

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311261

磁浮列车双冗余加速度传感器故障检测研究*

余旭涛, 吴威, 牛刚

(同济大学铁道与城市轨道交通研究院 上海 201804)

摘要:磁浮列车双冗余加速度传感器外置于电磁铁之上,运行时受振动、电磁干扰、温湿度变化等因素影响,测量特性不稳定,体现为动态的测量噪声。现阶段工程中常采用测试对比法检测冗余传感器,动态噪声下易出现虚警漏警的问题,检测准确率较低,因此提出了基于自适应多点广义似然比检验的传感器故障检测方法。采用多点判决形式,增强对离群点的鲁棒性,同时引入滑动窗方差估计,递推估计奇偶向量的方差,调整判决函数,实现对动态噪声的自适应。经小比例悬浮试验台验证,相比同类传统方法,算法在静态噪声实验中检测准确率提高15%,在动态噪声实验中检测准确率提高13%,且显著改善了虚警漏警抑制能力,对动态噪声具有良好的鲁棒性。

关键词:双冗余加速度传感器;故障检测;广义似然比检验

中图分类号: TP212.6 TH113.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99 520.2060

Research on fault detection of double redundant acceleration sensor for maglev train

Yu Xutao, Wu Wei, Niu Gang

(Institute of Rail Transit, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: The dual-redundant acceleration sensor of the maglev train is externally mounted on the electromagnet. It is affected by vibration, electromagnetic interference, temperature and humidity change during operation. Its measurement characteristics are unstable, which are reflected by dynamic measurement noise. At present, the comparison test method is often used to detect redundant sensors in engineering practice. The problem of false alarm and miss alarm is easy to occur under dynamic noise, and the detection accuracy is low. Thus, in this article, an adaptive multi point generalized likelihood ratio test algorithm is proposed for sensor fault detection. The multi point decision form is used to enhance the robustness to outliers. In addition, the sliding window variance estimation is introduced to recursively estimate the variance of parity vectors, and the decision function is adjusted to realize the adaptiveness to dynamic noise. The effectiveness of the proposed algorithm is evaluated by experiments on a small-scale suspension test-rig. Compared with similar traditional algorithms, the detection accuracy of the proposed algorithm increased by 15% in static noise experiments, and increased by 13% in dynamic noise experiments. The false alarm rate and missing alarm rate are significantly reduced with good robustness to dynamic noise.

Keywords: double redundant acceleration sensor; fault detection; generalized likelihood ratio test

0 引言

悬浮控制系统是磁浮列车悬浮的基础,是磁浮列车的核心子系统。但由于工况恶劣,悬浮系统是磁浮列车故障率最高的子系统之一,其多个子部件均易发生故障,

其中,加速度传感器是失效率最高的部件^[1]。为保证悬浮系统的高可靠性,加速度传感器常采用双冗余配置^[2]。工程中,冗余传感器的故障检测常通过人工测试和信号对比确定^[3]。该检测方法虽应用广泛,但从方法原理和实践情况来看仍存在不足,如噪声干扰下易误检,检测具有滞后性,且在实际复杂工况下,传感器通常表现出方差

收稿日期:2023-04-04 Received Date: 2023-04-04

* 基金项目:国家自然科学基金(51575396)、大功率交流传动电力机车系统集成国家重点实验室开放课题(13121430001220)项目资助

时变的动态噪声特性,固定阈值难以适配,进一步增加了故障检测难度。

广义似然比检验(generalized likelihood ratio test, GLT)方法是一种常用的冗余传感器系统故障检测方法,广泛用于捷联惯导^[4-5]、机器人^[6]、磁悬浮轴承^[7-8]等系统的传感器故障检测。其利用奇偶空间法对冗余组件信号进行变换构建判决函数,依据先验的噪声分布特性确定故障判决阈值,与故障判决函数作比较实现故障检测。实际应用中,传感器测量数据不可避免的存在测量噪声,产生的信号离群点易导致检测系统的虚警漏警现象,文献[9]提出了4点GLT方法,仅当持续发生故障警告时确认故障。文献[10]对冗余传感器互相作差,利用自适应滤波估计残差之间的互相关系数,滤波的过程间接降低了噪声的影响。文献[6]针对存在相关性的测量噪声问题提出了奇偶向量法与马氏距离结合的故障检测方法,避免了相关变量间距离在欧式空间中的错误度量。文献[11]采用平均奇偶向量法,通过平均的思想降低噪声对故障检测的影响,提高了奇偶向量法对软故障的检测能力。

现有研究多从静态噪声出发,降低噪声对故障检测的影响。工程实际中,加速度传感器外置于电磁铁上,工作环境较为恶劣,电磁干扰、振动和温湿度变化都会对传感器电路及敏感元件产生不良影响,传感器测量方差与其标定值有明显出入,且随工况变化产生方差时变的动态噪声,如何在动态测量噪声背景下提高传感器故障检测的精度,抑制虚警漏警是冗余传感器故障检测的挑战和难点。

本文以磁浮列车双冗余加速度传感器故障检测技术需求为牵引,以广义似然比检验方法为基础,针对传统方法在工程应用中的缺陷与难点,以虚警漏警抑制和动态噪声自适应为目标,对传统广义似然比检验算法进行改进,提出了自适应多点广义似然比检验方法(adaptive multi point generalized likelihood ratio test, AMPGLT)。构建多点综合判决函数,避免单点检测对离群点的敏感性,实现虚警漏警抑制目的,同时引入滑动窗方差估计方法,给出故障判决函数所需参考方差,得到动态噪声自适应的故障判决函数,防止动态噪声导致的误判,实现动态噪声背景下的自适应故障检测。最后通过实验测试所提方法的有效性,并与传统广义似然比检验方法进行对比,实验结果表明,该方法能够有效提升动态噪声背景下磁浮列车双冗余加速度传感器的故障检测准确性,实现虚警漏警抑制。

1 广义似然比检验算法

1.1 广义似然比检验原理

广义似然比检验方法的主要任务包括残差序列生成、故障判决函数、故障判决阈值3部分。首先利用奇偶

空间法对冗余组件信号进行变换,生成与被测状态无关的奇偶向量,仅反映传感器测量的噪声效应和可能的故障效应,且认为测量噪声服从零均值高斯分布。对所生成的奇偶向量建立统计量作为故障判决函数,依据先验的噪声分布特性确定故障判决阈值,与故障判决函数比较实现故障检测。

假设传感器输出方程为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{f} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$ 代表被测的 $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^m$ 个状态变量; $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^m$ 代表 $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 个传感器的测量值; $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是传感器输出矩阵,代表传感器配置方式; $\mathbf{f} \in \mathbf{R}^m$ 为故障向量; $\boldsymbol{\varepsilon} \in \mathbf{R}^m$ 为测量噪声向量,符合零均值,协方差为 \mathbf{Q} 的高斯分布,即 $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{0}$, $E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T) = \mathbf{Q} = \sigma^2\mathbf{I}$ 。为产生与被测状态量无关的残差,利用奇偶矩阵 \mathbf{V} 对输出进行线性变换:

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}\mathbf{Z} = \mathbf{V}\mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V}\mathbf{f} + \mathbf{V}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

式中:奇偶矩阵 \mathbf{V} 满足 $\mathbf{V}\mathbf{H} = \mathbf{0}$ 。式(2)改写为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}\mathbf{f} + \mathbf{V}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (3)$$

由式(3)可知,奇偶向量 \mathbf{P} 仅与故障向量和测量噪声向量相关,当传感器正常运行时, \mathbf{P} 仅是噪声的函数,这种线性变换方法称为奇偶向量法。

为进行故障判决,做出如下假设检验。

$$\text{无故障状态 } H_0: E(\mathbf{P}) = \mathbf{0}, E(\mathbf{P}\mathbf{P}^T) = \sigma^2\mathbf{V}\mathbf{V}^T。$$

有故障状态 $H_1: E(\mathbf{P}) = \boldsymbol{\mu}$, $E((\mathbf{P} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{P} - \boldsymbol{\mu})^T) = \sigma^2\mathbf{V}\mathbf{V}^T$, 其中, $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{V}\mathbf{f}$ 。

\mathbf{P} 服从 $m - n$ 维正态分布,根据有无故障下的似然函数构造对数似然比:

$$L(\mathbf{P}) = \ln \left[\frac{\varphi(\mathbf{P} | H_1)}{\varphi(\mathbf{P} | H_0)} \right] = \frac{1}{2} \left[\frac{\mathbf{P}^T(\mathbf{V}^T\mathbf{V})^{-1}\mathbf{P}}{\sigma^2} - \frac{(\mathbf{P} - \boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{V}^T\mathbf{V})^{-1}(\mathbf{P} - \boldsymbol{\mu})}{\sigma^2} \right] \quad (4)$$

式(4)对 $\boldsymbol{\mu}$ 求导,得到 $\boldsymbol{\mu}$ 的极大似然估计值 $\hat{\boldsymbol{\mu}} = \mathbf{P}$,极大似然函数值为:

$$L_{\max}(\mathbf{P}) = \frac{1}{2\sigma^2} [\mathbf{P}^T(\mathbf{V}\mathbf{V}^T)^{-1}\mathbf{P}] \quad (5)$$

于是,构造故障判决函数:

$$FD_{GLT} = \frac{1}{\sigma^2} [\mathbf{P}^T(\mathbf{V}\mathbf{V}^T)^{-1}\mathbf{P}] \quad (6)$$

依据 χ^2 分布定义易知 $FD_{GLT} \sim \chi^2(m - n)$ 。设置阈值 T_D ,若 $FD_{GLT} \geq T_D$,则发生故障,若 $FD_{GLT} < T_D$,则无故障。

无故障时,故障判决函数 $FD_{GLT}(m - n)$ 服从中心 $\chi^2(m - n)$ 分布,概率密度函数 $\varphi(x)$ 如下:

$$\varphi(x) = \frac{1}{2^{(m-n)/2} \int_0^\infty t^{(m-n)/2-1} e^{-t} dt} e^{-x/2} x^{(m-n)/2-1} \quad (7)$$

则当阈值设置 T_D 时,虚警率为:

$$P_F = 1 - \int_0^{T_D} \varphi(x) dx \quad (8)$$

于是可以根据指定的虚警率 α 和自由度 $m - n$ 确定故障判决阈值 T_D 。

1.2 广义似然比检验的局限性

广义似然比检验基于每个测量点生成故障判决函数 FD_{GLT} ,这种单点判决的方式导致该检测方法对离群值敏感,系统有虚警倾向,为保持虚警率在较低水平,所确定的判决阈值通常较高,导致漏警率较高,微小故障检测能力下降,虚警漏警难以权衡。另外,故障判决函数与故障判决阈值是建立在测量统计特性已知且恒定的前提下生成的,而在复杂的工程环境中,传感器的测量方差并非为恒定值,而是随着运行环境的变化,受到振动、电磁干扰、温湿度等因素影响而变化的,检测算法中使用的方差与实际噪声方差的不匹配会直接导致故障判决函数失配,严重影响故障检测效果。

2 自适应多点广义似然比检验算法

为克服广义似然比检验的局限性,针对中低速磁浮列车加速度传感器的实际工况特点,本文以降低虚警漏警及动态测量噪声自适应为目标,提出了一种自适应多点广义似然比检验方法,通过多点连续检测降低单点检测对异常点的敏感性,实现虚警漏警抑制目的。同时引入滑动窗动态方差估计方法,进行递推方差估计,给出方差自适应的故障判决函数,有效防止因动态噪声方差变化导致的虚警现象,实现动态噪声背景下的自适应故障检测。

2.1 多点判决函数

为更好地实现虚警漏警抑制,提出一种多点判决函数,克服单点判决对离群点的敏感性。

考虑宽度为 q 的滑动数据窗,依据式(2)计算 $k, k + 1, \dots, k + q - 1$ 时刻的奇偶向量 $\mathbf{P}_k, \mathbf{P}_{k+1}, \dots, \mathbf{P}_{k+q-1}$,再依据式(6)计算对应的故障判决函数 $FD_{GLT,k}, FD_{GLT,k+1}, \dots, FD_{GLT,k+q-1}$,求和得到多点故障判决函数 $FD_{sum,k}$ 为:

$$FD_{sum,k} = FD_{GLT,k} + FD_{GLT,k+1} + \dots + FD_{GLT,k+q-1} \quad (9)$$

由于单点故障判决函数服从自由度为 $m - n$ 的 χ^2 分布,即 $FD_{GLT} \sim \chi^2(m - n)$,依据 χ^2 分布性质可知,多点故障判决函数 $FD_{sum,k}$ 服从自由度为 $q(m - n)$ 的 χ^2 分布,即 $FD_{sum,k} \sim \chi^2(q(m - n))$ 。

故障检测时,给定虚警率 α ,查 χ^2 分布表, $1 - \alpha$ 分位数即是故障判决阈值 T_D 为:

$$T_D = \chi_{1-\alpha}^2(q(m - n)) \quad (10)$$

2.2 滑动窗方差估计

上述多点算法从多点检测的角度,降低了传统单点

GLT 算法对异常点的敏感性,但依然采用固定测量方差确定故障判决函数。为避免固定方差在动态噪声下引起的虚警,本文通过一种滑动窗对方差进行递推估计。

取窗宽为 n 的数据序列 $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k+1}, \dots, \mathbf{x}_{k+n-1}\}$,利用数据窗对测量均值与方差进行估计。

均值与方差的递推估计表达式如下:

$$E(\mathbf{X}_{k+1}) = E(\mathbf{X}_k) + \frac{1}{n}(\mathbf{x}_{k+n} - \mathbf{x}_k) \quad (11)$$

$$D(\mathbf{X}_{k+1}) = D(\mathbf{X}_k) + \frac{[E(\mathbf{X}_{k+1}) - E(\mathbf{X}_k)] \cdot [(\mathbf{X}_{k+n} + \mathbf{X}_k)(n - 1) - 2nE(\mathbf{X}_k) + 2\mathbf{x}_k]}{n - 1} \quad (12)$$

通过上述递推计算可以降低计算负担,提高故障检测实时性。

2.3 自适应多点广义似然比检验流程

结合上述多点判决与滑动窗方差估计方法,生成一种自适应多点广义似然比故障检测算法,算法流程如图1所示。

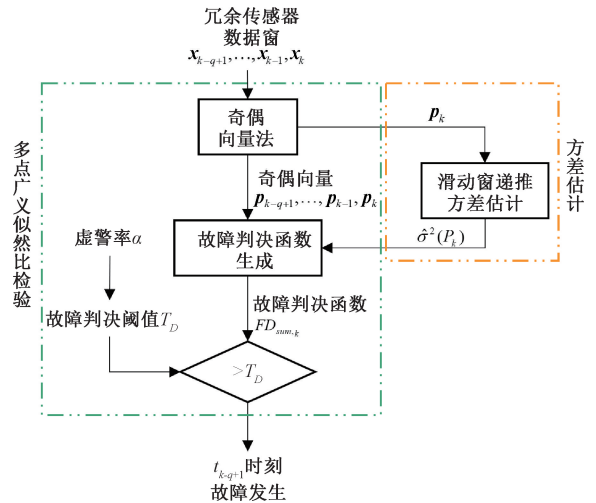


图1 自适应多点广义似然比检验算法流程

Fig. 1 Flowchart of AMPGLT

AMPGLT 算法整体由两部分组成,多点广义似然比检验环节与方差估计环节。首先在 k 时刻获取传感器测量数据窗 $\mathbf{x}_{k-q+1}, \dots, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_k$,窗宽为 q 。采用奇偶向量法生成奇偶向量窗 $\mathbf{P} = \mathbf{p}_{k-q+1}, \dots, \mathbf{p}_{k-1}, \mathbf{p}_k$,奇偶向量与被测状态无关,只表征测量间的误差。同时将 \mathbf{p}_k 投入方差估计器进行窗宽为 n 的递推方差估计,估计得到奇偶向量窗的方差 $\sigma^2(\mathbf{P})$ 。

最后利用输出的估计方差结合奇偶向量生成故障判决函数 $FD_{sum,k}$,与由指定虚警率确定的故障判决阈值 T_D 比较判断故障。若 $FD_{sum,k} \geq T_D$,则判定 t_{k-q+1} 时刻发生故障。

AMPGLT 算法一方面通过多点求和判决,降低了对异常点的敏感性,另一方面通过实时方差估计,生成了对

动态噪声自适应的故障判决函数,可以更好的抑制虚警漏警,相比传统 GLT 算法可实现更低的虚警率与漏警率,实现动态测量噪声背景下的自适应可靠故障检测。

3 实验验证

3.1 实验系统构建

为验证本文所提算法对磁浮系统双冗余加速度传感器故障检测的有效性,搭建了小比例悬浮原理试验台,并基于 LabVIEW 搭建上位机,控制悬浮状态,注入传感器故障,进行传感器故障检测实验。其特色在于可选择性模拟各种实际工况,注入不同类型故障,克服了现有试验台单点悬浮、工况片面的问题,更贴近实际情况。

所搭建的小比例悬浮试验台如图 2 所示,由外框架、轨道板、电磁铁、间隙传感器(LXX-M20P2)与加速度传感器(CJ-YD500/N)组成,电磁铁通电产生电磁力,将电磁铁与传感器所在的悬浮平台向上吸引至目标间隙处。位移传感器和加速度传感器可通过断开接线或采集端信号操作实现悬浮传感器故障模拟。电磁铁通过两组线圈串联绕成,其中一组线圈并联断路器,通过断路器旁路该线圈实现电磁铁故障模拟。试验台主要物理参数如表 1 所示。

表 1 试验台主要参数

Table 1 Main parameters of the test-rig

物理量	数值	物理量	数值
额定间隙/mm	10	额定电流/A	7.85
匝数	400	平衡点电感/mH	80
线圈电阻/ Ω	1.89	电磁铁重量/kg	3.32
磁极面积/ mm^2	2 048	平台总重/kg	7.29

3.2 测试方案设计

为验证 AMPGLT 算法实际可行性,依据工程实际故障模式注入故障。根据文献[12-15]及试验线报告^[2],磁浮列车加速度传感器主要故障模式如表 2 所示,其中开路故障由于信号特征明显,可利用信号连续为 0 准确判断,本文暂不考虑。依据主要故障的信号特点,利用上位机完成阶跃、漂移故障注入,进行故障检测测试。为模拟工程中传感器动态噪声特性,上位机增加方差变化模块,在原采样信号的基础上叠加白噪声,以测试动态噪声下的故障检测效果。

表 2 磁浮列车加速度传感器主要故障模式分析

Table 2 Common fault pattern analysis of the maglev train acceleration sensor

故障模式	信号特点
阶跃	传感器信号产生阶跃变化
漂移	传感器信号随时间线性变化
开路	传感器信号突变为 0

针对虚警漏警抑制以及动态噪声自适应两个改进目标,分别设计测试方案,验证改进算法的有效性。

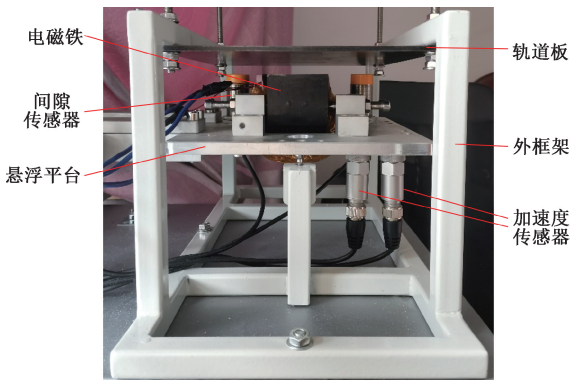
实验 1 为静态噪声测试,不改变传感器测量方差,注入不同幅值的阶跃故障,对比所提算法与传统 GLT 算法检测结果,以验证所提算法在恒方差噪声下虚警漏警抑制效果的提升。

实验 2 为动态噪声测试,变更传感器测量方差,随后对传感器注入阶跃、漂移故障,对比所提算法与传统 GLT 算法的检测结果,以验证在实际复杂工况导致的动态方差下,所提算法的综合故障检测效果。

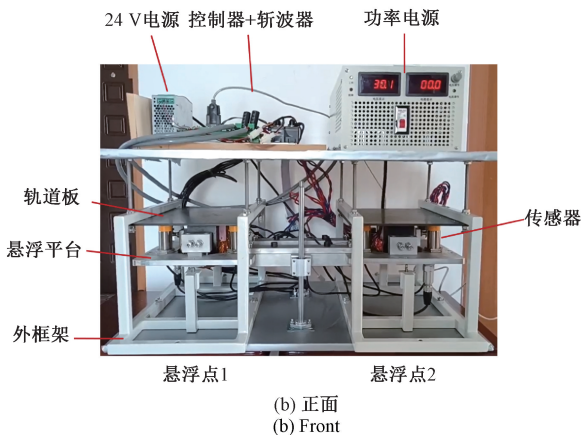
3.3 实验结果分析

实验 1 在静态噪声下向 2 号加速度传感器分别注入了 7 倍、5 倍、3 倍测量标准差的阶跃故障,用于验证所提算法的虚警漏警抑制效果。其中,3 倍标准差故障考虑为微小故障,用于进一步验证所提算法对微小故障的检测能力。取 5 倍故障检测结果进行分析,如图 3 所示。

故障在 10 s 时注入,可以看到由于故障幅值较小时,故障后,传统 GLT 的故障判决函数受噪声影响,常会落



(a) 侧面
(a) Side



(b) 正面
(b) Front

图 2 小比例悬浮试验台

Fig. 2 Small-scale suspension test-rig

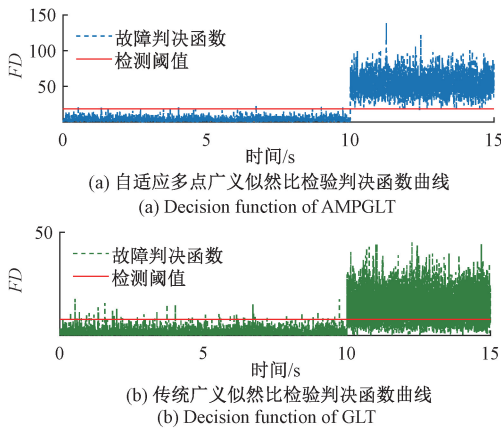


图3 静态噪声阶跃故障检测结果

Fig. 3 Step fault detection result under static noise

入故障检测阈值之下,产生大量漏警,而所提算法由于多点判决的特性,故障判决函数整体较高,单个离群点导致的偏差通常会被相邻点补偿回来,判决函数依然保持在判决阈值之上。同时所提算法在故障前的虚警情况同样明显优于传统算法。各个阶跃故障幅值下所提算法与传统GLT算法的检测统计结果如表3所示。可以看到,AMPGLT算法在静态噪声下的虚警漏警抑制效果较传统GLT算法取得了显著提升,且根据3倍标准差微小故障检测结果可知,本文算法具有更好的微小故障检测能力。

表3 静态噪声故障检测统计结果

Table 3 Statistical fault detection results under static noise

倍数	自适应多点广义似然比检验			传统广义似然比检验		
	虚警率	漏警率	正确率	虚警率	漏警率	正确率
7倍	0	0	100	2.58	10.93	93.13
5倍	0	15.42	92.32	2.35	38.34	79.72
3倍	1.15	60.64	74	1.85	74.36	66

实验2为动态噪声实验,向2号传感器信号叠加白噪声模拟测量噪声方差变化,之后分别注入7倍测量标准差的阶跃故障和漂移故障进行测试,以验证所提算法的动态噪声自适应性。动态噪声阶跃故障检测结果如图4所示,可以看到当8s时施加白噪声改变测量方差后至18s故障注入之前,由于实际方差与算法设定方差不一致,传统GLT算法产生了较多虚警,而所提算法通过方差估计实时修正了参考方差,判决函数相应缩放,没有产生虚警。18s时故障注入后,所提算法漏警率显然更低。

本文所提算法的方差估计结果如图5所示,由图5可知,估计值可以快速追踪方差的变化。

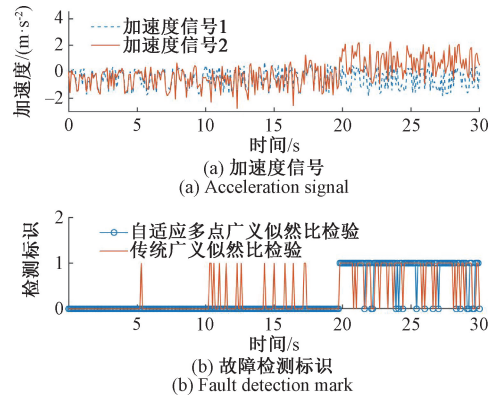


图4 动态噪声阶跃故障检测结果

Fig. 4 Step fault detection result under dynamic noise

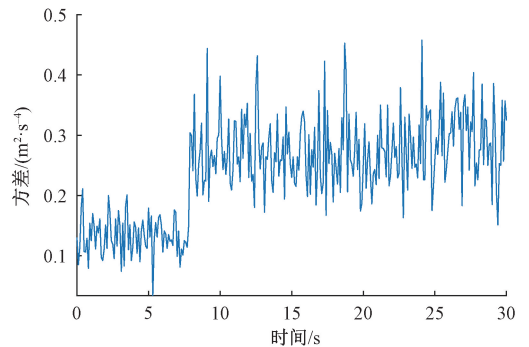


图5 方差估计结果

Fig. 5 Variance estimation result

动态噪声下的故障检测统计结果如表4所示。从表4可以看出,所提算法在噪声方差变化的情况下虚警率保持为0,体现出了很好的动态噪声自适应性。但该实验下两种算法的阶跃故障漏警率均高于实验1中7倍标准差案例,检测正确率并非理想,原因是故障幅值与实际噪声方差比值较小。由图4(a)可以看出,实际测量方差增加之后,2号传感器的故障信号与1号传感器的正常信号存在明显的重叠,故障幅值退化为约5倍实际标准差,体现为小故障,检测难度增加,漏警率增加,但所提算法正确率依然保持在90%以上,优于传统算法。

表4 动态噪声故障检测统计结果

Table 4 Statistical fault detection results under dynamic noise

故障类型	自适应多点广义似然比检验			传统广义似然比检验		
	虚警率	漏警率	正确率	虚警率	漏警率	正确率
阶跃	0	14.23	91.92	5.05	29.23	81.22
漂移	0	11.86	95.01	6.43	14	91.86

相比传统算法,本文所提算法的最大优点在于准确率的提高,而运行效率及运算成本与同类传统算法相近,故不做重点比较。综合上述两个实验结果可以看出,所提方法能更好地实现虚警漏警抑制,提高故障检测准确率,且对动态噪声具有良好的自适应性。

4 结 论

本文提出了一种面向磁浮列车双冗余加速度传感器的自适应多点广义似然比故障检测算法。算法采用多点判决形式,避免了单点判决对离群点的敏感性,同时结合滑动窗方差估计,实时估计奇偶向量方差调整判决函数,实现对工程实际中传感器动态噪声的自适应。相比传统广义似然比检验算法,能有效提高动态噪声下的传感器故障检测准确度,提升虚警漏警抑制能力,得益于算法较低的复杂度与递推计算形式,能够实现快速、准确的故障检测。

该方法经过悬浮试验台多工况实验进行验证,其中静态噪声实验表明,在注入 7 倍测量标准差的阶跃故障时,相较于传统算法,该算法的检测准确率由 93.13% 提升至 100%,在注入 3 倍测量标准差的微小阶跃故障时,准确率仍能保持在 74%,高于传统算法的 66%;动态噪声实验表明,在施加白噪声及 7 倍测量标准差的阶跃故障和漂移故障时,所提算法在噪声方差变化的情况下虚警率保持为 0,体现出了良好的动态噪声自适应性,准确率保持在 90% 以上,优于传统算法。

本文所提方法能够在静态、动态噪声下有效检测工程常见的阶跃、漂移等故障,解决了工程中虚警漏警高,固定阈值难适配的问题,具有较好的工程应用价值。

参考文献

- [1] 范成鑫. 中低速磁浮列车维修决策用概率风险评价方法与应用研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2016.
FAN CH X. Research on methods and applications of probabilistic risk assessment for low-medium speed maglev train's maintenance decision [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016.
- [2] 翟毅涛. 中低速磁浮列车传感器故障检测[D]. 长沙:国防科技大学, 2009.
ZHAI Y T. Fault detection of sensors in middle-low velocity maglev train[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009.
- [3] 宋云,朱明年. 基于神经网络的地铁列车速度传感器故障诊断方法[J]. 城市轨道交通研究, 2014, 17 (5): 94-97.
SONG Y, ZHU M N. Subway sensor fault diagnosis

based on radial neural network[J]. Urban Mass Transit, 2014, 17(5): 94-97.

- [4] 胡晓强,仲训昱,张霄力,等. 基于支持向量机辅助的四轴陀螺两级故障诊断方法[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(11): 1151-1156.
HU X Q, ZHONG X Y, ZHANG X L, et al. A two-level fault diagnosis method for gyro-quadruplet assisted by support vector machine [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2020, 54(11): 1151-1156.
- [5] 程建华,孙湘钰,牟宏杰,等. 冗余式捷联惯导系统多故障的检测与隔离[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(2): 358-364.
CHENG J H, SUN X Y, MOU H J, et al. Investigation of multi-fault detection and isolation for redundancy strapdown inertial navigation system [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2018, 39(2): 358-364.
- [6] 陈如意. 移动机器人多传感器冗余系统设计与故障诊断研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2017.
CHEN R Y. Design and fault diagnosis of multi sensor redundant system for mobile robot[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017.
- [7] 肖鹏飞,谢振宇,徐欣,等. 传感器冗余的磁悬浮轴承转子系统研究[J]. 振动与冲击, 2013(14): 143-147.
XIAO P F, XIE ZH Y, XU X, et al. Active magnetic bearing rotor system with redundant sensors[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013(14): 143-147.
- [8] 程鑫,吴惠,董家伟,等. 基于广义似然比检验的磁悬浮轴承位移传感器故障诊断方法[J]. 数字制造科学, 2020(2): 81-85.
CHENG X, WU H, DONG J W, et al. Fault diagnosis of displacement sensors in magnetic bearing system based on generalized likelihood ratio test[J]. Digital Manufacture Science, 2020(2): 81-85.
- [9] 郭思岩. 捷联系统的冗余配置与故障管理方案研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2010.
GUO S Y. Redundant configuration and fault management scheme of strapdown system [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.
- [10] 翟毅涛,李杰,张文清. 中低速磁浮列车位置传感器故障检测[J]. 计算机仿真, 2010, 27(11): 283-285.
ZHAI Y T, LI J, ZHANG W Q. Fault detection of position sensors in LMSMT[J]. Computer Simulation,

2010, 27(11): 283-285.

- [11] 高关根, 程农. 降阶奇偶向量在冗余传感器故障检测中的应用[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(S2): 362-365.
GAO G G, CHENG N. Failure detection of redundant sensor with reduced-order parity vectors[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(S2): 362-365.
- [12] 龙志强, 薛松, 贺光, 等. 基于信号比较的磁浮列车悬浮系统加速度计故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 2641-2647.
LONG ZH Q, XUE S, HE G, et al. Fault-diagnosis for the accelerometer of maglev suspension system based on signal comparison[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(12): 2641-2647.
- [13] 李云, 薛松, 龙志强. 基于跟踪微分器的磁浮列车悬浮系统传感器主动容错控制[C]. 中国控制会议, 2008: 67-70.
LI Y, XUE S, LONG ZH Q. Sensor active fault tolerant control of maglev suspension system based on tracking-differentiator[C]. Chinese Control Conference, 2008: 67-70.
- [14] 王志强. 永磁电磁混合型中低速磁浮列车悬浮系统信号处理技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
WANG ZH Q. Research on signal processing technique for suspension system of mid-low speed PEMS maglev train[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [15] CAO X J, NIU G. Research on FDIR of key sensors for single electromagnet suspension system[C]. 2020 Global Reliability and Prognostics and Health Management, 2020.

作者简介



余旭涛, 分别在 2020 年和 2023 年于同济大学获得学士学位和硕士学位, 主要研究方向为中速磁浮列车悬浮系统故障诊断。

E-mail: yuxutao_tj@163.com

Yu Xutao received his B. Sc. and Master degrees both from Tongji University in 2020 and 2023, respectively. His main research interests include fault diagnosis for suspension system in middle speed maglev train.



吴威, 2022 年于同济大学获得学士学位, 现为同济大学硕士研究生, 主要研究方向为高速磁浮列车悬浮系统故障诊断。

E-mail: wuwei2000@tongji.edu.cn

Wu Wei received his B. Sc. degree from Tongji University in 2022. He is currently a master student at Tongji University. His main research interests include fault diagnosis for suspension system in high speed maglev train.



牛刚(通信作者), 2000 年于北京航空航天大学获得学士学位, 2009 年于韩国釜庆国立大学获得博士学位, 现为同济大学教授、博士生导师, 主要研究方向为先进运载系统健康管理与智能自主控制。

E-mail: gniu@tongji.edu.cn

Niu Gang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beihang University in 2000, and Ph. D. degree from Pukyong National University, South Korea in 2009. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Tongji University. His main research interests include the fields of prognostics and health management of advanced vehicle system, and its intelligent autonomous control.