

轧制力传感器故障诊断方法研究

刘波峰¹ 张建强¹ 陈湘林² 杨传柱³ 詹国镇² 廖志锋²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410012; 2. 广州市金仪自动化有限公司, 广东 广州 510381;
3. 广州钢铁企业集团有限公司, 广东 广州 510381)

摘 要 热轧板厂采用轧制力测量系统实时测量轧制压力和空载辊缝, 以间接测量和控制带钢轧制厚度。轧制力传感器本身的结构特点和其工作的恶劣环境决定了它是整个控制系统中最容易发生故障的环节之一。为了避免传感器故障造成巨大经济损失, 本文针对所研发的轧制力传感器进行了传感器故障分析、诊断及隔离方法的研究, 提出了一种基于卡尔曼滤波和多重假设检验的故障诊断、隔离方法, 仿真证明该方法可以及时、有效地检测到传感器故障并对输出数据进行重构。

关键词 传感器故障诊断; 轧制力; 卡尔曼滤波; 多重故障假设检验

中图分类号: TG334.9+3 文献标识码: A 文章编号: 1671-3818(2012)06-0001-04

RESEARCH ON TROUBLE DIAGNOSIS METHODS FOR ROLLING FORCE SENSOR

Liu Bofeng¹ Zhang Jianqiang¹ Chen Xianglin² Yang Chuanzhu³ Zhan Guozhen² Liao Zhifeng²

(1. Electrical & Information Engineering School of Hunan University, Changsha 410012, Hunan; 2. Guangzhou Jinyi Automation Co., Ltd., Guangzhou 510381, Guangdong; 3. Guangzhou Iron & Steel Enterprises Holdings Ltd., Guangzhou 510381, Guangdong)

Abstract Rolling force measuring system is used in hot rolling plant to indirectly measure and control the thickness of hot-rolled plate. The force sensor is one of the most fragile cells in the whole control system because of its special structure and the bad environment. In the motive of avoiding huge economic losses caused by sensor trouble, the paper focuses on sensor fault detection and isolation (FDI), and proposes a FDI algorithm method based on Kalman Filter and Multiple-failure-hypothesis. And simulations validate the effectiveness and instantaneity of sensor fault detection and configuration of output data of the proposed FDI algorithm.

Key words FDI; roll force; Kalman Filter; Multiple-failure-hypothesis based testing

热轧厂轧机自动控制系统中有一项重要的功能是自动厚度控制 (Automatic Gauge Control, AGC): 轧制过程中实时检测轧制压力和空载辊缝, 根据弹跳方程计算出任意时刻的实际轧出厚度, 据此控制下压量最终控制带钢的厚度, 保证厚度均匀。因此带钢的厚度质量依赖于轧制力的测量。轧制力传感器能否正常工作, 决定着轧机自动控制系统能否正确、稳定、可靠地运行。本文将针对所研发的轧制力传

感器讨论其故障类型, 并基于卡尔曼滤波和多重假设检验的方法, 提出一种有效、实时性好的传感器故障诊断、隔离算法, 当传感器发生故障时, 能对输出进行重构。

1 AGC 控制系统传感器故障诊断原理

1.1 AGC 系统模型

AGC 系统传感器故障诊断结构如图 1 所示。图中传感器 A、B 代表轧制力传感器内部包含的两

基金项目: 广东省省部产学研结合引导项目 2011B090400264

作者简介: 刘波峰 (1962-) 男, 副教授, 硕士研究生, 1984 年毕业于湖南大学。

个并行工作的传感器。这两个传感器同时对压力敏感。 u 为轧机输入量,即轧制力下压控制量; z 为轧机输出量,即轧制力; w 为系统噪声, v 分别为两传感器测量噪声。

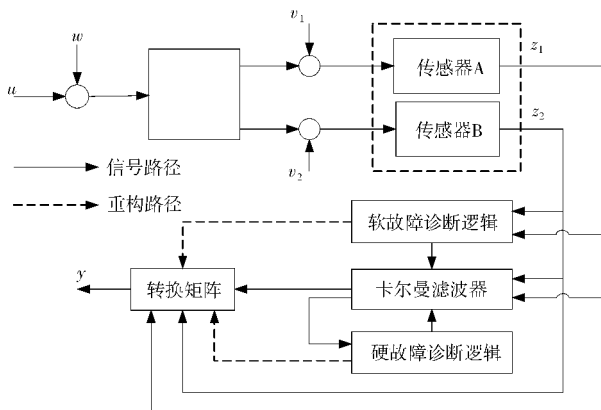


图1 轧制力传感器故障诊断结构图

该 AGC 系统状态方程和测量方程分别为:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} \quad (1)$$

$$z_k = Cx_k + v_k \quad (2)$$

式中 系统参数 $A=1, B=0.5$;

测量矩阵 $C=1$;

w, v ——服从高斯分布的白噪声。

1.2 卡尔曼滤波实现

卡尔曼滤波器是一种最优化自回归数据处理算法。卡尔曼滤波器用目标的动态信息,设法去掉噪声的影响,得到一个关于目标状态的最优估计,也即是使估计值尽可能地接近真实值。这个估计可以是对当前目标状态的估计(滤波),也可以是对将来状态的估计(预测),也可以是对过去状态的估计(插值或平滑)。由图1可以看出,卡尔曼滤波器是整个 AGC 系统传感器故障诊断算法的核心和关键,这里用它来产生轧制力的最优估计,以及滤波残差。

卡尔曼滤波器不需要全部过去的观察数据,甚至不要求系统确切的模型。它只是根据前一个估计值和最近一个观察数据来估计信号的当前值,用状

态方程和递推方法进行估计的,其解则是以估计值的状态变量形式给出。

首先,根据系统过程模型对系统下一状态进行预测,设当前时刻为 $k-1$ 则

$$\hat{x}_{k/k-1} = A\hat{x}_{k-1/k-1} + Bu_k \quad (3)$$

式中 $\hat{x}_{k-1/k-1}$ ——当前时刻状态最优估值。

接下来计算预测值协方差:

$$P_{k/k-1} = AP_{k-1/k-1}A^T + Q_{k-1} \quad (4)$$

式中 $P_{k-1/k-1}$ —— $\hat{x}_{k-1/k-1}$ 对应的协方差;

Q_{k-1} —— w_{k-1} 的协方差。

计算 k 时刻卡尔曼增益矩阵:

$$K_k = P_{k/k-1}C^T(CP_{k/k-1}C^T + R_k)^{-1} \quad (5)$$

观测到新的 z_k 后,对估值进行修正,得到 k 时刻状态最优估值:

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k(z_k - \hat{z}_k) \quad (6)$$

式中 $\hat{z}_k = C\hat{x}_{k/k}$,即为 k 时刻轧制力最优估值。

残差为

$$\gamma_k = z_k - \hat{z}_k \quad (7)$$

通过对残差序列 $|\gamma|$ 进行分析,就可以得到传感器故障信息。

1.3 传感器故障诊断及数据重构方法

传感器故障表现为硬故障和软故障两类形式。硬故障是指传感器数据中突然出现大的异值或偏差;软故障是指小的偏差、漂移随时间积累或器件老化导致灵敏度下降一类的故障。传感器硬故障一般易于检测,一旦滤波残差的绝对值超出器件标称标准偏差的门限值,就可以判定该传感器发生了故障,门限值根据传感器噪声的统计特性设定,一般取标准偏差值的两倍。表1列出了某型轧制力传感器的基本参数,据此可设定残差阈值为1%,即当检测到 $\frac{|\gamma_k|}{\hat{z}_k} \times 100\% > 1\%$ 时,可判定传感器出现硬故障,此时由卡尔曼滤波器的最优估值 \hat{z} 代替传感器的测量值 z 。

表1 轧制力传感器的性能

额定负荷 /MN	等级 /%	标定精度 /%	线性偏差 /%	零点	灵敏度	温度范围/℃			滞后 /%	重复性误差 /%
						最佳	连续最高	短期最高		
5	0.5	0.1	0.5	±100	±100	20~80	-40~90	110	0.2	0.1

软故障诊断算法基于故障假设检验,分别假设 H_0 : 两传感器均没发生故障; H_1 : 传感器 A 发生故障; H_2 : 传感器 B 发生故障。软故障诊断结构如图2所示。利用三个相同结构的卡尔曼滤波器分别基于三种假设进行滤波估计,分别产生三个残差序列 y_i ($i=0, 1, 2$),且服从概率分布:

$$L_i = p_i(\gamma_i) = ke^{-WSSR_i} \quad (8)$$

式中 k ——常数;

$WSSR_i$ ——残差的加权二乘方。

$$WSSR_i = \gamma_i^T \sum^{-1} \gamma_i \quad (9)$$

式中 $\sum = \text{diag}(\delta_j^2)$,

δ_j ——传感器标称的标准偏差。

取 $LR_i = \log(L_i/L_0) = WSSR_0 - WSSR_i$ (10)

则 LR_i 服从 χ^2 分布,给定虚警率 α ,查 χ^2 分布表,得故障判定门限值 λ_i 。

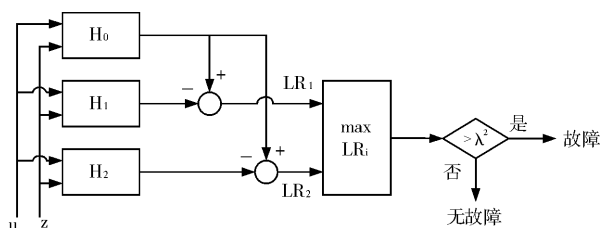


图2 软故障诊断结构图

为了降低误报警率,并提高故障检测算法对系统模型误差的鲁棒性,可采用自适应门限值对残差概率分布进行判定。自适应门限值 λ_i 由式(11)、(12)给出,它由两部分组成,即 λ_{iSS} 和 λ_{iEXP} 。

$$\lambda_i = \lambda_{iSS} (\lambda_{iEXP} + 1) \quad (11)$$

$$\tau \dot{\lambda}_{iEXP} + \lambda_{iEXP} = M_{tran} \quad (12)$$

式中 λ_{iSS} ——初始的稳态门限值,它表征了传感器的正常误差与系统模型稳态误差之和的大小;

λ_{iEXP} ——系统模型的瞬态误差,其值可由式(12)确定;

τ ——系统时间常数;

M_{tran} ——与系统瞬态输入呈正比的参数,其值可由试验确定。

2 评估试验及故障仿真

基于所研发的某型轧制力传感器和 dspace 仿真平台,本文进行了半实物仿真试验。试验目的是:

- (1) 验证卡尔曼滤波器对轧制力估计值的准确度。
- (2) 评估故障诊断、隔离算法的有效性。

2.1 传感器正常工作时仿真试验

卡尔曼滤波器对轧制力参数的估计值是否可靠

是故障诊断算法的关键和核心。因传感器正常工作时,会承受动态载荷,故本试验中便对传感器施加此动态载荷的模拟激励,记录其输出值和卡尔曼滤波器的估计值,结果如图3所示。仿真试验表明卡尔曼滤波器对轧制力的估值正确并可靠地反映了实际状态,通过自适应调整门限值,故障诊断算法对系统

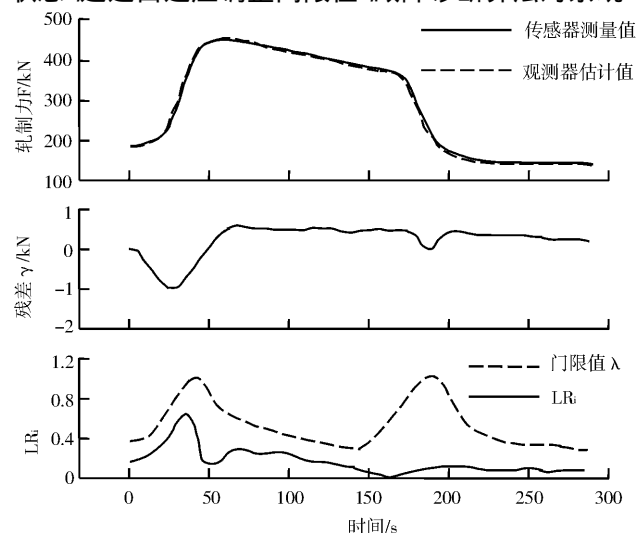


图3 传感器正常时仿真试验曲线

的动态响应应具有充分的鲁棒性,降低了误报警率。

2.2 传感器硬故障仿真

此仿真试验模拟传感器出现硬故障时的状况,采样周期为0.02s,在第100个采样点对传感器A的输出施加1000N的阶跃值,在第150个采样点恢复正常,模拟传感器A发生硬故障,同时传感器B正常工作,作为对比参照。仿真结果如图4所示,点

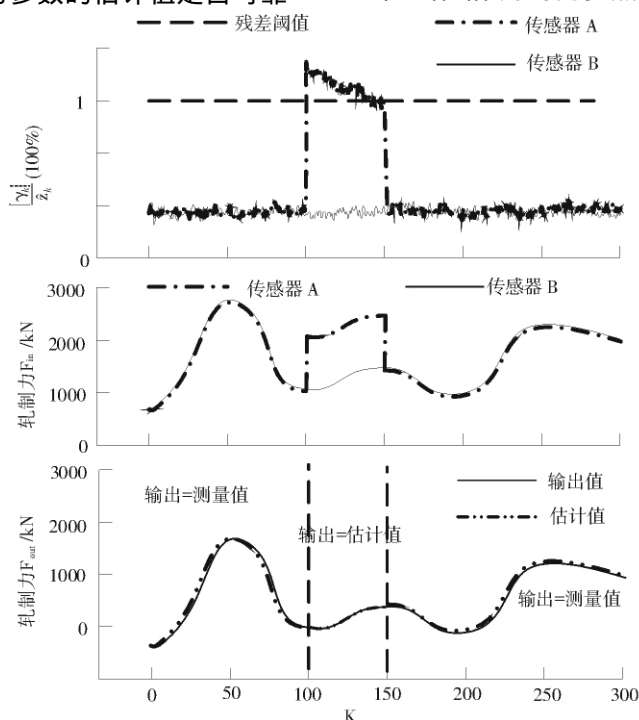


图4 硬故障仿真试验曲线

划线表示传感器 A 输出值及其滤波残差; 实线表示传感器 B 输出值及其滤波残差; 虚线是根据传感器参数选定的残差阈值; 双点划线表示卡尔曼滤波器对传感器的估计值; 实线表示系统输出的轧制力值。可以看出, 传感器 A 的卡尔曼滤波残差绝对值在第 101 个采样点超过了传感器故障检测的门限值, 给出报警信号, 由此进行故障隔离, 并由滤波器估计值代替传感器检测值, 实现输出重构; 当传感器恢复正常时, 恢复传感器测量值输出。通过与传感器 B 的残差曲线对比可发现, 传感器正常工作情况下, 滤波残差一致性好, 不会出现误报警。

2.3 传感器软故障仿真

对传感器施加与 2.1 试验中相同的激励, 不同的是在开始仿真时给传感器的输出加入 2.5% 的漂移信号, 模拟传感器出现软故障, 记录结果如图 5 所示。在 t_2 、 t_4 时间段准确判定出传感器出现故障, 隔离该传感器输出信号, 以卡尔曼的滤波估值代替传感器测量值, 重构输出。在 t_1 、 t_3 时间段, 直接输出传感器测量值。

3 结论

本文将针对所研发的轧制力传感器讨论其故障类型, 并基于卡尔曼滤波和多重假设检验的方法, 提出一种有效、实时性好的传感器故障诊断、隔离算法, 当传感器发生故障时, 能对输出进行重构。通过仿真实验, 可得出如下结论:

(1) 传感器正常工作时, 卡尔曼滤波器可以准确可靠的估计轧制力的实际值, 通过自适应门限值

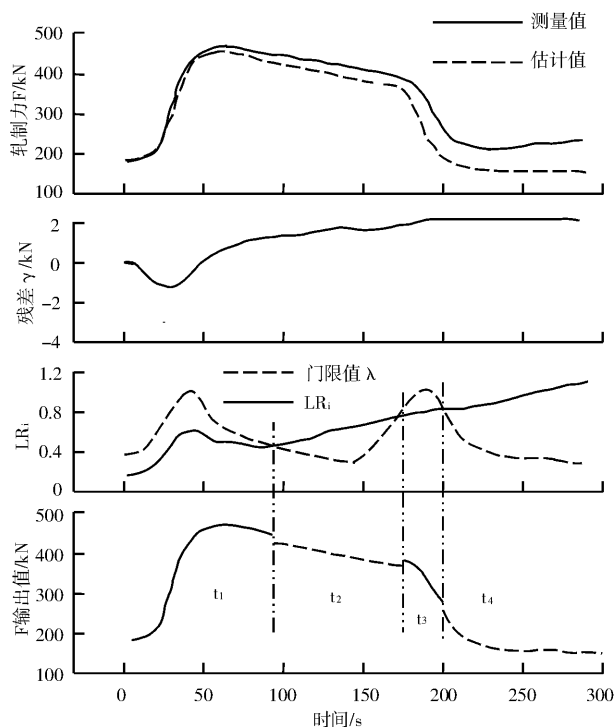


图 5 软故障仿真试验曲线

控制, 无误报警。

(2) 传感器发生硬故障时, 可在几个采样周期内准确检测到, 及时隔离故障传感器输出, 虚警率低。

(3) 传感器发生软故障时, 通过多重故障假设检验和自适应门限值判定, 可以有效检测软故障, 并对输出进行重构。不足之处是对于动态信号中快速变化的微小时间段, 为了降低虚警率, 导致部分故障不能及时检测到, 有待后期研究改进。

参 考 文 献

- [1] John C. DeLaat, Walter C. Merrill, Advanced detection isolation and accommodation of sensor failures in Turbofan engine. Real-time Microcomputer Implementation, 1990, NASA22925.
- [2] 周明华. 轧制力测量系统在热轧板厂生产中的作用[J]. 梅山科技, 2005, 3.
- [3] 许秀玲, 汪晓东, 张浩然. 基于卡尔曼滤波器的传感器故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(8): 79-80.
- [4] Hanen Berriri, Mohamed Wissem Naouar, Ilhem Slama - Belkhdja. Easy and Fast Sensor Fault Detection and Isolation Algorithm for Electrical Drives. IEEE TRANSACTIONS ON POWER ELECTRONICS, VOL. 27, NO. 2, 2012.
- [5] Tooraj Abbasian Najafabadi, Farzad R. Salmasi, Parviz Jabehdar - Maralani. Detection and Isolation of Speed - , DC - Link Voltage and Current - Sensor Faults Based on an Adaptive Observer in Induction - Motor Drives. IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 58, NO. 5, MAY 2011.