

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.02.028

基于 VMD-MCKD 的 CT 球管运行信号识别方法

陈泽宇^{1,2}, 王平^{1,2}, 张兆珩^{1,2}, 李祥雨³

(1. 南京航空航天大学, 江苏 南京 211106;

2. 高速载运设施的无损检测监控技术工信部重点实验室, 江苏 南京 211106;

3. 南京湃舍威信息科技有限公司, 江苏 南京 211112)

摘 要:CT 球管运行的声音信号能有效表征其服役状态,但一般会被其他设备的工作噪声掩盖,信噪比低,不易提取分析。为从强背景噪声中准确识别该信号,提出一种基于 VMD-MCKD 的联合算法。通过变分模态分解滤除信号中的冗余分量,得到重构信号;针对 CT 机架转动特点对最大相关峭度解卷积算法进行参数优化,应用到重构信号中,得到信噪比较高的目标信号。实验结果表明:VMD-MCKD 联合算法对整体声音信号中包含球管工作的部分起到了明显的增强作用,目标信号与噪声信号的峰峰值之比提升约 2.7 倍,以便准确识别并提取球管运行信号,实现数据精简。

关键词:CT 球管;健康状态监测;最大相关峭度解卷积;变分模态分解;特征增强

中图分类号:TN911.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)02-0146-06

Signal Recognition Method of Running CT Tube Based on VMD-MCKD

CHEN Zeyu^{1,2}, WANG Ping^{1,2}, ZHANG Zhaozheng^{1,2}, LI Xiangyu³

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Key Laboratory of Non-destructive Testing and Monitoring Technology for High-speed Transport Facilities of the Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing 211106, China;

3. Nanjing Persevere Technology Ltd., Nanjing 211112, China)

Abstract: The running sound signal of CT tube can effectively characterize its working condition, but tends to be masked by the noises of other equipments, with low signal-to-noise ratio, making it difficult to be extracted and analyzed. In order to distinguish signals of the tube's running with rack rotation from background noise accurately, this paper proposes a joint algorithm based on VMD-MCKD. Redundant components are filtered out by VMD, obtaining the reconstructed signal. According to the characteristics of rack rotation, the parameter optimization is carried out for the MCKD, by which the reconstructed signal will be processed and become the target signal with a higher SNR. Experiments results show that the combined VMD and MCKD method significantly enhances the overall sound signal containing tube running. The peak-to-peak ratio of the target signal to the noise signal is improved by a factor of approximately 2.7, so that the running signal of the CT tube can be accurately identified and extracted achieving data compaction.

Keywords: CT tube; health status monitoring; maximum correlated kurtosis deconvolution; variational mode decomposition; feature enhancement

0 引言

电子计算机断层扫描机(computed tomography, CT)是临床常用影像学诊断设备,被广泛应用于身体内部各器官的检查。球管为产生 X 射线的装置,被固定在机架上,是 CT 设备中的核心部件之一^[1],其工作状态直接影响 CT 检查结果。球管在使用过程中会发生自身损耗,受多种因素影响,常会出现过早坏损的情况。这不仅影响 CT 设备的正常使用,也会增加医疗成本,降

低使用效益。因此,对球管进行健康监测,在降低医疗成本、确保病患检查顺利等方面具有重大意义,其有助于创造更好的社会效益^[2]。

目前对于旋转件的现有监测手段大都依赖振动、温度传感器等。振动传感器的供电与 CT 设备动平衡调整导致安装工艺繁琐,并可能对 CT 机正常运行造成不利影响;温度监测易受环境因素影响,有一定的滞后性且不易量化。加热球管灯丝并测量其通路电压是否异常也能作为判定球管是否正常工作的方法之一^[3],但是灯丝半开路

基金项目:国家自然科学基金项目(62073162);国家重点研发计划项目(2020YFC3005000)

第一作者简介:陈泽宇(1999—),男,浙江绍兴人,硕士研究生,研究方向为电磁无损检测与信号处理,chenzeyu@nuaa.edu.cn。

时可能会出现检测误差,从而影响问题判断,并且无法实现在线监测,需要花费大量时间进行拆装。因此,上述方法都不适用于球管的健康状态监测。

球管主要通过高速转动钨靶来帮助散热,其转速可达 $8\,000 \sim 10\,000 \text{ r/min}$ ^[4]。钨靶持续高速转动,其滑动轴承会出现磨损的情况,由机械振动产生的声音成分会随之发生改变,其可以有效表征滑动轴承的服役状态。球管在其运行寿命末期会发出比平时更为尖锐刺耳的啸叫声。同时,噪声信号具有非接触、可量化的特点。因此,通过分析球管运行时声音成分的变化来监测其损坏情况具有一定的可行性。球管内部结构及球管安装位置如图1和图2所示。

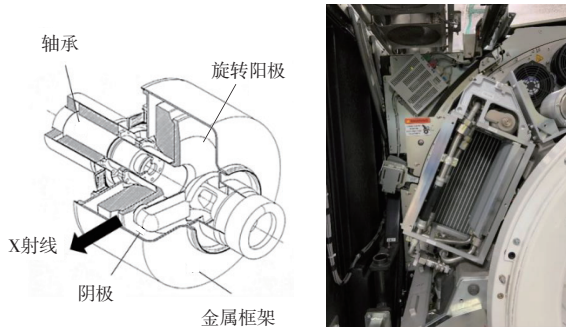


图1 球管内部结构图



图2 球管安装位置

CT机工作时,采集到的声音信号会同时包含球管运行信号、机架转动噪声及散热风扇噪声等多种成分,其中球管运行信号信噪比低、提取困难。由于一般工况下,球管运行信号仅包含于机架转动噪声中,故对CT机架转动噪声进行特征增强^[5]与信号提取,即可反映球管运行状态。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 能够从频域角度划分信号,通过求解频域变分优化问题估计各模态分量^[6],能有效避免经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 存在的模态混叠和特征提取困难的问题^[7]。LI等^[8]提出一种基于VMD的参数优化算法,在不结合其他方法的情况下,实现了轴承复合故障的特征提取。JIANG等^[9]构建了一种中心频率引导的新型VMD方法,通过自适应细化平衡参数优化了提取模式,在弱断层监测方面更具优越性。最小熵解卷积方法 (minimum entropy deconvolution, MED) 是一种十分便捷和有效的故障特征提取和智能诊断方法,能有效增强故障信号的冲击性^[10]。最大相关峭度解卷积 (maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)^[11]针对MED只能提取出单个冲击这一问题,通过引入周期参数来

提取周期性的冲击特征。孙敬昂等^[12]针对大型风力发电机组早期故障难提取的问题,将MCKD和1.5维谱相结合,实现了早期故障特征信息的提取。冷军发等^[13]提出了MCKD算法的最佳故障周期搜索思路,并应用于断齿与局部断齿故障特征提取,确保其具有良好的解卷积效果。MCKD算法对输入参数有较高要求,不同参数下的解卷积效果有很大的区别,特别是其中的滤波器长度仅基于经验一般无法达到最优。文献[14-16]对MCKD的参数优化进行研究,通过峭度这一时域特征量对冲击信号敏感的特性衡量对比参数优化的效果,使算法输出信号信噪比更为突出。

目前对于CT球管的健康状态监测一般采用电流电压测量法,会对球管灯丝易造成损耗,且无法实现在线监测。本文从声学角度提出基于VMD-MCKD的球管运行信号识别方法,可将包含有球管运行信息的机架转动噪声信号从背景噪声中准确有效地提取,以便对球管运行状态进行后续分析。

1 基于VMD-MCKD的信号提取方法

1.1 变分模态分解

球管工作环境下的多种设备具有不同工作特性,因此采集的原噪声信号在频域上具有可区分性。VMD假定一个信号中的所有分量都是集中在各自中心频率的窄带信号,由此建立约束优化问题^[17],通过求解该问题来估计各分量的中心频率,并以幅值 $A_k(t)$ 与相位 $\phi_k(t)$ 逐一对应的形式重构 K 个本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF):

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)], \quad (k=1, 2, \dots, K) \quad (1)$$

首先使用希尔伯特变换求解析信号,得到模态分量信号 $u_k(t)$ 的单边频谱 $[\delta(t) + j/(\pi t)] \times u_k(t)$ 。

在此基础上,将信号加入指数项 $e^{-j\omega t}$,平移至基带。接着使用高斯平滑解析信号带宽,保证各IMF的解析带宽之和最小,约束条件为所有模态函数之和与原始信号 S 相等,得到受约束的变分问题:

$$\begin{cases} \min \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [\delta(t) + j/(\pi t)] \times u_k(t) \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \sum_k u_k(t) = S \end{cases} \quad (2)$$

最后引入惩罚参数 α 和乘法算子 λ ,通过拉

格朗日函数 $\Gamma(u_k, \omega_k, \lambda)$ 将上述等式约束优化问题等效为一个无约束优化问题:

$$\Gamma(u_k, \omega_k, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\partial(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| S(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + (\lambda(t), S(t) - \sum_k u_k(t)) \quad (3)$$

迭代求最优解,即可将原信号 S 分解成多个包含不同频率且相对平稳的模式分量。再根据峭度对时域冲击敏感的特性,选取峭度值较大的若干分量进行重构,能更准确地反映机架转动特征。

1.2 最大相关峭度解卷积

机架转动一般表现为时域上的周期性冲击,为改善 MED 对周期性信号解析效果欠佳的情况, MCKD 在此基础上提出了相关峭度 (correlated kurtosis, CK) 概念,在表达式中引入由信号采样频率 f_s 与故障特征频率 f_{fault} 决定的解卷积周期 T :

$$C_{K,M}(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=1}^M y_n - mT \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (4)$$

式中: N 为采样点数; M 为移位值。输出信号 y_n 可由输入信号 x_n 、滤波器系数 f 和滤波器长度 L 确定:

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k+1} \quad (5)$$

MCKD 值通过求出最大相关峭度:

$$M_{CKD,M}(T) = \max_f C_{K,M}(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=1}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (6)$$

得到滤波器系数:

$$f = \frac{\|y\|^2}{2\|\beta\|^2} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \alpha_m \quad (7)$$

根据式(8)计算的滤波器系数代入式(6),可以提取到结果信号 y 。

1.3 算法流程

基于 VMD-MCKD 信号提取方法的具体流程如图 3 所示。首先,对初始采集的复合噪声进行 VMD 分解,结合幅值和峭度条件对有效模式分量进行筛出和信号分量重构,去除一部分环境噪声。然后,对于重构后信号进行 MCKD 参数寻优。解卷积周期 T 可直接通过预设的机架转速确定,在不同移位值 M 下应用变步长方法,以峭度大小为

衡量准则搜索最佳滤波器长度 L 。确定各项参数后使用滤波器滤波,最终增强目标信号的冲击特性,从而更准确地提取到机架与球管的工作信号,筛选出球管实际工作时段。

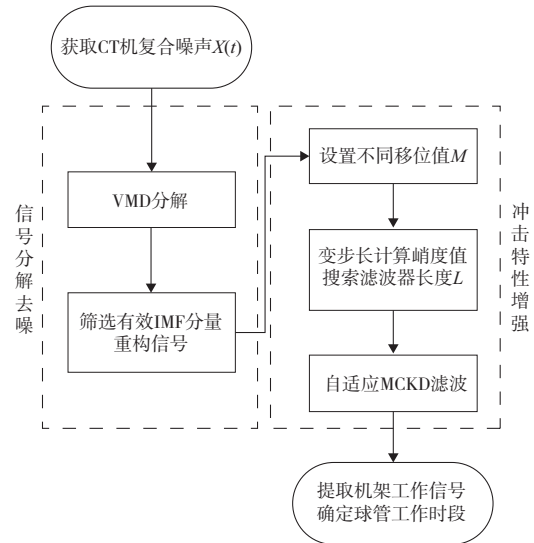


图3 基于VMD-MCKD的信号提取流程图

2 实验信号分析

为验证本算法的可行性,使用某医院在役 CT 设备进行现场监测实验,如图 4 所示。实验使用全向麦克风完成 CT 机一个工作日内工作噪声的连续实时采集。CT 机架工作时转动频率约为 1 Hz,麦克风采样频率为 44.1 kHz,采样一天保存的数据文件大小约为 2~3 GB。采集设备全天候工作,因此采集到的文件数据量较大,且其内容以白噪声和机箱噪声等为主,CT 机工作时段信号只占其中一小部分。



图4 现场实验采集设备

图 5 所示为随机截取了时间长度约 6 s 的原始声音信号,记为 S_0 。该信号中存在较弱的周期性冲击成分,其信号峰峰值 A_s 为 1.259 m/s²,背景噪声峰峰值 A_n 为 0.803 m/s²,目标信号和背景噪声的峰峰值之比为 1.568。周期性机架转动被周围电机与机箱的风扇噪声所淹没,仅依靠原始信号则较难从时域包络图中提取到目标成分。靠滑

动窗口阈值法提取目标信号,在噪声信号较大时易出现误判。

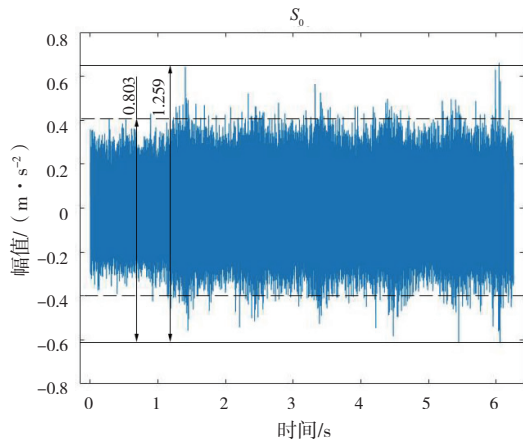


图5 原始信号时域包络图

为了去除部分环境噪声,对原始信号采用VMD方法进行分解,图6所示为分解得到的5个IMF波形。

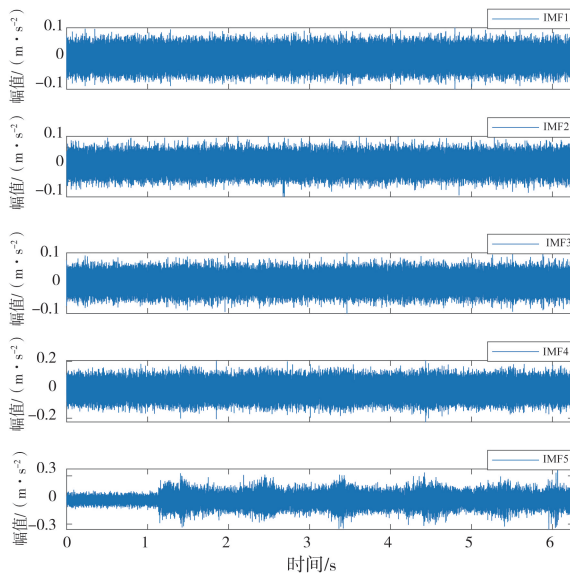


图6 各阶IMF波形

各模态分量中,IMF1—IMF4基本没有体现出信号的周期性,可以判断为环境噪声,IMF5的后半段为周期信号。各阶IMF信号的峭度值计算结果如表1所示。

表1 各阶IMF信号峭度值

IMF 阶数	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
峭度值	2.99	2.99	3.00	3.01	3.98

CT机各部件工作稳定时,其高斯振动的峭度为3,峭度偏离3时,说明机械设备存在一定的冲

击性振动,由此判断该信号段存在机架转动信号,即同时包含球管工作信号。表1中IMF1—IMF4的峭度均为3左右,表示信号平稳,无冲击成分;IMF5的峭度值偏离3,表示该分量中包含冲击成分。因此,仅选择IMF5作为VMD分解后的重构信号,其时域图像如图7所示,记为 S_1 。

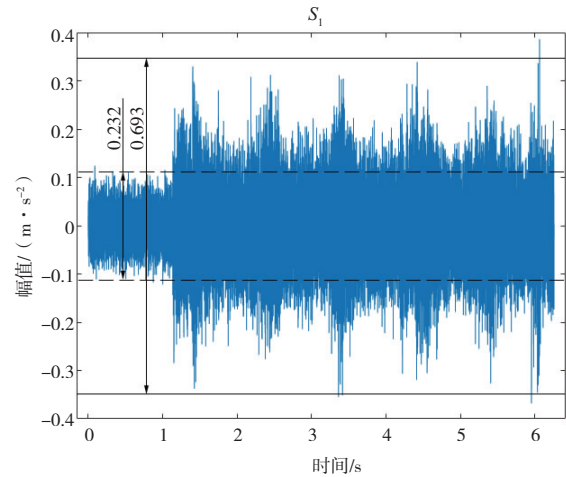


图7 VMD重构信号时域包络图

重构信号中,周期性冲击信号峰峰值 A_s 为 0.693 m/s^2 ,背景噪声峰峰值 A_n 为 0.232 m/s^2 ,目标信号和背景噪声的峰峰值之比为2.987。经过VMD分解重构后,部分环境噪声被滤除,目标信号和背景噪声信号的峰峰值之比相对于原信号提升了约1倍。

使用上文所述MCKD方法,对重构信号中包含的周期性冲击信号进行增强,以进一步提高信噪比。因为人为设定机架转频为1 Hz,采样率为44.1 kHz,不难得出对应条件下的解卷积周期 $T=44\ 100$ 。在不同的移位数($M=1:4$)下,以峭度大小为评判标准,使用变步长搜索法对滤波器采样点 L 进行自适应参数寻优。首先以10为大步长 L_1 在 $[2, 300]$ 范围内搜索,结果如图8所示。

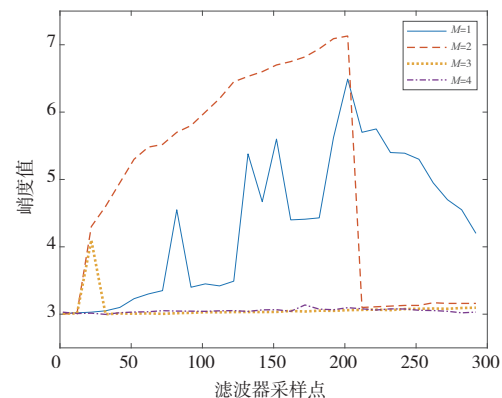


图8 大步长搜索结果

当 $L_1 = 212$ 时,峭度值最大, $K = 7.183$, 此时 $M = 2$; 以 $L_1 = 212$ 为中心值, 在 $[202, 222]$ 范围内以小步长 2 进行第二次搜索, 结果如图 9 所示, 当 $L_2 = 210$ 时, 峭度值最大, $K = 7.855$ 。

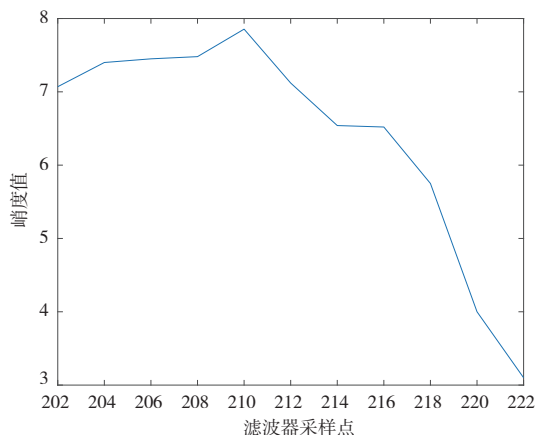


图9 小步长搜索结果

以 $L = 210$ 为最优滤波器采样点, $M = 2$ 为移位, $T = 44\ 100$ 为解卷积周期, 对原始信号进行 MCKD 滤波, 其结果如图 10 所示, 记为 S_2 。其中周期性冲击信号峰峰值 A_s 为 4.446 m/s^2 , 背景噪声的峰峰值 A_n 为 0.751 m/s^2 。目标信号和背景噪声的峰峰值之比为 5.920, 相比原信号提升约 2.7 倍, 比 VMD 分解重构后信号提升约 1 倍。

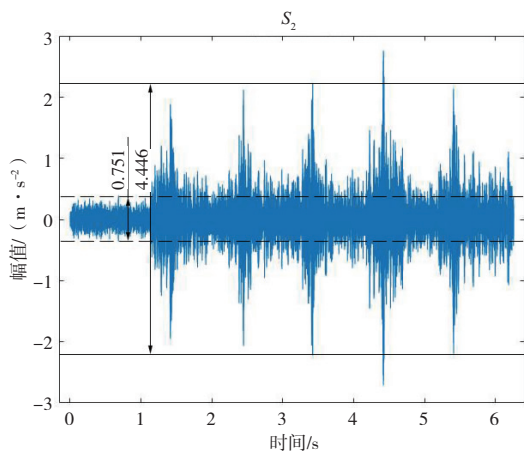


图10 MCKD后信号时域包络图

表 2 列出了原始信号 S_0 、仅使用 VMD 分解算法处理的信号 S_1 、使用 VMD-MCKD 算法联合处理的信号 S_2 的背景噪声峰峰值和周期性冲击信号峰峰值以及两者比值。与原始信号对比, 经过 VMD-MCKD 算法处理后的冲击信号得到了明显增强, 冲击信号与背景噪声峰峰值之比提升了约 2.7 倍。综上所述, 在原信号 S_0 中, 前 1.1 s 为只含有背景噪声的无效数据段, 可以删去; 后 5 s CT 机

架为工作状态, 信号同时包含球管运行声音成分, 应予以保留。

表2 3种信号峰峰值对比表

项目	S_0	S_1	S_2
背景噪声峰峰值 $A_n / (\text{m/s}^2)$	0.803	0.232	0.751
冲击信号峰峰值 $A_s / (\text{m/s}^2)$	1.259	0.693	4.446
A_s / A_n	1.568	2.987	5.920

使用滑动窗口法对全部原始信号进行 VMD-MCKD 算法处理, 能准确有效地定位到 CT 机架工作时段, 将原本大小高达 2~3 GB 的数据文件精简到 100~200 MB。经机器原生日志文件对比检查, 筛选后信号均处于 CT 机工作时间段内。其中包含球管工作状态特征, 是球管状态监测的基础。

3 结语

为了有效提取 CT 球管工作信号、实现球管健康状态监测, 针对 CT 机运行时机架转动信号容易被背景噪声淹没的问题, 本文提出了一种基于 VMD-MCKD 的信号识别方法, 并就 MCKD 中滤波器采样点的选取问题进行了参数寻优。使用该方法对 CT 机架转动信号进行提取, 可有效增强周期性冲击信号, 从而准确提取球管运行信号。将提取效果与原信号及单 VMD 算法处理信号进行对比分析。结果表明: 基于 VMD-MCKD 的冲击信号提取方法提取的机架信号与背景噪声的区分度更大, 提取效果更佳, 有利于数据精简。

本文的球管运行信号识别方法为球管健康状态监测提供了有效支持。在提取 CT 机架转动信号之后, 结合时频域分析, 可进一步区分出球管运行时特有噪声及其相关频率, 进而实现球管状态实时监测与寿命预测, 有助于降低医疗成本, 创造社会效益。

参考文献:

- [1] 赵好运. 2021 中国医疗器械行业 100 强[J]. 互联网周刊, 2022(3): 50-52.
- [2] 周荣明. CT 球管的常见故障及维修技术探究[J]. 中国医疗器械信息, 2022, 28(6): 172-175.
- [3] 于振飞, 李海洋. CT 设备中球管维护及检测分析[J]. 设备管理与维修, 2021(20): 57-59.
- [4] 石灵, 张富治, 王瑞海, 等. 医用 CT 球管国内外现状及发展趋势[J]. 真空电子技术, 2018(2): 61-64, 68.
- [5] 任世锦, 潘剑寒, 李新玉, 等. 基于 ELMD 与改进 SMSVM 的机械故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(5): 693-703.

- [6] 罗家豪,王大鹏. 基于VMD和AP聚类的结构损伤识别方法[J]. 电子测量技术,2022,45(17):51-55.
- [7] WU L W, ZHANG Y P, ZHAO Y Q, et al. Mode mixing suppression algorithm for empirical mode decomposition based on self-filtering method[J]. Radioelectronics and Communications Systems, 2019, 62(9):462-473.
- [8] LI H, WU X, LIU T, et al. Composite fault diagnosis for rolling bearing based on parameter-optimized VMD[J]. Measurement, 2022, 201:111637.
- [9] JIANG X X, SHEN C Q, SHI J J, et al. Initial center frequency-guided VMD for fault diagnosis of rotating machines[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 435:36-55.
- [10] 朱玥,王平,张兆珩,等. 基于最小熵解卷积的轨面缺陷漏磁信号处理[J]. 电子测量技术,2022,45(17):167-170.
- [11] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33:237-255.
- [12] 孙敬昂,孙文磊,许华超. 大型风力发电机组齿轮劣化故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2018(9):101-104.
- [13] 冷军发,荆双喜,王志阳,等. MCKD最佳故障周期搜索的齿轮箱故障特征提取[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(1):36-42.
- [14] 刘尚坤,王家忠,王泽河,等. 改进MCKD方法及轴承早期故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2021(5):56-58.
- [15] 张洪梅,邹金慧. 自适应MCKD和CEEMDAN的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4):79-86.
- [16] 张守京,慎明俊,杨静雯,等. 采用参数自适应最大相关峭度解卷积的滚动轴承故障特征提取[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(3):75-83.
- [17] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.

收稿日期:2023-06-29

(上接第134页)

4 结语

为实现叉车AGV的准确跟踪定位,以激光雷达定位为基础,结合增量式编码器采样率高和相对精度较高的特点,建立多传感器模型,提出了一种互补式数据融合优化定位算法。该算法基于插值思想和互补滤波技术,对定位过程中的雷达扫描数据进行前端去畸变和后端定位姿态互补融合处理,得到叉车式AGV的全局跟踪定位,有效改善了雷达数据精度不高和跟踪误差较大的缺点,提高了系统的定位精度。

参考文献:

- [1] 冯明驰,高小倩,汪静姝,等. 基于立体视觉与激光雷达的车辆目标外形位置融合算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10):210-220.
- [2] 吴昊,石章松,吴中红. 基于机载激光雷达的目标定位误差特性分析[J]. 电光与控制, 2020, 27(4):20-25, 54.
- [3] 徐慧,孙宏图. 室内移动机器人激光雷达定位方法研究与仿真[J]. 机械设计与制造, 2022, 39(5):91-95.
- [4] 周志全,刘飞,屈婧婧,等. 基于IMU与激光雷达紧耦合的混合匹配算法[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(11):203-209.
- [5] 刘文涛,朱洪涛,白慧丹,等. AGV激光导航中反射板

布设研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(1):35-39.

- [6] 周宗锟,姜卫平,唐健,等. LiDAR地图匹配与二维码融合的AGV室内定位与导航[J]. 测绘通报, 2021(1):9-12, 52.
- [7] 罗磊. 基于激光与视觉的室内移动机器人导航技术研究[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2020.
- [8] 张世乾. 基于多传感器融合的封闭环境语义地图研究[D]. 天津:天津科技大学, 2021.
- [9] 杨东辉,甄杰,隋心. 超宽带与激光雷达组合的室内定位方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(6):72-78.
- [10] 赵旭,苏中,李连鹏,等. 脉冲激光飞行时间测距误差补偿技术研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(23):9-18.
- [11] 李航. 基于激光导航的叉车式AGV控制系统设计[D]. 成都:西华大学, 2021.
- [12] LIU M, CAI Y L, ZHANG L H, et al. Attitude estimation algorithm of portable mobile robot based on complementary filter [J]. Micromachines, 2021, 12(11):1373.
- [13] CAO M C, HU C, WANG J X, et al. Adaptive complementary filter-based post-impact control for independently-actuated and differentially-steered autonomous vehicles [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144:106852.

收稿日期:2023-07-19