



煤矿掘进机光纤惯导自适应零速修正方法

毛清华 周庆 柴建权 陈彦璋 杨文娟 薛旭升

引用本文:

毛清华, 周庆, 柴建权, 等. 煤矿掘进机光纤惯导自适应零速修正方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(5): 313-324.

MAO Qinghua, ZHOU Qing, CHAI Jianquan. Adaptive zero velocity correction method for fiber optic inertial navigation system in coal mining roadheader[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(5): 313-324.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2024-0165>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于惯导/全站仪组合的掘进机自主定位定向方法

Automatic positioning and orientation method of roadheader based on combination of ins and digital total station

煤炭科学技术. 2022, 50(8): 189-195 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/f670d9dd-9d9c-4e0b-b623-2e4cc9b7e548>

煤矿掘进装备光纤惯导多源异构噪声降噪方法研究

Study on noise reduction method of multiple heterogeneous noise of optical fiber inertial navigation for coal mine excavation equipment

煤炭科学技术. 2023, 51(2): 390-399 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022-0850>

惯导与视觉信息融合的掘进机精确定位方法

Precise positioning method of tunneling machine for inertial navigation and visual information fusion

煤炭科学技术. 2024, 52(5): 236-248 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1003>

基于多编码器与惯导融合的无轨胶轮车定位方法

A positioning method for underground trackless rubber wheel vehicle based on fusion of multiple encoders and strapdown inertial navigation system

煤炭科学技术. 2024, 52(S2): 284-293 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1944>

基于惯性技术的掘进机组合定位方法

Integrated positioning method of roadheader based on inertial technology

煤炭科学技术. 2024, 52(12): 300-310 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1648>

纵轴式掘进机垂直振动模型及座椅舒适性分析

Vertical vibration model and seat comfort analysis for longitudinal axis roadheader

煤炭科学技术. 2020, 48(5) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/7b37325f-fdd3-4589-9010-ae34df7817b1>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息



移动扫码阅读

毛清华, 周庆, 柴建权, 等. 煤矿掘进机光纤惯导自适应零速修正方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(5): 313-324.

MAO Qinghua, ZHOU Qing, CHAI Jianquan, *et al.* Adaptive zero velocity correction method for fiber optic inertial navigation system in coal mining roadheader[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(5): 313-324.

煤矿掘进机光纤惯导自适应零速修正方法

毛清华^{1,2}, 周庆^{1,2}, 柴建权^{1,2}, 陈彦璋^{1,2}, 杨文娟^{1,2}, 薛旭升^{1,2}

(1. 西安科技大学机械工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 陕西 西安 710054)

摘要: 高精度光纤惯导与高精度位置传感器融合定位是实现煤矿巷道掘进机精确定位的有效方法, 但高精度光纤惯导成本较高且误差随时间累积, 如何通过低成本、低精度的光纤惯导自适应零速修正达到高精度光纤惯导性能和消除累积误差是目前亟待解决的问题。因此, 提出一种零速检测与扩展卡尔曼滤波结合的煤矿掘进机光纤惯导自适应零速修正方法。针对掘进机光纤惯导传统阈值方法零速检测不准确问题, 提出一种基于 PCA-SCSO-SVM(Principal Component Analysis, PCA; Sand Cat Swarm Optimization, SCSO; Support Vector Machine, SVM)的零速检测方法, 该方法利用掘进机振动信号进行零速检测, 首先对振动信号进行 VMD 分解并根据相关系数选取 IMF 分量, 其次提取 IMF 分量的时频域特征, 并运用主成分分析法降维以降低诊断模型复杂度与数据分析难度, 最后通过引入沙猫群优化算法优化核函数与惩罚参数提高零速检测的准确率。针对高精度光纤惯导成本较高和误差随时间累积问题, 提出一种自适应零速修正方法, 该方法根据掘进机零速检测结果和掘进机运动特性确定的修正间隔时间, 利用扩展卡尔曼滤波在零速时刻的速度误差和角速度误差作为观测量进行自适应零速修正。为了验证本文方法的有效性, 开展了零速检测和零速修正的试验验证。零速检测试验中, 将本文方法、SVM 方法、GA-SVM 方法和 PSO-SVM 方法进行对比, 结果表明: 本文方法零速检测准确度最高, 达到了 96.5%。零速修正试验结果表明: 研究提出的零速修正方法能有效降低光纤惯导的姿态误差和提升掘进机姿态检测精度, 且修正间隔时间越短误差估计越准确、修正后的姿态精度越高, 修正间隔时间为 10 min 时, 能够使 0.1(°)/h 的光纤惯导达到 0.057(°)/h 的姿态检测精度, 实现了低精度光纤惯导达到高精度定位目标。

关键词: 掘进机; 光纤惯导; 零速修正; 振动检测; SVM; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TD421

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2025)05-0313-12

Adaptive zero velocity correction method for fiber optic inertial navigation system in coal mining roadheader

MAO Qinghua^{1,2}, ZHOU Qing^{1,2}, CHAI Jianquan^{1,2}, CHEN Yanzhang^{1,2}, YANG Wenjuan^{1,2}, XUE Xusheng^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The fusion positioning of high-precision fiber-optic inertial navigation and high-precision position sensor is an effective method to realize the accurate positioning of coal mine roadway roadheader. However, the high-precision fiber-optic inertial navigation has high cost and the error accumulates with time. How to achieve high-precision fiber-optic inertial navigation performance and eliminate cumulative error through low-cost and low-precision fiber-optic inertial navigation adaptive zero-speed correction is an urgent problem to be solved. Therefore, an adaptive zero-speed correction method for fiber-optic inertial navigation of coal mine roadheader based on zero-speed detection and extended Kalman filter is proposed. Aiming at the problem of inaccurate zero-speed detection of traditional threshold method for roadheader fiber-optic inertial navigation, a zero-speed detection method based on PCA-SCSO-SVM (Principal Component

收稿日期: 2024-01-29 策划编辑: 常琛 责任编辑: 陈思成 DOI: 10.12438/cst.2024-0165

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52174150); 陕西省重点研发计划专项资助项目(2023-LL-QY-03)

作者简介: 毛清华(1984—), 男, 江西吉安人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: maoqh@xust.edu.cn

Analysis PCA, Sand Cat Swarm Optimization SCSO, Support Vector Machine SVM) is proposed. This method uses roadheader vibration signal for zero-speed detection. Firstly, the vibration signal is decomposed by VMD and the IMF component is selected according to the correlation coefficient. Secondly, the time-frequency domain features of IMF components are extracted, and the principal component analysis method is used to reduce the dimension to reduce the complexity of the diagnostic model and the difficulty of data analysis. Finally, the accuracy of zero-speed detection is improved by introducing the sandcat swarm optimization algorithm to optimize the kernel function and penalty parameters. Aiming at the problem of high cost and error accumulation with time of high-precision fiber-optic inertial navigation, an adaptive zero-speed correction method is proposed. According to the correction interval time determined by the zero-speed detection results of the roadheader and the motion characteristics of the roadheader, the speed error and angular velocity error of the extended Kalman filter at the zero-speed moment are used as observations to perform adaptive zero-speed correction. In order to verify the effectiveness of the proposed method, the experimental verification of zero-speed detection and zero-speed correction is carried out. In the zero-speed detection experiment, this method, SVM method, GA-SVM method and PSO-SVM method are compared. The experimental results show that the zero-speed detection accuracy of this method is the highest, reaching 96.5%. The zero-speed correction experimental results show that the zero-speed correction method proposed in this paper can effectively reduce the attitude error of the fiber-optic inertial navigation and improve the attitude detection accuracy of the roadheader. The shorter the correction interval, the more accurate the error estimation and the higher the corrected attitude accuracy. When the correction interval is 10 minutes, the fiber-optic inertial navigation of $0.1(^{\circ})/h$ can reach the attitude detection accuracy of $0.057(^{\circ})/h$, and the low-precision fiber-optic inertial navigation can reach the high-precision positioning target.

Key words: roadheader; fiber optic inertial navigation; zero velocity correction; vibration detection; SVM; extended Kalman filtering

0 引 言

智能化煤矿是煤炭工业发展的必由之路^[1]。随着《煤矿智能化建设指南(2021年版)》与《智能化示范煤矿验收管理办法(试行)》的发布,规范和指导了全国煤矿智能化建设,极大地推动了煤矿智能化的建设^[2]。煤炭生产掘进先行,掘进装备智能化已成为现代化煤矿发展任务之一。掘进设备精确定位技术是实现掘进智能化的关键,对提升掘进机的智能化水平有重要意义^[3]。惯性导航系统具有良好的自主性,广泛应用于矿井装备的导航定位,然而光纤惯导误差会随着时间的推移而累积,无法满足掘进机长距离高精度定位需求。高精度光纤惯导与高精度位置传感器融合定位是解决掘进机精确定位的有效方法,但高精度光纤惯导成本较高且误差随时间累积。零速修正技术^[4]正是一种能抑制光纤惯导误差发散提高定位精度的有效方法,通过自适应零速修正可以使低成本、低精度的光纤惯导达到高精度光纤惯导的性能。因此,研究光纤惯导的自适应零速修正方法对提高掘进设备定位精度和降低定位系统成本具有重要意义。

自适应零速修正技术主要包括零速检测和零速修正2部分^[5],零速检测是零速修正的基础。现有的研究中,零速检测主要使用阈值判断和机器学习2种方法。阈值判断是一种相对简单、经典的零速检测方法,主要包括基于加速度信息检测、基于角速度信息检测,以及基于加速度信息和角速度信息组合的方法^[6-8],这些都是根据数据的模值和方差的周期

性变化设置阈值来判断零速区间。LIU等^[9]提出一种基于改进通用似然比检验(IGLRT)检测器的自适应零速度检测算法,所提算法提高了混合运动模式下的性能。张敏等^[10]通过对速度、加速度和陀螺阈值进行判断,分辨出载车状态静、动状态。张阳^[11]针对履带车导航的特殊应用背景,分别提出了基于加速度、角速度信息以及兼容多种行驶状态的零速检测优化方法。由于大部分零速检测是依据光纤惯导输出的加速度和角速度信号的瞬时特性,而煤矿掘进工作面恶劣的环境影响以及掘进机运动工作时产生的大量振动会改变零速状态下的光纤惯导瞬时特性,导致零速检测的准确性不高。余新国^[12]提出了基于神经网络的零速检测算法,该方案针对多种运动类型均可准确做出判断,大大增强了泛化性能。裴根^[13]提出了一种使用改进的RNN类网络模型来训练零速检测模型的方法,通过引入注意力机制进一步提高了模型的检测准确率。然而,深度学习在实际应用中需要依赖大量的样本数据。对于现场振动测试,它涉及多种工况和机器模型,这增加了数据的复杂性。相反,支持向量机是一种具有坚实理论基础的小样本学习方法。从本质上讲,它避免了从归纳到演绎的传统过程,实现了从训练样本到预测样本的高效“转移推理”,大大简化了通常的分类和回归问题^[14]。目前,常见的零速修正方法主要有曲线拟合方法和卡尔曼滤波方法。田原等^[15]利用二次曲线拟合惯性导航系统的速度误差曲线对位置测量值进行零速修正,提高了掘进机的定位精度。曲线拟合法虽然相对简单,但修正间隔短且修正时间长,

而基于卡尔曼滤波的零速修正方法动态性能好、精度高,因此通常采用卡尔曼滤波法进行零速修正。常乐等^[16]采用卡尔曼滤波方法,研究了零速修正在GNSS/INS紧组合导航中的应用。刘送永等^[17]结合掘进机施工工艺提出柔性零速卡尔曼滤波校正方法,提升了掘进机惯性定位精度。纪志敏^[18]基于采煤机的基本工作原理及运动特性,提出了一种基于运动约束的动态零速修正误差抑制方法,引入运动约束条件,利用卡尔曼滤波来对其进行误差补偿,从而提高定位精度。王世佳等^[19]根据动态零速修正技术的非完整约束条件,以采煤机坐标系横向和垂直方向速度值为观测量构建量测方程,建立卡尔曼滤波模型进行零速修正,东、北方向定位精度提升了30%。候若芝^[20]研究了基于开环卡尔曼滤波器理论的零速修正技术,提出了零速修正算法流程,建立了卡尔曼滤波器惯组误差模型,并对系统进行了状态可观测性分析,将导航精度提高了1~2个数量级。然而,煤矿掘进系统中的动态过程通常是非线性的,并且可能存在非高斯分布的噪声,这些非线性和非高斯性会导致卡尔曼滤波的性能下降。

针对以上问题,笔者提出了一种基于PCA-SC-SO-SVM零速检测与扩展卡尔曼滤波修正的掘进机零速修正方法。针对零速区间检测不准确问题,通过主成分分析法选取适当的特征量降低诊断模型复杂度与数据分析难度并引入沙猫群优化算法对惩罚参数及SVM核函数参数进行优化,以提高零速区间检测准确率。为了确保滤波性能和计算效率,选用扩展卡尔曼滤波进行误差修正。最后,根据掘进机零速检测结果和掘进机运动特性确定的修正间隔时间,利用扩展卡尔曼滤波在零速时刻的速度误差和角速度误差作为观测量进行自适应零速修正,从而实现低精度光纤惯导达到高精度定位的要求。

1 自适应零速修正方案

1.1 掘进工艺分析

以悬臂式掘进机为核心的综掘工作面为例进行掘进工艺分析。综掘工作面设备主要包括悬臂式掘进机、带式输送机、锚杆钻机等设备,其掘进工艺主要包括截割、运输和支护。根据煤矿巷道掘进工艺流程,截割和支护两大工序交替进行,一般工作面掘进0.8~1.6m时,掘进机停机,工人开展钻锚支护作业,钻锚支护期间掘进机一直停机闭锁。而且掘进机机身质量巨大,行走速度缓慢,一般只有0.1m/s左右。巷道掘进流程如图1所示。

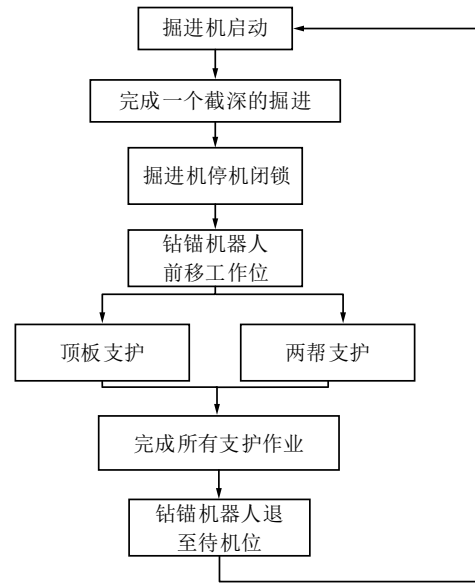


图1 巷道掘进流程

Fig.1 Roadway excavation flow chart

由此可以看出掘进机特点是静止时间长、运动时间短以及间歇式运动方式。综上所述,为零速检测与修正提供了必要条件。

1.2 自适应零速修正方法

光纤惯导安装在掘进机机身上,根据掘进机的运动特点其静止状态可分为3种状态:一种是完全静止;一种是掘进机处于怠速;还有一种是掘进机截割而机身未动。

自适应零速修正流程如图2所示。首先,通过光纤惯导的加速度传感器采集掘进机各个状态的振动数据。由于数据中不仅有运动信息还夹杂着振动

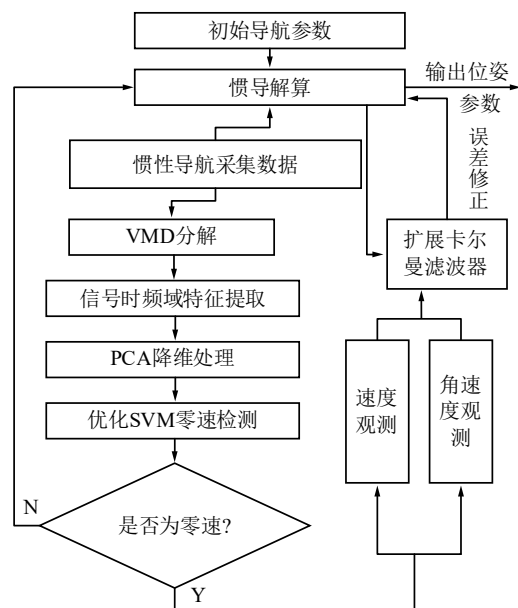


图2 零速修正流程

Fig.2 Zero velocity correction process

信号和其他信号,先对信号进行 VMD 分解并根据相关系数选出 IMF 分量,然后提取 IMF 分量时频域特征,为了降低计算量引入主成分分析法选出有效 IMF 分量进行降维处理。最后,采用改进后的 SVM 算法进行训练,使用训练好的模型进行工况识别。在识别到的零速区间内,将零速时刻的速度误差和角速度误差输入 EKF 滤波器构建观测方程,进行零速修正。

2 基于 PCA-SCSO-SVM 的零速状态检测方法

由于煤矿掘进工作面环境恶劣以及掘进机运动工作时产生的大量振动会改变零速状态下的光纤惯导瞬时特性,导致传统阈值零速检测方法准确率,故对以上提到的 3 种零速状态,笔者通过提取振动信号特征并使用支持向量机的方法进行检测。

零速状态检测方法主要分为两大部分,在数据处理部分,通过对振动信号的分解、IMF 分量选择、特征提取和降维等得到样本数据;在模式识别部分,将样本数据分为训练样本和测试样本并导入 SCSO-SVM 模型中进行训练和测试,最终根据分类得到零速检测结果。流程如图 3 所示。

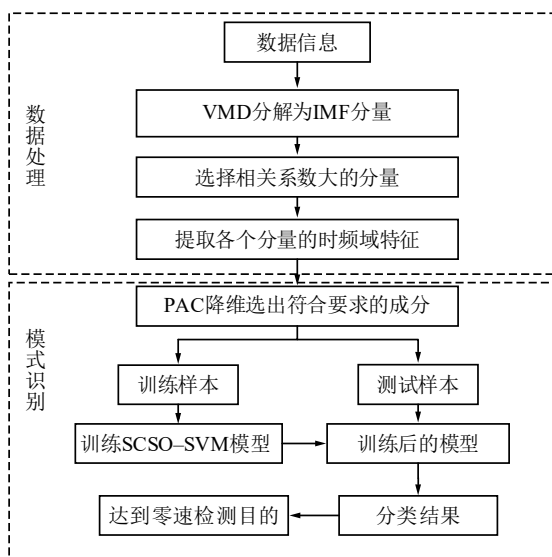


图 3 零速状态检测流程

Fig.3 Zero velocity state detection process flowchart

2.1 VMD 分解

掘进机工作时,由于煤矸脱落以及电磁噪声的干扰,夹杂着大量的环境噪声,采集的信号往往具有非线性、不稳定等特性,无法对其进行直接分析,需要对信号进行处理减少或消除信号中混杂的噪声。

相比较其他滤波算法,VMD 能有效处理非线性、

非平稳信号,是一种时频分析方法,能够将多分量信号一次性分解成多个单分量调幅调频信号,避免了迭代过程中遇到的端点效应,抑制由于噪声产生的模态混叠问题,以获得最优的信号分解结果。

2.2 时频域特征提取

对一段振动信号的描述,时间和频率是两个主要评价方向。时域分析主要关注信号在时间上的变化,提取的时域特征通常包括均值、方差、峰值等。这些特征对于某些复杂的振动信号不具备足够的表达能力,难以捕捉到信号的细微变化和动态特性。且时域分析对噪声敏感,噪声成分会影响时域特征的准确性,从而降低分类性能。频域分析将信号转换到频率域,提取的频域特征通常包括功率谱密度、频谱峰值等。然而,这些特征无法完整地描述信号的动态特性和时变频率成分。所以无论是单纯使用时域还是单纯使用频域分析方法,在应用中都有一定的局限性。

为了克服时域和频域分析的不足,笔者主要从能量值、能量熵、排列熵、多尺度排列熵、模糊熵、近似熵等方面进行特征提取。这些特征可以同时考虑振动信号的时序和频谱特性,能够从不同角度描述振动信号的能量分布、序列结构和复杂度等特征。通过结合多个特征,可以提供更丰富的信息,有助于区分不同类别的振动信号。

能量值 E 计算式为

$$E = \int |x(t)|^2 dt \quad (1)$$

能量熵 H_e 计算式为

$$H_e = - \int (|x(t)|^2/E) \text{lb}(|x(t)|^2/E) dt \quad (2)$$

式中: E 为信号的能量; $x(t)$ 为信号。

排列熵 H_p 计算式为

$$H_p = - \sum p(i) \text{lb}(p(i)) \quad (3)$$

式中: $p(i)$ 为信号的排列概率; i 为所有可能的排列模式。

多尺度排列熵 H_{mp} 计算式为

$$H_{mp} = \sum \lambda H_p(\lambda) \quad (4)$$

式中: λ 为不同的时间尺度; $H_p(\lambda)$ 为在时间尺度 λ 上计算的排列熵。

模糊熵 H_f 计算式为

$$H_f = - \sum \mu(i) \text{lb}[\mu(i)] \quad (5)$$

式中: $\mu(i)$ 为信号的模糊隶属度; i 为所有可能的模糊隶属度值。

近似熵

$$A_p(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r) \quad (6)$$

式中： m 为模式长度； r 为相似度阈值； ϕ^{m+1} 为 m 阶近似熵。

2.3 主成分分析降维

PCA的主要过程是通过一定的线性方式，进行线性投影，即将高维的特征量投影到低维空间中。并且希望所投影的特征量包含较多的信息量，减少信息的丢失量，比如方差等信息，从而达到减少特征数量并且囊括较多特征的目标。PCA方法的数学思想是通过正交向量基将高维特征空间映射到低维特征空间，实现信息量损失最小的同时实现特征降维。

PCA主要步骤如下：

- 1) 输入样本矩阵；
- 2) 分析样本的相关性；
- 3) 对样本进行标准化处理，公式如下：

$$\bar{x}_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_j^i \quad (7)$$

式中： \bar{x}_i 为第 i 个特征的平均值； M 为样本的数量； x_j^i 为第 j 个样本的第 i 个特征的值。

- 4) 对样本进行归一化；
- 5) 计算样本的协方差矩阵，公式如下：

$$\text{cov}(x_1, x_i) = \frac{\sum_{j=1}^M (x_j^1 - \bar{x}_1)(x_j^i - \bar{x}_i)}{M-1} \quad (8)$$

- 6) 计算协方差矩阵；
- 7) 投影数量到低维特征空间。

2.4 SCSO-SVM 算法零速状态检测

SVM是一种广义线性分类器，通过监督学习对数据进行分类，可以很好地解决小样本下的分类问题。掘进机运动状态分类较少，因此选用其进行状态识别，从而有效判断出零速区间。

在SVM中惩罚参数和核函数参数的选取影响着支持向量机的性能，选择合适的参数尤为重要。而沙猫群优化算法(SCSO)具有收敛速度快、参数少、算法简单易实现的优点，尤其对高维度优化问题，比遗传算法更快收敛于最优解，所以笔者选用沙猫群优化算法。沙猫群优化(Sand Cat Swarm Optimization, SCSO)算法是一种受自然界沙猫行为而设计的元启发式算法，能够根据优化问题函数参数获得解的最佳值，而利用这一优化算法可以解决以上参数选择困难的问题。沙猫群会通过搜索阶段和捕食阶段获得食物，该算法具有寻优能力强、收敛速度快等特点。

自然界中沙丘猫的猎物搜索机制依赖于低频噪声发射，每只沙丘猫都拥有可感知低于2 kHz低频声波的听觉能力，因此在算法中代表听觉能力的值由2线性递减至0，用以逐渐靠近猎物以至于不会丢失或跳过，其更新方法如式(9)。

$$r_G = S_M - \frac{S_M E_G}{E_{\max}} \quad (9)$$

式中： S_M 为沙猫的听觉特性，其值假设为2； i_c 为种群当前迭代次数； i_{\max} 为种群最大迭代次数。

控制搜索和攻击之间转换的引导参数 r ，其方法如式(10)。

$$R = 2r_G \text{rand}(0, 1) - r_G \quad (10)$$

式中： $\text{rand}(0, 1)$ 表示生成一个介于0~1的随机数。在SCSO算法中， rand 通过引入随机性，使得算法在搜索和攻击阶段的行为更加灵活，增强算法的全局搜索能力，避免过早地陷入局部最优，并提高算法的搜索效率。

每只沙丘猫的搜索空间在定义的边界之间随机初始化。在搜索步骤中，每个当前个体的位置更新都是基于一个随机位置。为避免陷入局部最优，每只沙丘猫的灵敏度范围是不同的，如式(11)所示。所以 r_G 代表常规的灵敏度范围(由2线性递减至0)，但 r 为每个种群个体的灵敏范围。同时， r 应用于搜索和攻击阶段，而 r_G 作用于引导参数 r 从而实现阶段间的转移和控制。

$$r = r_G \text{rand}(0, 1) \quad (11)$$

沙丘猫会根据全局最优解，自己当前位置和其灵敏度范围更新自己的位置，其更新方式如式(12)所示。因此沙丘猫能根据猎物位置更新迭代，从而找到新的局部最优。由式可以看出新的位置位于当前位置和猎物位置之间，同时随机性保证了算法的低运行成本和低复杂度。

$$P(t+1) = r[P_{bc}(t) - \text{rand}(0, 1)P_c(t)] \quad (12)$$

攻击猎物。假设沙丘猫在攻击阶段其灵敏度范围是一个圆，其移动的方向就可以通过圆上的一个随机角度确定。由于所选的随机角度在 $0^\circ \sim 360^\circ$ ，其值将在 $-1 \sim 1$ 。这样，群体中的每个成员都能够在搜索空间中沿着不同的圆周方向移动。SCSO利用轮盘选择算法为每只沙丘猫选择一个随机角度。同时，沙丘猫可以在接近狩猎位置的同时避免陷入局部最优。其更新方法如式(13)、式(14)所示。

$$P_{\text{rnd}} = |\text{rand}(0, 1)P_{bc}(t) - P_c(t)| \quad (13)$$

$$P(t+1) = P_b(t) - rP_{\text{rnd}} \cos \theta \quad (14)$$

3 扩展卡尔曼滤波零速修正算法

笔者采用的基于扩展卡尔曼滤波器的零速修正算法是以光纤惯导系统误差方程作为系统状态空间方程,其中以系统误差作为状态变量,同时选取合适的观测量,通常为停车点的速度和角速度,从而构建滤波器模型,获得系统误差的估计。

3.1 惯导误差模型

笔者利用扩展卡尔曼滤波器进行误差分析,针对惯性导航系统不可避免的存在误差,一般的误差有器件常值零偏、姿态、速度和位置误差等。本节对以上误差进行分析,简要给出误差方程:

1) 陀螺仪件误差模型

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \boldsymbol{\varepsilon}_b + \boldsymbol{\varepsilon}_r + \boldsymbol{\omega}_g \quad (15)$$

$$\dot{\boldsymbol{\varepsilon}}_r = -\frac{1}{\tau_G} \boldsymbol{\varepsilon}_r + \boldsymbol{\omega}_r \quad (16)$$

式中: $\boldsymbol{\varepsilon}_b$ 为陀螺仪零偏误差, rad/s; $\boldsymbol{\varepsilon}_r$ 为一阶马尔科夫过程, rad/s; τ_G 为时间常数; $\boldsymbol{\omega}_g$ 、 $\boldsymbol{\omega}_r$ 为随机噪声, rad/s。

2) 加速度误差模型

$$\nabla = \nabla_b + \boldsymbol{\omega}_a \quad (17)$$

式中: ∇_b 为加速度计零偏误差; $\boldsymbol{\omega}_a$ 为高斯随机噪声误差。

3) 姿态误差模型

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}} = \boldsymbol{\varphi}(-\boldsymbol{\omega}_{in}^n) + \delta\boldsymbol{\omega}_{in}^n - \delta\boldsymbol{\omega}_{ib}^n \quad (18)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}$ 为姿态角误差, rad; $\boldsymbol{\omega}_{in}^n$ 为导航坐标系相对于地心惯性坐标系的转动角速度, rad/s; $\boldsymbol{\omega}_{ib}^n$ 为惯性测量单元陀螺仪测量的载体角速度在导航坐标下的投影, rad/s。

4) 速度误差模型

$$\delta\dot{\boldsymbol{v}}^n = \boldsymbol{\varphi} f_{sf}^n + \boldsymbol{v}^n (2\delta\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta\boldsymbol{\omega}_{en}^n) - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \boldsymbol{v}^n + \delta\boldsymbol{f}_{sf}^n + \delta\boldsymbol{g}^n \quad (19)$$

式中: $\delta\dot{\boldsymbol{v}}$ 为速度误差的时间微分; f_{sf}^n 为惯性测量单元加速度计测量的比力在导航坐标下的投影; $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 为地球自转角速度, rad/s; $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 为导航坐标系相对于惯性坐标系的转动角速度, rad/s。

5) 位置误差模型

$$\delta\dot{L} = \frac{\delta v_N}{R_M + h} - \frac{v_N \delta\dot{h}}{(R_M + h)^2} \quad (20)$$

$$\delta\dot{\lambda} = \frac{\delta v_E \sec L}{R_N + h} + \frac{v_E \sec L \tan L}{R_N + h} \delta\dot{L} - \frac{v_E \sec L}{(R_N + h)^2} \delta\dot{h} \quad (21)$$

$$\delta\dot{h} = \delta v_U \quad (22)$$

式中: δL 为纬度误差, rad; $\delta\lambda$ 为经度误差, rad; δh 为高度误差, m; R_M 为载体所在地点地球子午圈半径, m;

R_N 为载体所在地点卯酉圈曲率半径, m。

3.2 基于惯导误差模型的 EKF 滤波器设计

根据误差模型,选取上述姿态角、速度、位置以及器件常值零偏误差作为滤波器的状态变量 \boldsymbol{X} :

$$\boldsymbol{X} = [\boldsymbol{\varphi} \quad \delta\boldsymbol{v}^n \quad \delta\boldsymbol{p} \quad \boldsymbol{\varepsilon} \quad \nabla]^T \quad (23)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi} = [\varphi_E, \varphi_N, \varphi_U]$ 分别为东北天 3 个方向的姿态误差角, rad; $\delta\boldsymbol{v}^n = [\delta v_E, \delta v_N, \delta v_U]$ 分别为东北天 3 个方向的速度误差, m/s; $\delta\boldsymbol{p} = [\delta L, \delta\lambda, \delta h]$ 分别为纬经高 3 个方向的位置误差; $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z]$ 分别为陀螺仪三轴常值漂移, rad/s; $\nabla = [\nabla_x, \nabla_y, \nabla_z]$ 为加速度计三轴零偏, m/s^2 。

构建离散系统状态方程:

$$\boldsymbol{X}_k = \boldsymbol{\Phi}_{k/k-1} \boldsymbol{X}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma}_{k/k-1} \boldsymbol{W}_{k-1} \quad (24)$$

式中: \boldsymbol{X}_k 为 k 时刻的状态; \boldsymbol{X}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的状态; $\boldsymbol{\Phi}_{k/k-1}$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻的系统状态转移矩阵; $\boldsymbol{\Gamma}_{k/k-1}$ 为系统噪声驱动阵; \boldsymbol{W}_{k-1} 为系统噪声。

从理论上来说,在检测出的零速区间内既没有线运动也没有角运动。所以除了速度为零之外,输出的角速率也应该为零,但是由于惯性传感器本身的噪声误差使得零速区间内的实际速度和角速度不为零,因此零速修正利用零速区间内的速度误差和角速度误差作为观测量,构建扩展 Kalman 滤波观测方程,从而进行误差估计和修正。

构建观测量:

$$\boldsymbol{Z}_k = \begin{bmatrix} \delta v(t) \\ \delta\boldsymbol{\omega}(t) \end{bmatrix} = \boldsymbol{H}_k \boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{V}_k \quad (25)$$

式中: \boldsymbol{Z}_k 为 k 时刻的量测; 其中 \boldsymbol{V}_k 为量测噪声; $\delta\boldsymbol{v} = [\delta v_E \quad \delta v_N \quad \delta v_U]^T$ 为速度误差; $\delta\boldsymbol{\omega} = [\delta\boldsymbol{\omega}_E \quad \delta\boldsymbol{\omega}_N \quad \delta\boldsymbol{\omega}_U]^T$ 即为角速度误差,则可以写出观测矩阵为

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}^{3 \times 3} & \boldsymbol{I}^{3 \times 3} & \mathbf{0}^{3 \times 3} & \mathbf{0}^{3 \times 3} & \mathbf{0}^{3 \times 3} \\ \mathbf{0}^{3 \times 3} & \mathbf{0}^{3 \times 3} & \mathbf{0}^{3 \times 3} & \boldsymbol{I}^{3 \times 3} & \mathbf{0}^{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (26)$$

当检测结果静止时,根据式(24)、式(25)状态方程和量测方程进行时间更新和量测更新。状态 \boldsymbol{X}_k 的非线性系统扩展卡尔曼滤波公式如下所示:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1} &= \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \hat{\boldsymbol{X}}_{k-1} \\ \boldsymbol{P}_{k,k-1} &= \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^T + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} \boldsymbol{Q}_k \boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1}^T \\ \boldsymbol{K}_k &= \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}_k^T (\boldsymbol{H}_k \boldsymbol{P}_{k,k-1} \boldsymbol{H}_k^T + \boldsymbol{R}_k)^{-1} \\ \hat{\boldsymbol{X}}_k &= \hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1} + \boldsymbol{K}_k (\boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k \hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}) \\ \boldsymbol{P}_k &= (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{H}_k) \boldsymbol{P}_{k,k-1} \end{aligned} \quad (27)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}$ 为一步预测估计状态变量; $\hat{\boldsymbol{X}}_k$ 为最优估计状态变量; $\boldsymbol{P}_{k,k-1}$ 为一步预测协方差矩阵; \boldsymbol{P}_k 为最优估计协方差矩阵; \boldsymbol{K}_k 为最优增益矩阵; $\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}$ 为状态转

移矩阵; Q_k 和 R_k 分别为离散化后的系统噪声协方差矩阵和量测噪声协方差矩阵。

$$\Phi_{k,k-1} = I + \sum_{j=1}^{T_f/T_n} F_j T_n \quad (28)$$

式中: T_f 为EKF滤波周期; T_n 为导航周期。

由EKF估计出各状态变量的误差后,对各状态变量进行修正。

4 试验验证与结果分析

4.1 零速检测方法试验验证

1)试验平台。为了验证零速检测方法的有效性,将惯导以静置状态固定于激振台上,使用激振台模拟不同静止状态下的掘进机的振动情况,如图4所示。由于掘进机3种静止状态机身都未移动,只是机身在不同状态产生不同振幅的振动,故先采集完全静止状态下的数据,其次利用激振台对捷联惯导施加不同振幅的振动,通过设置激振台参数和振动加速度,采集惯导信号。取振动频率50 Hz,分别采集振动加速度为0.5、1 g的振动信号,且为了验证检测的准确性,加入运动状态的信号,采集的4种不同状态信号如图5所示。

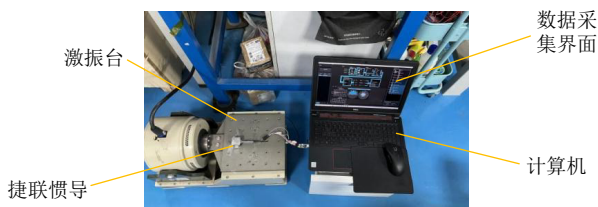


图4 激振台采集数据

Fig.4 Data collected by the vibration table

2)信号分解与特征提取。以机身静止状态的信号为例进行VMD分解,分解的IMF分量如图6所示。

其次,对各IMF分量进行时频域特征提取,包括能量值、能量熵、排列熵、多尺度排列熵、模糊熵、近似熵等时频域特征,结果如图7所示。

相关系数衡量了目标变量和IMF分量之间的线性相关性,较高的相关系数表示较强的线性关系。因此,根据相关系数准则及图8所示,筛选出包含大多数状态信息的IMF1、IMF2、IMF3和IMF4这样4个IMF分量的特征。

3)主成分分析降维。对掘进机振动信号进行VMD分解后,由以上可知筛选出包含大多数掘进机状态信息的4个IMF分量,对各分量进行时频域上

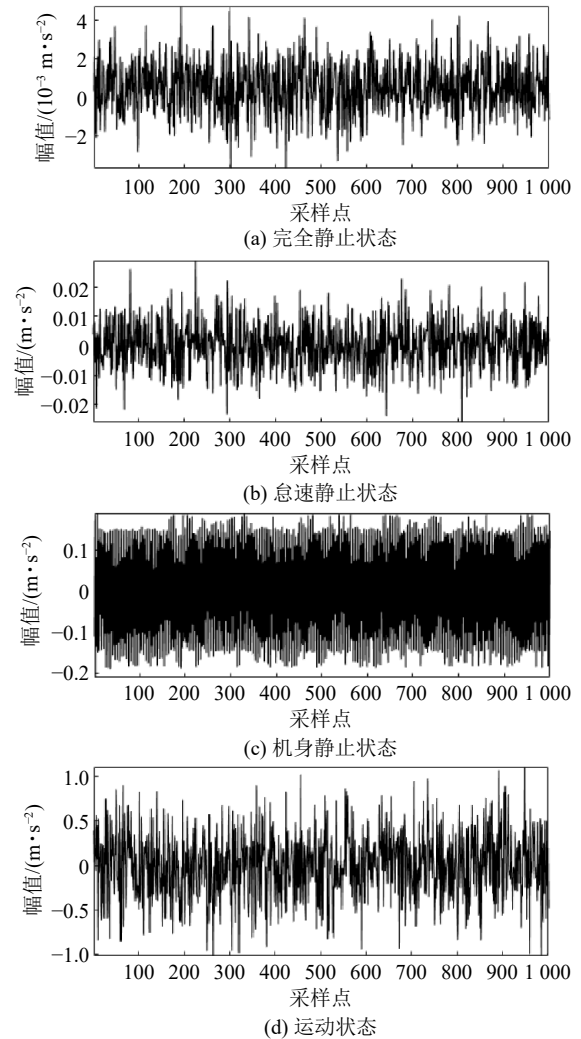


图5 不同状态下信号

Fig.5 Signals in different states

的特征提取,每个IMF分量共提取6个特征值,对于每种状态下的振动信号,共提取特征24个。为了减少计算的复杂度,故使用PCA对数据进行降维处理。各主成分方差贡献率见表1。

研究表明:贡献率大于85%即可决定主成分个数,通过计算取前10维特征累积贡献率为99.48%,故选取前10个主成分作为降维后的特征数据。

4)零速状态检测对比试验。试验过程中,在每组状态70组样本中,按照训练集与测试集5:2将每种状态的前50组共200组作为训练样本,每种状态的后20组共80组作为测试样本,取前1000个采样点为一种样本长度。具体类别见表2。

由图9—图12可知:SVM模型静止状态错分了12个,运动状态错分了2个;GA-SVM模型静止状态错分了8个,运动状态错分了1个;PSO-SVM模型静止状态错分了5个,运动状态全部分类正确;笔者方法静止状态错分了3个,运动状态全部分类正

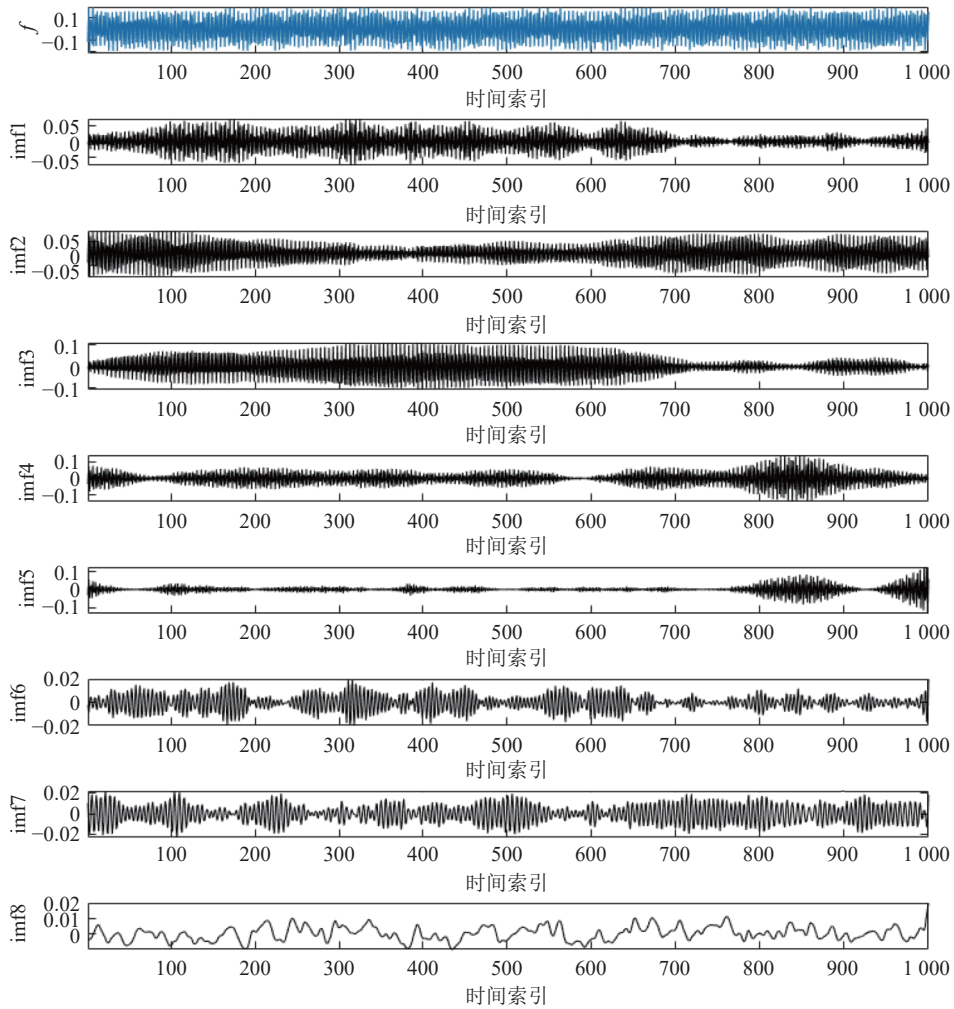
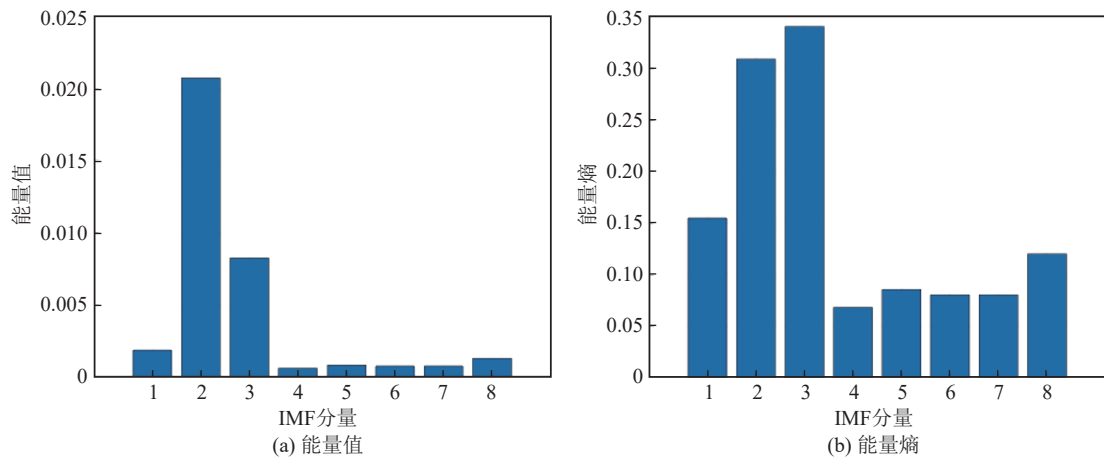


图 6 原始数据与 IMF 分量
Fig.6 Raw date and IMF component

确;但所有的模型中完全静止状态的识别率都是 100%,表明了复杂的振动状态对识别精度有一定的影响。由表 3 可知:通过不同算法对核函数、惩罚参数的优化,笔者方法零速检测准确度最高,达到了 96.25%,相比传统 SVM 提高了 16.67%,相比 GA-SVM

提高了 8.45%,相比 PSO-SVM 算法提高了 2.67%,结果表明:笔者提出的方法通过选择适当的特征有效地提升了零速区间的检测准确率。

5)模拟环境噪声试验验证。为了验证所提方法的适用性,因此模拟真实环境给振动信号加上环境



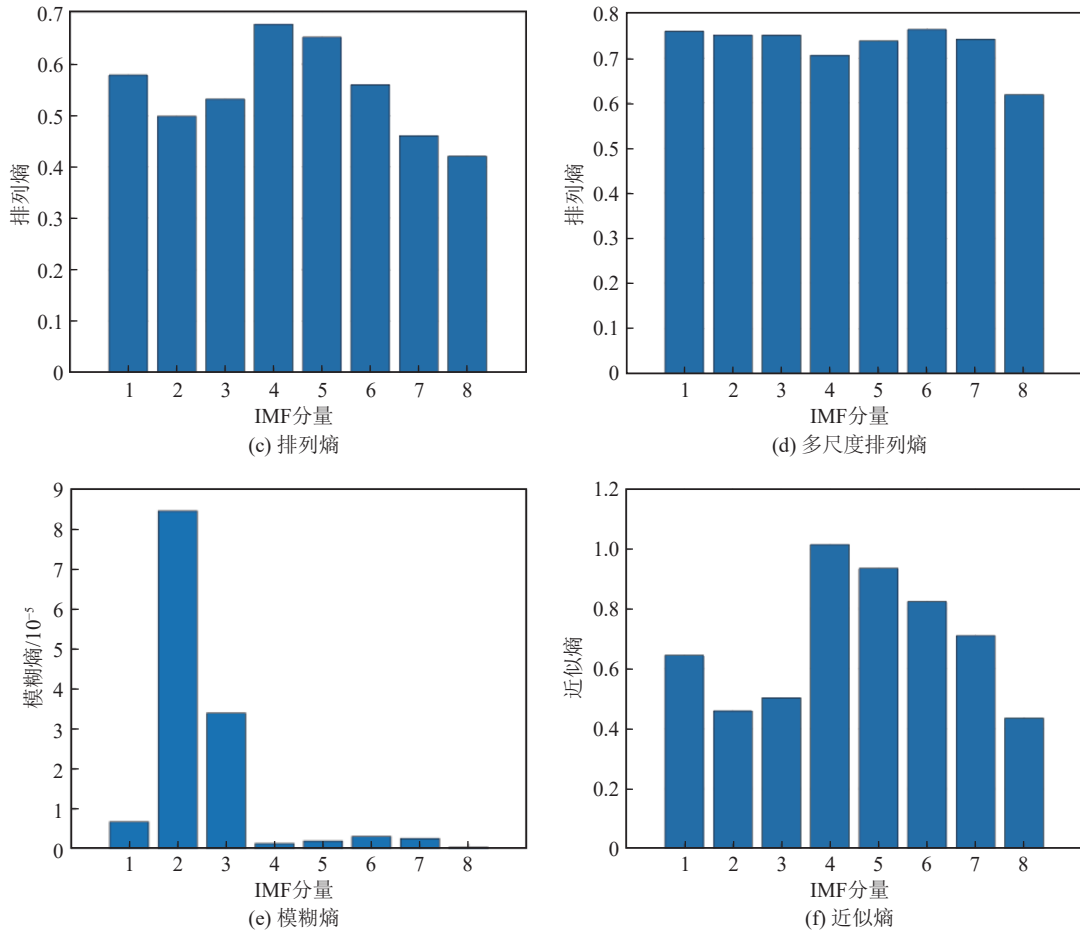


图 7 不同时间域特征

Fig.7 Different time-frequency domain characteristics

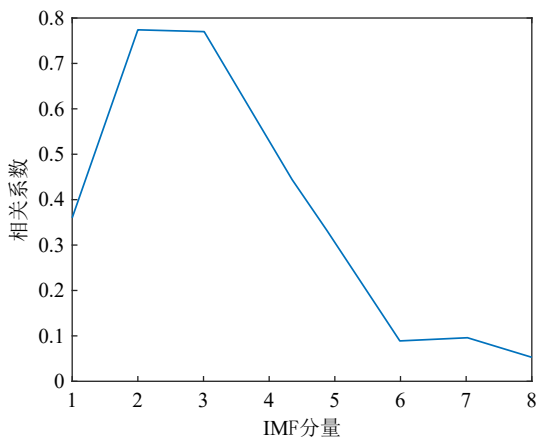


图 8 IMF 分量语振动信号的相关系数值

Fig.8 Correlation coefficient value between IMF components and vibration signals

噪声,为了符合实际振动信号特征,加入高斯白噪声,试验验证过程同上,结果如图 13 所示。

由图 13 可知:加完噪声后笔者所提方法识别率为 95%,与加噪前识别准确率相差不大;经过分析得知:经 VMD 分解降噪后,能够减少信号中混杂的噪

表 1 各主成分方差贡献率
Table 1 Variance contribution rate of each principal component

主成分	方差贡献率/%	主成分	方差贡献率/%
1	74.75	9	0.29
2	12.96	10	0.19
3	3.77	11	0.14
4	2.98	12	0.12
5	1.97	13	<0.001
6	1.58	14	<0.001
7	0.55	15	<0.001
8	0.44		

声,且在训练过程中,SVM 的优化目标是最大化边界间隔,而不是简单地拟合训练样本,这使得 SVM 相对不容易受到少量噪声和异常值的干扰,可以得出 SCSO-SVM 方法具有较好的适用性。

4.2 零速修正方法试验验证

1)仿真条件。为了验证零速修正算法,根据

表 2 不同类别数据

Table 2 Different categories of data

掘进机状态		样本数据/组	训练数据/组	测试数据/组	数据长度/个
静止状态	完全静止	70	50	20	1 000
	怠速	70	50	20	1 000
运动状态	机身静止	70	50	20	1 000
	运动	70	50	20	1 000

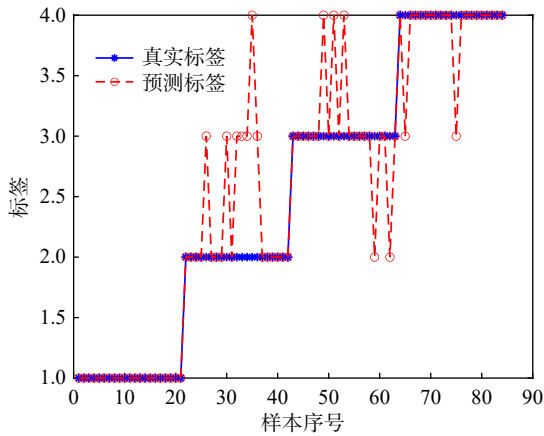


图 9 SVM 识别结果

Fig.9 SVM recognition results

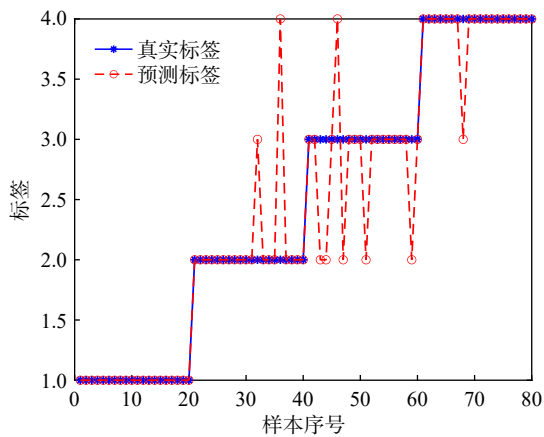


图 10 GA-SVM 识别结果

Fig.10 GA-SVM recognition results

掘进机的工作特性,采用 PSINS 工具箱软件进行掘进机光纤惯导静态仿真,设置初始姿态、速度、位置为 0,持续总时间为 1 h。根据仿真生成光纤惯导数据采样 100 Hz,在仿真过程中注入的各种误差见表 4。

2)修正间隔时间对比试验。为了探索间隔时间对姿态精度的影响,根据掘进机的工作特性不断调整零速修正的间隔时间来进行修正试验。由于光纤惯导的零速修正时间一般为 5min,故在静止的 1 h

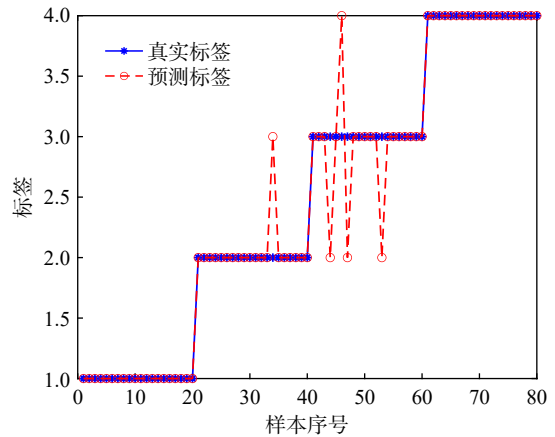


图 11 PSO-SVM 识别结果

Fig.11 PSO-SVM recognition results

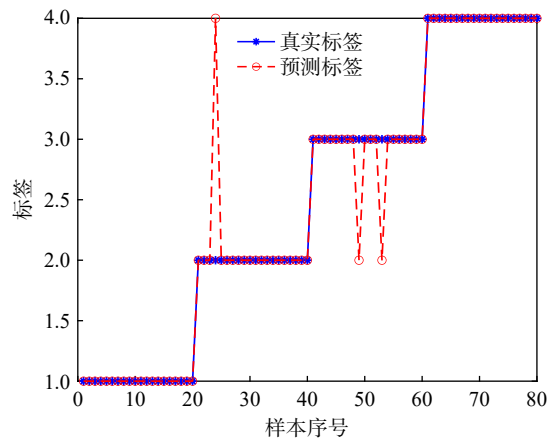


图 12 SCSO-SVM 识别结果

Fig.12 SCSO-SVM recognition results

表 3 4 种方法识别准确率

Table 3 Recognition accuracy of four methods

方法	<i>c</i>	<i>g</i>	识别准确率/%
SVM	10.000 0	10.000 0	82.50
GA-SVM	2.267 8	4.565 0	88.75
PSO-SVM	7.016 2	3.894 2	93.75
SCSO-SVM	7.565 8	5.063 5	96.25

中,设置光纤惯导的修正时间为 5 min,根据掘进机工况设置掘进机停车间隔时间分别为 10、15、20 和 30 min,修正后误差结果如图 14 和表 5 所示。

根据图 14 和表 5 可知:在不同的间隔时间下,零速修正间隔时间越短,姿态检测误差越小,在间隔由 30 min 变为 10 min 时,俯仰角最大误差由 0.026°降低到 0.008°,横滚角最大误差由 0.024°降低到 0.007°,航向角误差由 0.089°降低到 0.057°,结果表明:在不影响掘进机工作的前提下,适当缩短修正间隔时间可以达到更高的姿态检测精度。考虑光纤惯

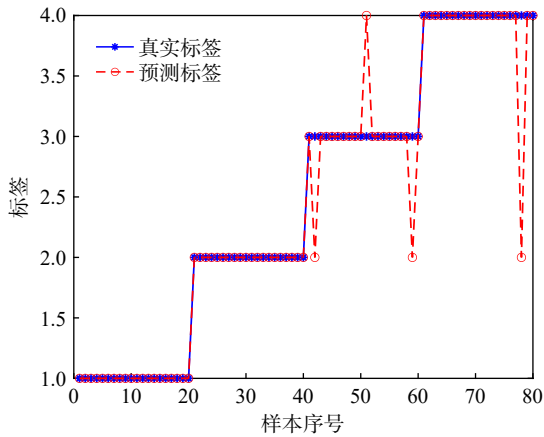


图 13 SCSSO-SVM 识别结果
Fig.13 SCSSO-SVM recognition results

表 4 仿真误差设置
Table 4 Simulation error setting

误差	数值
陀螺随机常值漂移	0.1(°)/h
陀螺随机游走	0.02(°)/h
加速度计随机常值偏值	0.1 mg
加速度计随机游走	5 μg/Hz ^{0.5}

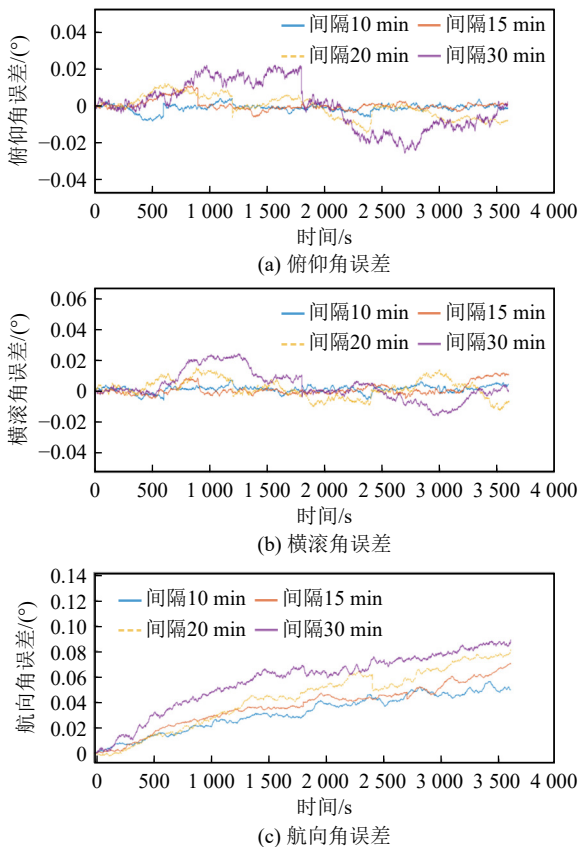


图 14 不同修正间隔时间姿态角误差
Fig.14 Attitude angle error with different correction intervals

表 5 不同修正间隔时间姿态角最大误差
Table 5 Maximum error of attitude angle at different correction intervals

间隔时间/min	俯仰角/(°)	横滚角/(°)	航向角/(°)
10	0.008	0.007	0.057
15	0.011	0.011	0.070
20	0.015	0.014	0.079
30	0.026	0.024	0.089

导零速修正需要 5 ~ 10 min, 因此确定零速修正间隔时间为 10 min。

5 结 论

1)针对煤矿掘进机光纤惯导传统固定阈值方法的零速检测不准确问题, 笔者提出一种基于 PCA-SCSSO-SVM 零速检测方法, 通过 SCSSO-SVM 方法、SVM 方法、GA-SVM 方法和 PSO-SVM 方法进行对比试验, 结果表明: SCSSO-SVM 方法零速检测准确度最高, 达到了 96.25%, 相比传统 SVM 提高了 16.67%, 相比 GA-SVM 提高了 8.45%, 相比 PSO-SVM 算法提高了 2.67%。

2)针对高精度光纤惯导成本较高和光纤惯导误差随时间累积问题, 笔者提出了一种光纤惯导的自适应零速修正方法, 该方法根据掘进机零速检测结果、掘进机运动特性确定的修正间隔时间和利用扩展卡尔曼滤波在零速时刻以速度误差和角速度误差作为观测量进行自适应零速修正, 结果表明: 笔者提出的零速修正方法能有效降低光纤惯导的姿态误差和提升掘进机姿态的精度, 且修正间隔时间越短误差估计越准确和修正后的姿态精度越高, 修正间隔时间为 10 min 时, 能够使 0.1(°)/h 的光纤惯导达到 0.057(°)/h 的姿态检测精度, 实现了低精度光纤惯导达到高精度定位目标。

3)目前, 笔者提出的煤矿掘进机光纤惯导自适应零速修正方法主要在实验室开展了验证, 下一步将在煤矿井下掘进机开展试验验证。

参考文献(References):

[1] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1): 1-27.
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.

[2] 王国法, 杜毅博, 徐亚军, 等. 中国煤炭开采技术及装备 50 年发展与创新实践: 纪念《煤炭科学技术》创刊 50 周年[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(1): 1-18.

- WANG Guofa, DU Yibo, XU Yajun, et al. Development and innovation practice of China coal mining technology and equipment for 50 years: Commemorate the 50th anniversary of the publication of Coal Science and Technology[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(1): 1-18.
- [3] 田伟琴, 田原, 贾曲, 等. 悬臂式掘进机导航技术研究现状及发展趋势[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(3): 267-274.
- TIAN Weiqin, TIAN Yuan, JIA Qu, et al. Research status and development trend of navigation technology of cantilever roadheader[J]. Coal science and technology, 2022, 50(3): 267-274.
- [4] 高钟毓, 王进, 董景新, 等. 惯性测量系统零速修正的几种估计方法[J]. 中国惯性技术学报, 1995(2): 24-29, 39.
- GAO Zhongyu, WANG Jin, DONG Jingxin, et al. Several estimation methods for zero-velocity correction of inertial measurement systems[J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 1995(2): 24-29, 39.
- [5] JI M X, XU X B, LI Z, et al. A zero-position-difference ZUPT method for foot-shank-mounted pedestrian inertial navigation systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(22): 25649-25658.
- [6] ZHAO T Y, AHAMED M J. Pseudo-zero velocity re-detection double threshold zero-velocity update (ZUPT) for inertial sensor-based pedestrian navigation[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(12): 13772-13785.
- [7] WANG Q Y, GUO Z, SUN Z G, et al. Research on the forward and reverse calculation based on the adaptive zero-velocity interval adjustment for the foot-mounted inertial pedestrian-positioning system[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1642.
- [8] 王建中. 激光陀螺捷联惯性导航系统零速修正研究[J]. 压电与声光, 2018, 40(4): 626-632.
- WANG Jianzhong. Research on zero speed correction of laser gyro strapdown inertial navigation system[J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2018, 40(4): 626-632.
- [9] LIU X, LI N, ZHANG Y G. A novel adaptive zero velocity detection algorithm based on improved general likelihood ratio test detector[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(24): 24479-24492.
- [10] 张敏, 陈安升, 陈帅, 等. 基于运动约束辅助的车载惯性导航算法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(7): 12-16.
- ZHANG Min, CHEN Ansheng, CHEN Shuai, et al. Vehicle inertial navigation algorithm based on adaptive motion constraint assistance[J]. Automation & Instrumentation, 2020(7): 12-16.
- [11] 张阳. 基于运动约束的履带车辆导航算法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
- ZHANG Yang. Research on the navigation algorithm of crawler positioning based on constraints of motion[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018.
- [12] 余新国. 基于惯性传感器的行人自主定位关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- YU Xinguo. Research on key technology of pedestrian autonomous location based on inertial sensors[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [13] 裴根. 基于深度学习的足部IMU的零速检测与定位研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
- PEI Gen. Study on zero-velocity detection and location of foot-mounted IMU based on deep learning[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [14] FU J, CHEN C, ZHAO R Q, et al. Frame vibration states identification for corn harvester based on joint improved empirical mode decomposition-Support vector machine method[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1065209.
- [15] 田原. 基于零速修正的掘进机惯性导航定位方法[J]. 工矿自动化, 2019, 45(8): 70-73.
- TIAN Yuan. Inertial navigation positioning method of roadheader based on zero-velocity update[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(8): 70-73.
- [16] 常乐, 章红平, 高周正, 等. 零速修正在GNSS/INS紧组合导航中的应用研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2016, 36(10): 879-883.
- CHANG Le, ZHANG Hongping, GAO Zhouzheng, et al. The application of zero velocity update in GNSS/INS tightly coupled integration[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2016, 36(10): 879-883.
- [17] 刘送永, 崔玉明, 孟德远, 等. 巷道掘进机多传感融合定位系统及试验研究[J]. 振动测试与诊断, 2023, 43(3): 476-484, 618.
- LIU Songyong, CUI Yuming, MENG Deyuan, et al. Multi-sensor fusion positioning system and experimental study of roadheader[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(3): 476-484, 618.
- [18] 纪志敏. 基于运动约束的采煤机惯性导航系统技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2022.
- JI Zhimin. Research on inertial navigation system technology of shearer based on motion constraint [D]. Taiyuan : North University of China, 2022.
- [19] 王世佳, 王世博, 张博渊, 等. 采煤机惯性导航定位动态零速修正技术[J]. 煤炭学报, 2018, 43(2): 578-583.
- WANG Shijia, WANG Shibo, ZHANG Boyuan, et al. Dynamic zero-velocity update technology to shearer inertial navigation positioning[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 578-583.
- [20] 侯若芝. 车载激光陀螺捷联惯导系统零速修正算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- HOU Ruozhi. Zero-velocity update algorithm of laser gyro strapdown inertial navigation system mounted on vehicle[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.