [12] 崔金星, 邓烁, 彭艳, 等. 工业数据驱动的轧机振动预测和工艺优化[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(1): 110-116.  
CUI Jinxing, DENG Shuo, PENG Yan, et al. Rolling mill vibration prediction and process optimization driven by industrial data [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(1): 110-116. (in Chinese)
- [13] TIAN Y, ZHU F. Fault estimation and observer-based fault-tolerant controller in finite frequency domain [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2018, 40(5): 1659-1668.
- [14] LIANG T, WANG M, HUANG C. Finite-time sensor fault diagnosis observer design for attitude control systems of satellite based on sampled-data descriptor systems [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2019, 41(12): 3490-3506.
- [15] 胡正高, 赵国荣, 李飞, 等. 基于自适应未知输入观测器的非线性动态系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2016, 31(5): 901-906.  
HU Zhenggao, ZHAO Guorong, LI Fei, et al. Fault diagnosis for nonlinear dynamical system based on adaptive unknown input observer [J]. Control and Decision, 2016, 31(5): 901-906. (in Chinese)
- [16] 郑玉巧, 魏剑峰, 朱凯, 等. 风力机主轴承故障监测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(2): 341-347.  
ZHENG Yuqiao, WEI Jianfeng, ZHU Kai, et al. Fault monitoring method of wind turbine main bearing [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(2): 341-347. (in Chinese)



**第一作者简介:**张瑞成,男,1975年3月生,博士、教授。主要研究方向为轧机电振动控制、轧钢自动化和机电耦合系统动态特性分析与控制等。曾发表《基于转子感应电流影响的轧机主传动机电耦合系统参激振动机理研究》(《振动与冲击》2016年第35卷第17期)等论文。  
E-mail: rchzhang@126.com