DOI: 10.13382/j.jemi.B2306756

基于变结构 ESKF 的航姿参考系统噪声处理方法*

赵广营[1]　黄卫华[1,2]　章　政[1,2]　梅宇恒[1]
（1.武汉科技大学机器人与智能系统研究院　武汉　430000；2.武汉科技大学信息科学与工程学院　武汉　430000）

摘　要：针对航姿参考系统（AHRS）易受到环境与传感器自身噪声干扰，导致姿态估计精度下降的问题，提出了一种基于变结构误差状态卡尔曼滤波（VS-ESKF）的噪声数据处理方法。首先，通过分析 AHRS 传感器观测数据与新息序列统计特征，设计了基于加速度范数与遗忘序贯概率比检验（F-SPRT）的方法，分别检测加速度计与陀螺仪的噪声数据。其次，基于噪声检测结果，将平滑变结构滤波（SVSF）策略引入到误差状态卡尔曼滤波（ESKF），以提高 ESKF 对噪声模型不确定性的处理能力。然后，结合磁场强度与磁倾角参数特征，利用马氏距离法评估磁干扰并实时调整磁力计补偿权重，获取准确的 AHRS 修正数据。最后，基于自主搭建独轮机器人平台进行实验验证，结果表明所设计的 VS-ESKF 算法可以及时、准确地检测 AHRS 噪声数据，并有效地抑制噪声干扰，相比于 ESKF 算法，对横滚角、俯仰角和偏航角的估计精度分别提升了 31.05%、32.32%和 40.07%，提高了姿态估计的准确性和稳定性。

关键词：航姿参考系统；噪声检测；误差状态卡尔曼滤波；平滑变结构滤波
中图分类号：TP242　　**文献标识码**：A　　**国家标准学科分类代码**：510.40

AHRS noise processing method based on variable structure ESKF

Zhao Guangying[1]　Huang Weihua[1,2]　Zhang Zheng[1,2]　Mei Yuheng[1]
(1. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430000, China;
2. School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430000, China)

Abstract: To address the issue of decreased attitude estimation accuracy caused by environmental interference and sensor noise affecting the attitude and heading reference system (AHRS), a noise data processing method based on variable structure error state Kalman filtering (VS-ESKF) is proposed. The text describes a method for detecting noise data in accelerometers and gyroscopes by analyzing the statistical characteristics of sensor observation data and innovation sequence in AHRS. The method is based on the acceleration norm and forgotten sequential probability ratio test (F-SPRT). Secondly, the smooth variable structure filtering (SVSF) strategy is introduced into the error state Kalman filtering (ESKF) to improve its processing capability on the uncertainty of the noise model, based on the noise detection results. The magnetic disturbances are evaluated and magnetometer compensation weights are adjusted in real-time using the Mahalanobis distance method to obtain accurate AHRS correction data by combining the magnetic field strength and magnetic inclination parameter characteristics. The designed VS-ESKF algorithm can detect AHRS noise data timely and accurately, and effectively suppress noise interference, as demonstrated by experimental validation based on a self-unicycle robot platform. Compared to the ESKF algorithm, the accuracy of estimating the roll angle, pitch angle, and yaw angle has increased by 31.05%, 32.32%, and 40.07%, respectively. This improvement enhances the accuracy and stability of attitude estimation.

Keywords: AHRS; noise detection; error state Kalman filter; smooth variable structure filter

收稿日期：2023-07-20　　Received Date: 2023-07-20
*基金项目：国家自然科学基金（62173261）项目资助

0　引　言

航姿参考系统(attitude and heading reference system, AHRS)是一种组合惯性测量单元,在无人机、机器人、无人驾驶和虚拟现实等领域具有广泛的应用前景[1-2]。一般而言, AHRS 采用基于微机电系统(micro-elector-mechanical system, MEMS)的加速度计、陀螺仪和磁力计的融合数据获取姿态信息[3-4]。然而,基于信号传输的 MEMS 传感器在数据采集过程中,不可避免地会受到机体抖动、环境干扰及传感器故障等噪声干扰,直接影响了 AHRS 的精度和可靠性。从而降低系统完成自主定位、导航和控制等任务的效率。因此,研究 AHRS 的噪声数据处理方法十分必要。

扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)作为 AHRS 中主要的数据融合方法之一,因其处理非线性特性和噪声的能力,能够为系统提供较为准确和稳定的姿态估计结果[5-7]。近年来,许多学者针对 AHRS 中的 EKF 方法进行了深入研究。文献[8]针对 EKF 测量噪声模型不准确的问题,设计了一种模糊自适应 EKF 方法,该方法利用系统残差自适应匹配测量噪声协方差,有效减少了噪声干扰。文献[9]采用多种高斯噪声模型混合的形式对外部噪声进行建模,能够准确地描述测量噪声的统计特征,从而降低外部噪声对姿态估计精度的影响。文献[10]针对非高斯噪声容易引起 EKF 滤波发散的问题,提出了一种稳定鲁棒 EKF 方法,该方法通过实时删除异常数据点与调整系统噪声参数的方式,有效抑制了非高斯噪声干扰。上述基于 EKF 的噪声数据处理方法主要通过建立噪声统计模型,实现对噪声数据的有效处理。然而,对于 AHRS 而言,系统存在的非高斯噪声,如加速度计突变噪声、陀螺仪缓变噪声以及磁干扰等,使得多源数据的噪声统计特征难以获得,而如果直接删除这些异常数据点可能会导致信息缺失的问题。因此,有必要在充分利用传感器数据信息的同时对噪声数据进行检测与处理。

鉴于上述分析,本文提出了一种基于变结构误差状态卡尔曼滤波(variable structure error state Kalman filtering, VS-ESKF)的噪声数据处理方法。首先,分别采用基于加速度范数、遗忘序贯概率比检验(forgotten sequential probability ratio test, F-SPRT)以及组合磁场强度与磁倾角的马氏距离法对加速度计、陀螺仪和磁力计的噪声数据进行检测。其次,根据加速度计和陀螺仪的噪声检测结果,将平滑变结构滤波(smooth variable structure filtering, SVSF)策略引入到误差状态卡尔曼滤波(error state Kalman filtering, ESKF),以提高 ESKF 对非高斯噪声数据处理的稳定性。然后,根据马氏距离的磁干扰评估结果,实时调整磁力计的补偿权重,最终获得准确的 AHRS 修正数据。最后,基于所搭建的独轮机器人平台进行实测实验,验证了本文算法的可行性和有效性。

1　基于 VS-ESKF 的 AHRS 噪声处理方法

1.1　AHRS 坐标系建立与姿态变量表示

建立 AHRS 的惯性坐标系 $O_n\{X_n, Y_n, Z_n\}$,称为 n 系,方向为东北天(east-north-up, ENU);定义载体坐标系 $O_b\{X_b, Y_b, Z_b\}$,称为 b 系,符合右手笛卡尔坐标系。

设空间中任意姿态 $\boldsymbol{q}$ 的四元数表示为:

$$\boldsymbol{q} = q_0 + q_1\vec{\boldsymbol{i}} + q_2\vec{\boldsymbol{j}} + q_3\vec{\boldsymbol{k}} = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\boldsymbol{\theta}}{2}) \\ \vec{\boldsymbol{u}}\sin(\frac{\boldsymbol{\theta}}{2}) \end{bmatrix} \tag{1}$$

其中, q_0 为四元数实部, q_1、q_2、q_3 为四元数虚部分量, $\vec{\boldsymbol{u}} = \vec{\boldsymbol{i}} + \vec{\boldsymbol{j}} + \vec{\boldsymbol{k}}$, $\vec{\boldsymbol{i}}$、$\vec{\boldsymbol{j}}$、$\vec{\boldsymbol{k}}$ 分别为等效转动轴方向的单位向量, $\boldsymbol{\theta}$ 为机体绕着转动轴的旋转角度。

在给定初始值后,四元数更新的微分方程为:

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_0 \\ \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中, ω_x、ω_y、ω_z 为 b 系相对 n 系的三轴角速度。

由 b 系到 n 系的单位四元数旋转矩阵为:

$$\boldsymbol{R}_b^n(\boldsymbol{q}) = \begin{bmatrix} q_0^2+q_1^2-q_2^2-q_3^2 & 2(q_1q_2-q_0q_3) & 2(q_1q_3+q_0q_2) \\ 2(q_1q_2+q_0q_3) & q_0^2-q_1^2+q_2^2-q_3^2 & 2(q_2q_3-q_0q_1) \\ 2(q_1q_3-q_0q_2) & 2(q_2q_3+q_0q_1) & q_0^2-q_1^2-q_2^2+q_3^2 \end{bmatrix} \tag{3}$$

1.2　AHRS 传感器测量模型

AHRS 由陀螺仪、加速度计和磁力计组成。其中陀螺仪存在较大的偏置噪声,而加速度计和磁力计的偏置噪声通常比其测量噪声小[11]。因此,本文仅考虑陀螺仪偏置噪声。设 AHRS 传感器测量模型为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega}_m = \boldsymbol{\omega}_t + \boldsymbol{\omega}_b + \boldsymbol{\omega}_n \\ \boldsymbol{a}_m = (\boldsymbol{R}_b^n(\boldsymbol{q}))^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{g}_n + \boldsymbol{a}_t) + \boldsymbol{a}_n \\ \boldsymbol{m}_m = (\boldsymbol{R}_b^n(\hat{\boldsymbol{q}}))^{\mathrm{T}}\boldsymbol{m}_t + \boldsymbol{m}_d + \boldsymbol{m}_n \end{cases} \tag{4}$$

其中, $\boldsymbol{\omega}_m$、$\boldsymbol{a}_m$、$\boldsymbol{m}_m$ 分别为陀螺仪、加速度计和磁力计的测量数据。$\boldsymbol{\omega}_m$ 包含陀螺仪真实角速度 $\boldsymbol{\omega}_t$、偏置噪声 $\boldsymbol{\omega}_b \sim N(0, \sigma_{\omega b}^2)$ 和测量噪声 $\boldsymbol{\omega}_n \sim N(0, \sigma_\omega^2)$。$\boldsymbol{a}_m$ 包含标准重力加速度 $\boldsymbol{g}_n$、载体运动加速度 $\boldsymbol{a}_t$ 和测量噪声 $\boldsymbol{a}_n \sim N(0, \sigma_a^2)$。$\boldsymbol{m}_m$ 包含地磁场矢量 $\boldsymbol{m}_t$、磁干扰 $\boldsymbol{m}_d$ 和测量噪声 $\boldsymbol{m}_n \sim N(0, \sigma_m^2)$。$\boldsymbol{R}_b^n(\hat{\boldsymbol{q}})$ 为经过加速度计与陀螺仪修

正后的旋转矩阵。

1.3 AHRS 噪声检测与处理方法设计

本文设计的 AHRS 噪声数据检测与处理方法结构如图 1 所示。

首先,将加速度计与陀螺仪的测量值 $\boldsymbol{a}_m$、$\boldsymbol{\omega}_m$ 分别作为 VS-ESKF 观测方程与状态方程的输入,采用基于加速度范数和 F-SPRT 方法分别对加速度计和陀螺仪的噪声进行检测。通过噪声检测函数 $f(\cdot)$ 判断传感器噪声情况:当 $f(\cdot)=1$ 时,表明当前传感器存在非高斯噪声;当 $f(\cdot)=0$ 时,反之。其次,根据噪声检测结果 γ,自适应调整噪声处理策略:当 $\gamma=0$ 时,执行 ESKF 策略,实现在高斯噪声环境下卡尔曼滤波器的最优估计;当 $\gamma>0$ 时,执行 SVSF 策略,提升系统在非高斯噪声环境下的稳定性。根据后验估计值获得准确的横滚角与俯仰角数据。然后,采用马氏距离法实时评估磁干扰强度,得到磁力计补偿陀螺仪偏航角的权重系数 λ,由 $\lambda\boldsymbol{e}_m$ 确定磁力计对陀螺仪角速度的修正量 $\Delta\boldsymbol{\omega}_b^n$。最后,通过 $\Delta\boldsymbol{\omega}_b^n$ 对偏航角数据进行修正,获得准确的 AHRS 修正数据。

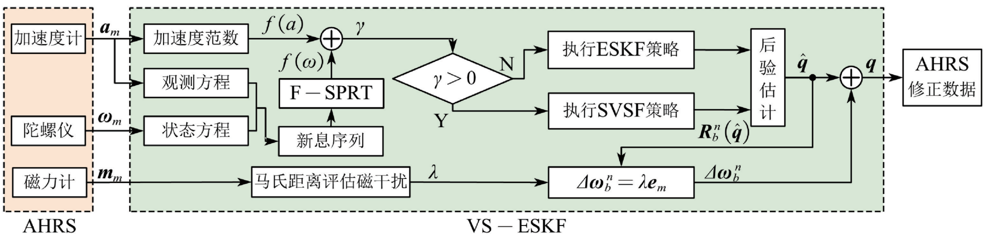


图 1 AHRS 噪声检测与处理方法结构

Fig. 1 AHRS noise detection and processing method algorithm

2 AHRS 噪声数据检测

2.1 加速度计噪声数据检测

设 a_x、a_y、a_z 为三轴加速度计的测量值,则加速度范数 $\|\boldsymbol{a}_m\|$ 为:

$$\|\boldsymbol{a}_m\|=\sqrt{(a_x)^2+(a_y)^2+(a_z)^2} \tag{5}$$

在加速度计没有受到非重力加速度干扰时,所得 $\|\boldsymbol{a}_m\|$ 与当地标准重力加速度模值 $|\boldsymbol{g}_n|$ 几乎相等。然而,当加速度计受到机体运动、抖动等干扰时,$\|\boldsymbol{a}_m\|$ 与 $|\boldsymbol{g}_n|$ 之间会存在相对偏差。因此,可以通过检测相对偏差程度判断加速度计噪声情况。定义加速度计噪声检测函数为:

$$f(a)=\begin{cases}0, & |(\|\boldsymbol{a}_m\|/|\boldsymbol{g}_n|)-1|<3\alpha\\ 1, & |(\|\boldsymbol{a}_m\|/|\boldsymbol{g}_n|)-1|\geqslant 3\alpha\end{cases} \tag{6}$$

式中:α 为在无非重力加速度干扰下测得的加速度范数标准差。

2.2 陀螺仪噪声数据检测

陀螺仪容易受到状态突变干扰以及产生缓变累计误差。序贯概率比检验(sequential probability ratio test, SPRT)作为一种统计假设检验法,对缓变噪声数据的检测更加灵敏[12]。考虑到当陀螺仪的缓变累计误差被修正后,传统 SPRT 方法无法及时检测到噪声数据的消失,出现持续误警的问题。本文设计了一种具有遗忘因子的 SPRT(F-SPRT)方法用于检测陀螺仪噪声。

选取系统一段时间的新息序列 $\{\boldsymbol{\nu}_i\mid i=1,2,\cdots,k\}$,假设:

事件 H_0:系统噪声为高斯噪声,新息序列 $\boldsymbol{\nu}_i$ 的均值 $\bar{\boldsymbol{\nu}}_0=0$,新息协方差 $\boldsymbol{S}_{(k)}$ 为高斯分布。

事件 H_1:系统存在非高斯噪声,新息序列 $\boldsymbol{\nu}_i$ 的均值 $\bar{\boldsymbol{\nu}}_{(k)}\neq 0$,新息协方差为 $\boldsymbol{S}_{(k)}$。

定义以上两种假设的概率密度函数分别为:

$$\begin{cases}p(\boldsymbol{\nu}_i\mid H_0)=\dfrac{1}{2\pi^{1/2}\boldsymbol{S}_{(k)}^{1/2}}\exp\left[-\dfrac{1}{2}\left(\dfrac{\boldsymbol{\nu}_i-\bar{\boldsymbol{\nu}}_0}{\boldsymbol{S}_{(k)}^{1/2}}\right)^2\right]\\ p(\boldsymbol{\nu}_i\mid H_1)=\dfrac{1}{2\pi^{1/2}S_{(k)}^{1/2}}\exp\left[-\dfrac{1}{2}\left(\dfrac{\boldsymbol{\nu}_i-\bar{\boldsymbol{\nu}}_{(k)}}{S_{(k)}^{1/2}}\right)^2\right]\end{cases} \tag{7}$$

根据最大后验概率准则,H_1 与 H_0 的概率似然比为:

$$L_{(k)}=\frac{p(\boldsymbol{\nu}_1,\boldsymbol{\nu}_2,\cdots,\boldsymbol{\nu}_k\mid \mathrm{H}_1)}{p(\boldsymbol{\nu}_1,\boldsymbol{\nu}_2,\cdots,\boldsymbol{\nu}_k\mid \mathrm{H}_0)}=\prod_{i=1}^{k}\frac{p(\boldsymbol{\nu}_i\mid \mathrm{H}_1)}{p(\boldsymbol{\nu}_i\mid \mathrm{H}_0)} \tag{8}$$

由式(8)可知,$L_{(k)}$ 越大,表明陀螺仪出现非高斯噪声数据的可能性越大。

定义检验因子 $G_{(k)}=\ln(L_{(k)})$,可得 $G_{(k)}$ 与 $\bar{\boldsymbol{\nu}}_{(k)}$ 的迭代计算过程分别为:

$$\begin{cases}G_{(k)}=G_{(k-1)}+\Delta G_{(k)}\\ \bar{\boldsymbol{\nu}}_{(k)}=\dfrac{k-1}{k}\bar{\boldsymbol{\nu}}_{(k-1)}+\dfrac{1}{k}\boldsymbol{\nu}_{(k)}\end{cases} \tag{9}$$

由式(9)可知,若 k 时刻前非高斯噪声越大,则检验因子 $G_{(k)}$ 越大。当 k 时刻非高斯噪声数据消失时,此时 $\boldsymbol{\nu}_{(k)}$ 趋近于 0,而 $\bar{\boldsymbol{\nu}}_{(k)}$ 受到历史新息数据的影响不能快速趋近于 0,使得 $\Delta G_{(k)}<0$。因此,$G_{(k)}$ 需要累计一段时间为负值的 $\Delta G_{(k)}$ 才能检测到非高斯噪声的消失。为降低历史数据对 $G_{(k)}$ 的影响并缩短系统误警时间,本文设计

了一种遗忘因子 u：

$$u=\ln(\kappa(\Delta G_{(k)})+\mathrm{e}) \tag{10}$$

式中：$\kappa(\Delta G_{(k)})$ 表示 $\Delta G_{(k)}$ 连续样本小于 0 的数量。

则具有遗忘因子的 $G_{(k)}$ 与 $\bar{\boldsymbol{v}}_{(k)}$ 迭代计算过程分别为：

$$\begin{cases} G_{(k)}=u^{-1}G_{(k-1)}+\Delta G_{(k)} \\ \bar{\boldsymbol{v}}_{(k)}=\dfrac{k-1}{ku}\bar{\boldsymbol{v}}_{(k-1)}+\dfrac{ku-k+1}{ku}\boldsymbol{v}_{(k)} \end{cases} \tag{11}$$

由式(11)可知，随着非高斯噪声数据的消失，遗忘因子 u 可以加快检验因子 $G_{(k)}$ 与新息均值 $\bar{\boldsymbol{v}}_{(k)}$ 的恢复速度，由此减少了历史数据造成的持续误警。

设 F-SPRT 噪声检测阈值为：

$$T(H_1)=\ln((1-P_m)/P_f) \tag{12}$$

式中：P_m 为漏警概率，P_f 为误警概率。

由式(11)、(12)可得，基于 F-SPRT 的噪声检测函数为：

$$f(\omega)=\begin{cases} 0, G_{(k)}<T(H_1) \\ 1, G_{(k)}\geqslant T(H_1) \end{cases} \tag{13}$$

2.3　基于马氏距离的磁干扰检测与偏航角补偿

磁力计容易受到磁干扰影响，降低偏航角数据质量[13]。当磁干扰出现时，磁倾角的变化趋势通常比磁场强度更早[14]。考虑到马氏距离是一种多元距离计算方法，可以有效地衡量点与聚类分布之间的距离，并且不受元素量纲影响[15]。因此，通过马氏距离法结合磁场强度与磁倾角的参数特征，提升磁干扰检测实时性。

定义磁场中磁场强度 h 和磁倾角 φ 为：

$$\begin{cases} h=\sqrt{(h_u)^2+(h_n)^2+(h_e)^2} \\ \varphi=\arctan(h_u/\sqrt{h_n^2+h_e^2}) \end{cases} \tag{14}$$

其中，h_u、h_n、h_e 分别为磁场强度的天向分量、北向分量和东向分量，可由三轴磁力计的测量数据经旋转矩阵变换得到。

令磁场参数 $\boldsymbol{\eta}=(h,\varphi)^{\mathrm{T}}$，在磁清洁环境中，采集 k 组磁场参数 $\{\boldsymbol{\eta}_i \mid i=1,2,\cdots,k\}$，则当地 $\boldsymbol{\eta}$ 的参考值 $\bar{\boldsymbol{\eta}}=(\bar{h},\bar{\varphi})^{\mathrm{T}}$ 及协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_\eta$ 为：

$$\begin{cases} \bar{\boldsymbol{\eta}}=\dfrac{1}{k}\displaystyle\sum_{i=1}^{k}\boldsymbol{\eta}_i \\ \boldsymbol{\Sigma}_\eta=\dfrac{1}{k-1}\displaystyle\sum_{i=1}^{k}(\boldsymbol{\eta}_i-\bar{\boldsymbol{\eta}})(\boldsymbol{\eta}_i-\bar{\boldsymbol{\eta}})^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{15}$$

由式(15)得到基于马氏距离的磁干扰检测函数为：

$$\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2=(\boldsymbol{\eta}-\bar{\boldsymbol{\eta}})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}_\eta^{-1}(\boldsymbol{\eta}-\bar{\boldsymbol{\eta}}) \tag{16}$$

若当环境中无磁干扰，则磁力计测得的磁场参数 $\boldsymbol{\eta}$ 可看作均值为 $\bar{\boldsymbol{\eta}}$ 的高斯序列，$\boldsymbol{\eta}$ 的马氏距离 $\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2$ 服从卡方分布；若当环境中存在磁干扰，则 $\boldsymbol{\eta}$ 与 $\bar{\boldsymbol{\eta}}$ 之间存在偏差，导致 $\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2$ 增大，且 $\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2$ 的增大程度与磁干扰强度成正比。因此，可以根据 $\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2$，调整磁力计对陀螺仪补偿权重，以降低磁干扰对偏航角数据质量的影响。

选取磁干扰噪声数据阈值为 β，在系统运行过程中，将当前测得的磁场参数 $\boldsymbol{\eta}$ 代入式(16)，可得到磁力计对陀螺仪偏航角补偿的权重系数 λ 为：

$$\lambda=\begin{cases} 0.001, \hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2\geqslant\beta \\ \left(1-\left(\dfrac{\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2}{\beta}\right)\right), \hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2<\beta \end{cases} \tag{17}$$

设地磁场矢量 $\boldsymbol{m}_t$ 经过 $(\boldsymbol{R}_b^n(\hat{\boldsymbol{q}}))^{\mathrm{T}}$ 转换后与磁力计测量矢量 $\boldsymbol{m}_m$ 通过向量积运算得到的磁力计误差补偿量为 $\boldsymbol{e}_m$，由式(17)可得陀螺仪角速度补偿量 $\Delta\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{b}}^n$ 为：

$$\Delta\boldsymbol{\omega}_b^n=\lambda\boldsymbol{e}_m \tag{18}$$

将 $\Delta\boldsymbol{\omega}_b^n$ 代入式(2)中，实现磁力计对陀螺仪偏航角的修正。当 $\hat{d}(\boldsymbol{\eta},\bar{\boldsymbol{\eta}})^2<\beta$ 时，提高权重系数 λ，以增强磁力计对偏航角的修正程度；反之，应降低 λ，以减少磁干扰对偏航角数据质量的影响。

3　VS-ESKF 噪声数据处理算法

ESKF 使用标称状态和误差状态的组合来表示理想的真实状态[16]。与 EKF 相比，ESKF 可以降低系统参数化风险与修正频率的要求，进而更有效地处理非线性系统[17]。然而，当系统存在非高斯噪声干扰时，ESKF 的估计精度会下降，甚至滤波发散[18]。考虑到 SVSF 是一种基于滑模控制概念的次优滤波器，在噪声模型不准确的情况下具有良好的鲁棒性[19]。因此，本文根据加速度计和陀螺仪的噪声检测结果，将 ESKF 精度优势与 SVSF 鲁棒性优势相结合，设计了一种 VS-ESKF 噪声数据处理算法，实现对 AHRS 噪声数据的有效处理。

3.1　基于 ESKF 的误差状态建模

定义系统的真实状态 $\boldsymbol{x}_t=[\boldsymbol{q}_t,\boldsymbol{\omega}_{bt}]^{\mathrm{T}}$、标称状态 $\boldsymbol{x}=[\boldsymbol{q},\boldsymbol{\omega}_b]^{\mathrm{T}}$、误差状态 $\delta\boldsymbol{x}=[\delta\boldsymbol{\theta},\delta\boldsymbol{\omega}_b]^{\mathrm{T}}$ 以及噪声向量 $\boldsymbol{w}=[\boldsymbol{\omega}_n,\boldsymbol{\omega}_b]^{\mathrm{T}}$。

ESKF 的标称状态不考虑系统噪声，在 $k+1$ 时刻，AHRS 离散状态下的标称状态模型为：

$$\boldsymbol{x}_{(k+1)}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{q}_{(k+1)} \\ \boldsymbol{\omega}_{b(k+1)} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{q}_{(k)}\otimes\boldsymbol{q}_{(k)}(\boldsymbol{\omega}_{m(k)}-\boldsymbol{\omega}_{b(k)})\Delta t \\ \boldsymbol{\omega}_{b(k)} \end{bmatrix} \tag{19}$$

其中，⊗表示四元数乘积，Δt 为两帧时间间隔。

为确保四元数在更新过程中是收敛的，根据式(1)，

用三维旋转向量来表征姿态的误差状态。且误差状态在零点附近，对 $\delta\boldsymbol{q}$ 采用一阶泰勒级数近似表示：

$$\delta\boldsymbol{q}=\begin{bmatrix}\cos(\frac{\boldsymbol{\theta}}{2})\\ \vec{\boldsymbol{u}}\sin(\frac{\boldsymbol{\theta}}{2})\end{bmatrix}\approx\begin{bmatrix}1\\ \frac{\delta\boldsymbol{\theta}}{2}\end{bmatrix}\tag{20}$$

在 $k+1$ 时刻，AHRS 离散状态下的误差状态模型为：

$$\delta\boldsymbol{x}_{(k+1)}=\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{\theta}_{(k+1)}\\ \delta\boldsymbol{\omega}_{b(k+1)}\end{bmatrix}=$$

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_b^n(\boldsymbol{\omega}_{m(k)}-\boldsymbol{\omega}_{b(k)})\Delta t & -\Delta t\boldsymbol{I}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{\theta}_{(k)}\\ \delta\boldsymbol{\omega}_{b(k)}\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}\boldsymbol{\omega}_{n(k)}\\ \boldsymbol{\omega}_{b(k)}\end{bmatrix}\tag{21}$$

3.2 VS-ESKF 噪声数据处理策略

由式(21)得到误差状态预测方程：

$$\delta\boldsymbol{x}^-_{(k+1)}=\boldsymbol{F}_{x(k)}\delta\boldsymbol{x}_{(k)}+\boldsymbol{F}_{w(k)}\boldsymbol{w}_{(k)}\tag{22}$$

其中，$\boldsymbol{F}_{x(k)}$ 和 $\boldsymbol{F}_{w(k)}$ 分别为误差状态与噪声状态对应的状态转移矩阵：

$$\begin{cases}\boldsymbol{F}_{x(k)}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_b^n(\boldsymbol{\omega}_{m(k)}-\boldsymbol{\omega}_{b(k)})\Delta t & -\Delta t\boldsymbol{I}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{F}_{w(k)}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix}\end{cases}\tag{23}$$

预测先验协方差矩阵 $\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}$：

$$\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}=\boldsymbol{F}_{x(k)}\boldsymbol{P}_{(k)}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}_{x(k)}+\boldsymbol{F}_{w(k)}\boldsymbol{Q}_w\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}_{w(k)}\tag{24}$$

其中，$\boldsymbol{Q}_w$ 为噪声变量协方差矩阵，通过对 $\boldsymbol{\omega}_n$、$\boldsymbol{\omega}_b$ 积分得到：

$$\boldsymbol{Q}_w=\begin{bmatrix}\sigma_\omega^2\Delta t^2\boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \sigma_{\omega b}^2\Delta t\boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix}\tag{25}$$

由式(19)更新标称状态的先验估计 $\boldsymbol{x}^-_{(k+1)}$，得到系统状态的预测观测方程：

$$\hat{\boldsymbol{z}}^-_{(k+1)}=\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}^-_{(k+1)})+\boldsymbol{a}_n\tag{26}$$

其中，$\boldsymbol{z}^-_{(k+1)}$ 是系统状态的预测观测值，$\boldsymbol{h}(\cdot)$ 为状态变量的非线性映射函数。

由式(4)中加速度计的实际观测值 $\boldsymbol{a}_m$，得到新息 $\boldsymbol{\nu}_{(k+1)}$ 及新息协方差矩阵 $\boldsymbol{S}_{(k+1)}$：

$$\begin{cases}\boldsymbol{\nu}_{(k+1)}=\boldsymbol{a}_{m(k+1)}-\boldsymbol{z}^-_{(k+1)}\\ \boldsymbol{S}_{(k+1)}=\boldsymbol{H}_{(k+1)}\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}\boldsymbol{H}_{(k+1)}+\boldsymbol{R}_{(k+1)}\end{cases}\tag{27}$$

其中，$\boldsymbol{R}_{(k+1)}$ 为测量噪声协方差矩阵，$\boldsymbol{H}$ 为雅克比矩阵，根据链式法则计算：

$$\boldsymbol{H}=\frac{\partial\boldsymbol{h}}{\partial\boldsymbol{x}_t}\frac{\partial\boldsymbol{x}_t}{\partial\delta\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{H}_x\boldsymbol{H}_{\delta x}\tag{28}$$

其中，$\boldsymbol{H}_{\delta x}$ 是真实状态关于误差状态的雅克比矩阵：

$$\begin{cases}\boldsymbol{H}_{\delta x}=\frac{\partial\boldsymbol{x}_t}{\partial\delta\boldsymbol{x}}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{Q}_{\delta\theta} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{Q}_{\delta\theta}=\frac{1}{2}\begin{bmatrix}-q_1 & -q_2 & -q_3\\ q_0 & -q_3 & q_2\\ q_3 & q_0 & -q_1\\ -q_2 & q_1 & q_0\end{bmatrix}\end{cases}\tag{29}$$

根据式(6)、(13)的噪声检测结果，判断当前 $k+1$ 时刻加速度计与陀螺仪的噪声情况，自适应调整滤波策略：

1)当 $\gamma>0$ 时，执行 SVSF 策略：

计算 $k+1$ 时刻 SVSF 平滑有界层宽度 $\boldsymbol{\psi}_{(k+1)}$，其大小与系统误差和噪声有关[20]：

$$\boldsymbol{\psi}_{(k+1)}=(\mathrm{diag}(\boldsymbol{A}^{-1})\boldsymbol{H}_{(k+1)}\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}_{(k+1)}\boldsymbol{S}_{(k+1)})^{-1}\tag{30}$$

其中，$\boldsymbol{A}=|\boldsymbol{\nu}_{(k+1)}|+\varepsilon|\boldsymbol{e}_{(k)}|$、$\varepsilon(0<\varepsilon<1)$ 为 SVSF 收敛因子。

计算 SVSF 增益：

$$\boldsymbol{K}_{(k+1)}=$$

$$\hat{\boldsymbol{H}}_{(k+1)}\mathrm{diag}[\boldsymbol{A}\circ sat(\boldsymbol{\nu}_{(k+1)},\boldsymbol{\psi}_{(k+1)})][\mathrm{diag}(\boldsymbol{\nu}_{(k+1)})]^{-1}\tag{31}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{H}}_{(k+1)}$ 为 $\boldsymbol{H}_{(k+1)}$ 的伪逆，"∘"表示 Hadamard 乘积，$sat(\cdot)$ 为 SVSF 饱和函数，定义为：

$$sat(a,b)=\begin{cases}1 & a/b\geqslant1\\ a/b & -1<a/b<1\\ -1 & a/b\leqslant-1\end{cases}\tag{32}$$

2)当 $\gamma=0$ 时，执行 ESKF 策略：

计算 ESKF 增益：

$$\boldsymbol{K}_{(k+1)}=\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}_{(k+1)}(\boldsymbol{H}_{(k+1)}\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}_{(k+1)}+\boldsymbol{R}_{(k+1)})^{-1}\tag{33}$$

根据当前时刻系统增益 $\boldsymbol{K}_{(k+1)}$，计算误差状态后验估计 $\delta\boldsymbol{x}^+_{(k+1)}$：

$$\delta\boldsymbol{x}^+_{(k+1)}=\boldsymbol{K}_{(k+1)}[\boldsymbol{a}_{m(k+1)}-\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}^-_{(k+1)})]\tag{34}$$

更新后验协方差矩阵 $\boldsymbol{P}^+_{(k+1)}$：

$$\boldsymbol{P}^+_{(k+1)}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_{(k+1)}\boldsymbol{H}_{(k+1)})\boldsymbol{P}^-_{(k+1)}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_{(k+1)}\boldsymbol{H}_{(k+1)})^{-1}+\boldsymbol{K}_{(k+1)}\boldsymbol{R}_{(k+1)}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}_{(k+1)}\tag{35}$$

将后验误差状态合并到标称状态，获得标称状态的后验估计 $\boldsymbol{x}^+_{(k+1)}$：

$$\boldsymbol{x}^+_{(k+1)}=\boldsymbol{x}^-_{(k+1)}\oplus\delta\boldsymbol{x}^+_{(k+1)}\Rightarrow$$

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{q}^+_{(k+1)}\\ \boldsymbol{\omega}^+_{(k+1)}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{q}^-_{(k)}\otimes\boldsymbol{q}\{\delta\boldsymbol{\theta}^+_{(k+1)}\}\\ \boldsymbol{\omega}^-_{b(k)}+\delta\boldsymbol{\omega}^+_{b(k+1)}\end{bmatrix}\tag{36}$$

误差状态注入标称状态后，将误差状态及协方差矩阵重置：

$$\begin{cases}\delta\boldsymbol{x}^{+}_{(k+1)}=0\\\boldsymbol{P}^{+}_{(k+1)}=\boldsymbol{G}_{(k+1)}\boldsymbol{P}^{+}_{(k+1)}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}_{(k+1)}\end{cases}\tag{37}$$

式中：$\boldsymbol{G}_{(k+1)}\approx\boldsymbol{I}_{7\times7}$。

为计算下一个周期的 $\boldsymbol{\psi}$，计算后验观测值 $z^{+}_{(k+1)}$，得到系统残差 $\boldsymbol{e}_{(k+1)}$：

$$\begin{cases}\boldsymbol{z}^{+}_{(k+1)}=\boldsymbol{H}_{(k+1)}\boldsymbol{x}^{+}_{(k+1)}\\\boldsymbol{e}_{(k+1)}=\boldsymbol{a}_{m(k+1)}-\boldsymbol{z}^{+}_{(k+1)}\end{cases}\tag{38}$$

综上，对于 VS-ESKF 噪声数据处理算法而言，当系统噪声为高斯噪声时，通过执行 ESKF 策略实现对系统状态的最优估计；当系统存在非高斯噪声时，通过执行 SVSF 策略提升系统状态估计的稳定性。由此实现系统在不同噪声情况下的有效性。

4　实验与结果分析

本文基于自主搭建的独轮机器人实验平台，分别进行了绕轴转动实验、磁干扰检测与偏航角对比实验以及轨迹跟踪控制实验。独轮机器人的结构如图 2 所示，其 AHRS 传感器参数如表 1 所示。

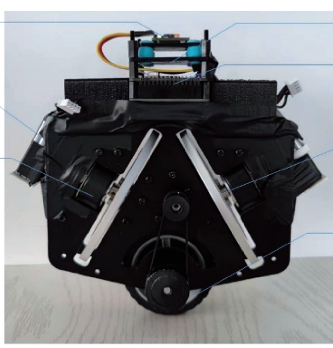


图 2　独轮机器人结构

Fig. 2　Unicycle robot structure

表 1　AHRS 传感器参数

Table 1　AHRS sensor parameters

传感器	参数	数值
陀螺仪	测量范围	±250(°/s)
	分辨率	131.1(LSB/(°/s))
	偏置噪声	0.003(°/s)
加速度计	测量范围	±2 g
	分辨率	16 384(LSB/g)
磁力计	测量范围	±1 600 μT
	分辨率	0.03(μT/LSB)

4.1　绕轴转动实验

将独轮机器人绕其机体 3 个方向轴在±60°之间旋转，并以 100 Hz 采样频率采集 100 s 的 AHRS 数据，为了验证在 AHRS 大幅度运动情况下，本文所设计 VS-ESKF 算法对加速度计与陀螺仪的噪声检测与处理能力，在 AHRS 原始数据中注入加速度 $\boldsymbol{a}$ 与角速度 $\boldsymbol{\omega}$ 的噪声数据，相关噪声信息如表 2 所示，基于加速度范数的加速度计噪声检测结果如图 3 所示。

表 2　AHRS 噪声信息

Table 2　AHRS noise information

噪声描述	噪声时间 t/s	噪声变化量
$\boldsymbol{a}$ 突变噪声	15、25	2(m·s^{-2})
$\boldsymbol{a}$ 缓变噪声	36~45	0.006t(m·s^{-2})
$\boldsymbol{\omega}$ 突变噪声	55、65	0.6(rad·s^{-1})
$\boldsymbol{\omega}$ 缓变噪声	76~85	0.001t(rad·s^{-1})

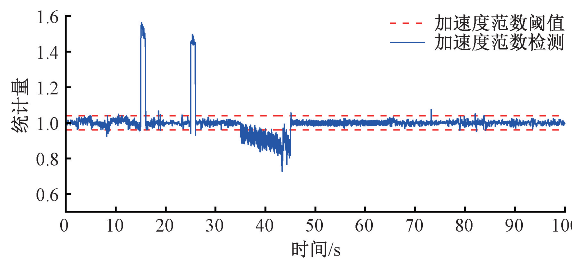


图 3　基于加速度范数的加速度计噪声检测

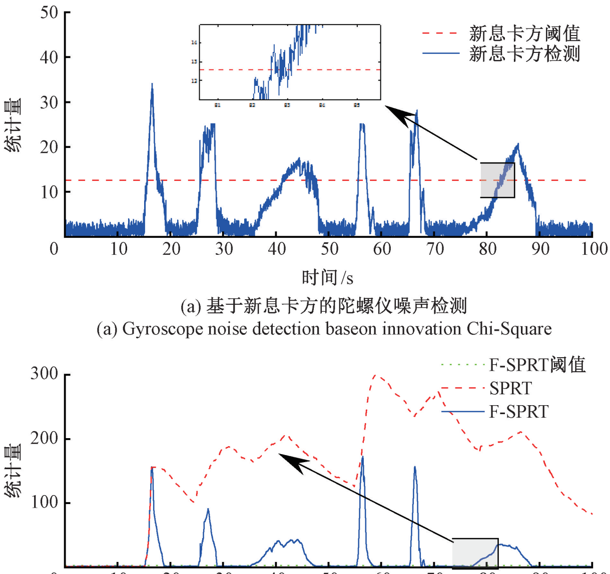
Fig. 3　Accelerometer noise detection based on acceleration norm

由图 3 可知，对于 15、25 和 36 s 处加速度计出现的突变噪声与缓变噪声，基于加速度范数的加速度计噪声检测方法可及时、准确地进行检测。

在表 2 所示的陀螺仪噪声信息下，采用新息卡方检验法、SPRT 方法与 F-SPRT 方法分别对陀螺仪噪声进行检测。设漏警率 P_m 为 0.05，误警率 P_f 为 0.05，由式(12)可确定 $T(H_1)$ 为 2.94，新息卡方检验函数服从自由度为 6 的卡方分布，查取卡方分布表可得新息卡方检测阈值为 12.59。陀螺仪噪声检测结果如图 4 所示。

由图 4 可知，新息卡方检测与 F-SPRT 方法均可以快速检测出陀螺仪在 55、65 s 处出现的突变噪声；而陀螺仪在 76 s 处出现缓变噪声时，由于噪声前期新息变化量较小，使得新息卡方检测法直到 82.5 s 处才超过新息卡方检测阈值，而 F-SPRT 方法在 77.5 s 处就能够检测到缓变噪声数据，提高了陀螺仪缓变噪声检测的实时性；F-SPRT 方法在第 88 s 处已检测到噪声数据消失，而此时 SPRT 方法仍处于警报状态，由此证明，通过引入遗忘因子，增强了 SPRT 快速检测噪声结束的能力，大幅缩短了系统误警时间。

将 ESKF 与 VS-ESKF 分别对注入噪声后的 AHRS 数据进行处理，设置 SVSF 收敛率 ε 为 0.1，3 个姿态角的参考值为采用 ESKF 对原始数据进行处理后得到的结果，独轮机器人的姿态估计结果如图 5 所示。以均方根误差 RMSE 和最大绝对值误差 MAE 为算法性能指标，两种算



(a) 基于新息卡方的陀螺仪噪声检测
(a) Gyroscope noise detection baseon innovation Chi-Square

(b) 基于SPRT与F-SPRT的陀螺仪噪声检测
(b) Gyroscopenoise detection based on SPRT andF-SPRT

图 4　陀螺仪噪声检测结果

Fig. 4　Gyroscope noise detection results

法的性能比较结果如表 3 所示。

表 3　算法性能比较

Table 3　Algorithm performance comparison

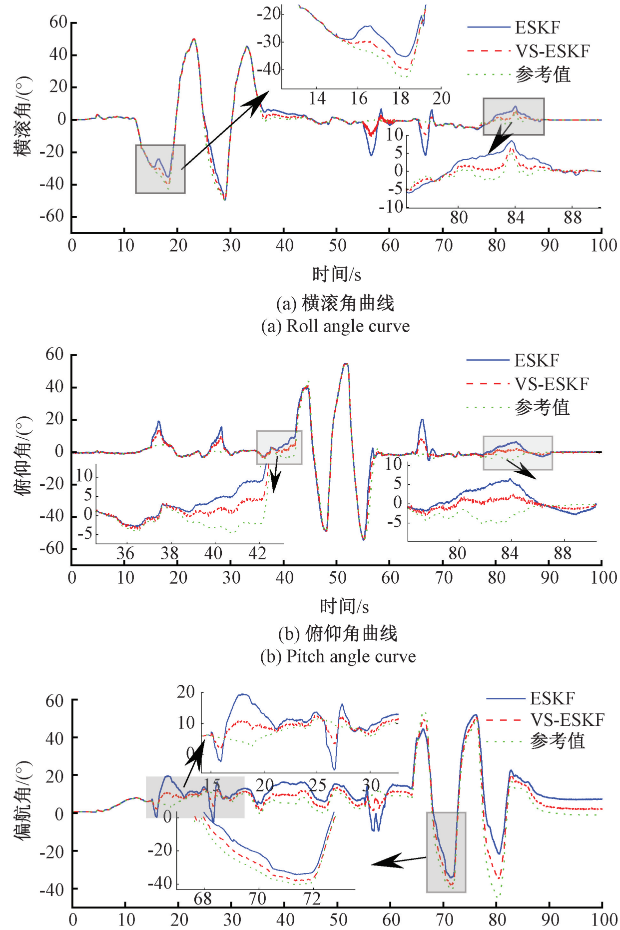
算法	误差项	横滚角/(°)	俯仰角/(°)	偏航角/(°)
ESKF	RMSE	3. 831 8	4. 180 4	7. 542 9
	MAE	20. 957 4	21. 608 6	23. 220 9
VS-ESKF	RMSE	2. 641 7	2. 829 3	4. 520 1
	MAE	8. 898 2	8. 700 2	11. 524 3

由图 5 可知，在 0～15 s 内未注入噪声数据时，VS-ESKF 等效于 ESKF，两者姿态估计结果几乎相同。当系统出现非高斯噪声干扰时，ESKF 仍以高斯噪声模型进行处理，导致姿态估计结果出现较大偏差，尤其在偏航角方面，受到横滚角和俯仰角误差的影响，偏差更为明显。相比之下，VS-ESKF 算法根据噪声检测结果及时调整至 SVSF 策略，有效抑制了噪声干扰，得到的姿态估计结果偏差更小。与 ESKF 相比，将横滚角、俯仰角和偏航角的估计精度分别提升了 31. 05%、32. 32%和 40. 07%。

综合来看，VS-ESKF 算法可以及时、准确地检测出 AHRS 中多种噪声数据，并根据噪声情况自适应调整滤波策略，提高了 AHRS 在噪声干扰下的稳定性。

4. 2　磁干扰检测与偏航角对比实验

将独轮机器人放置于磁清洁环境中[21]，使其保持自平衡状态，并在独轮机器人上方来回划过一根通有电流的导线，以模拟环境中的磁干扰。将本文设计的马氏距离磁干扰检测方法与基于磁场强度欧氏距离的磁干扰检测方法进行对比，在磁干扰检测漏警概率为 0. 05 的情况下，参考卡方分布表，选取马氏距离的磁干扰检测阈值 β 为 5. 99，欧氏距离磁干扰检测阈值为 3. 84。基于欧氏距离与马氏距离的磁干扰检测结果如图 6 所示；独轮机器人偏航角估计结果如图 7 所示；算法性能比较结果如表 4 所示。



(a) 横滚角曲线
(a) Roll angle curve

(b) 俯仰角曲线
(b) Pitch angle curve

(c) 偏航角曲线
(c) Yaw angle curve

图 5　独轮机器人姿态估计对比

Fig. 5　Comparison of attitude estimation for unicycle robots

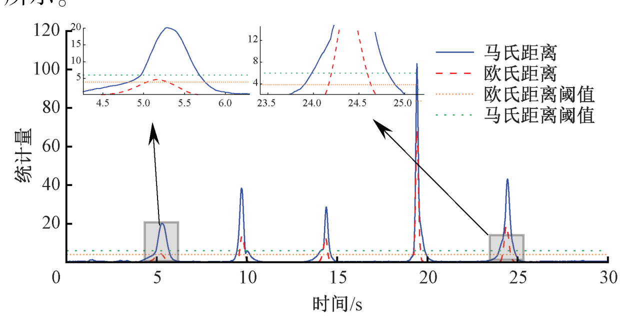


图 6　基于欧氏距离与马氏距离的磁干扰检测

Fig. 6　Magnetic interference detection based on Euclidean and Marginal distances

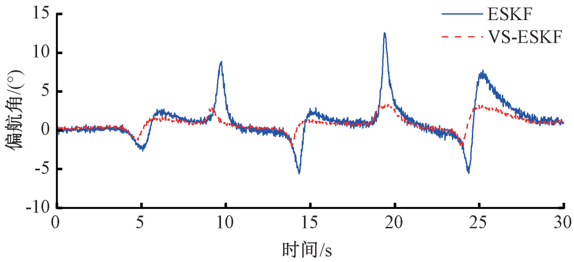


图 7　独轮机器人偏航角曲线

Fig. 7　Yaw angle curve for unicycle robots

表 4　算法性能比较

Table 4　Algorithm performance comparison

	误差项	ESKF	VS-ESKF
偏航角/(°)	RMSE	2.692 6	1.309 6
	MAE	12.574 6	3.556 8

由图 6 可知，在第 5 s 处欧氏距离法几乎未能检测出磁干扰，而由于引入磁倾角，马氏距离法仍然能够准确地提示磁干扰；在 24 s 处马氏距离法提前 0.2 s 检测出磁干扰，提高了磁干扰检测的实时性。由图 7 可知，磁干扰导致 ESKF 的偏航角数据出现大幅波动，其最大偏差达到 12.5°；VS-ESKF 根据马氏距离的磁干扰评估结果，实时调整磁力计补偿权重，使得偏航角最大偏差仅有 3.5°，显著降低了偏航角波动，有效减少了磁干扰对偏航角数据质量的影响。

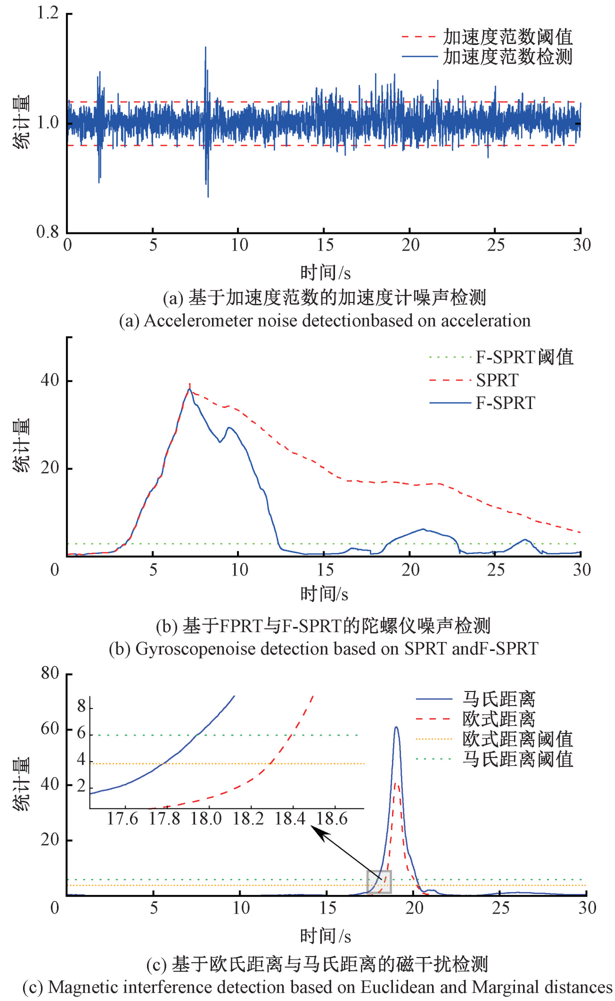
4.3　轨迹跟踪控制实验

设置如图 8 所示的起伏路面与磁干扰源，模拟 AHRS 面对的复杂干扰环境，进行独轮机器人轨迹跟踪控制实验。轨迹跟踪控制实验中 AHRS 噪声检测结果如图 9 所示；独轮机器人姿态估计结果如图 10 所示。

图 8　轨迹跟踪控制实验

Fig. 8　Experiments on trajectory tracking control

由图 9(a) 可知，基于加速度范数的方法可以准确地检测在第 2、8 s 处独轮机器人进入、离开起伏路面时机体受到颠簸扰动，以及独轮机器人在偏航运动时动量轮快速调整所引入的加速度噪声。由图 9(b) 可知，F-SPRT 方法能够及时检测到噪声数据的消失，相比于 SPRT，大



(a) 基于加速度范数的加速度计噪声检测

(a) Accelerometer noise detectionbased on acceleration

(b) 基于FPRT与F-SPRT的陀螺仪噪声检测

(b) Gyroscopenoise detection based on SPRT andF-SPRT

(c) 基于欧氏距离与马氏距离的磁干扰检测

(c) Magnetic interference detection based on Euclidean and Marginal distances

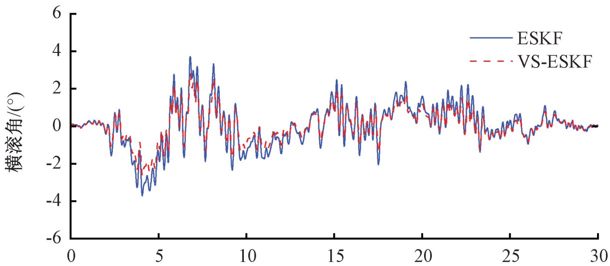
图 9　AHRS 噪声检测结果

Fig. 9　AHRS noise detection results

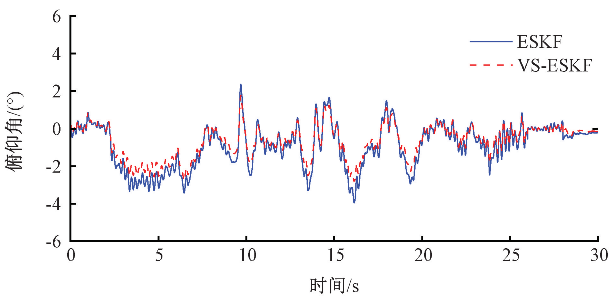
幅缩短了历史数据所导致的误警时间。由图 9(c) 可知，在 17.5 s 处，独轮机器人运动至磁干扰区域，欧氏距离法在 18.3 s 处才提示磁干扰，而马氏距离法在 17.9 s 处便检测出磁干扰，通过及时减少磁力计补偿权重，降低了磁干扰对偏航角的影响。

由图 10(a) 和 (b) 可知，独轮机器人在运动过程中机体横滚角与俯仰角的输出曲线在一定范围内波动，但两者差异并不明显，这是因为独轮机器人在运行过程中动态调整姿态稳定，过度偏离平衡点会导致机体失稳倾倒。然而，从图中仍可以看出，相比于 ESKF，VS-ESKF 获得的姿态角波动范围更小，可以有效抑制环境和自身的噪声干扰。在图 10(c) 中，可以更清晰地看出在 18.3 s 处磁干扰导致 ESKF 对偏航角的估计出现较大的偏差。相比之下，VS-ESKF 能够有效地降低磁干扰影响，从而更好地跟踪实际偏航角。

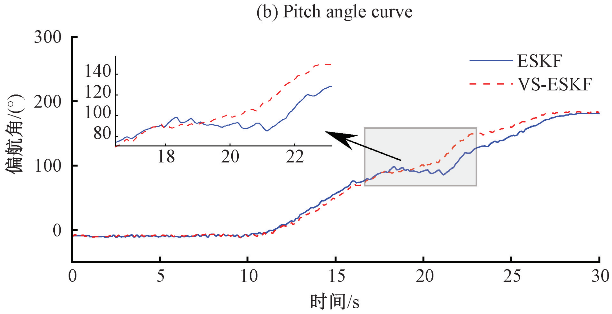
综合来看，当独轮机器人在运行过程中 AHRS 受到噪声干扰时，VS-ESKF 算法能够为独轮机器人提供准确



(a) 横滚角曲线
(a) Roll angle curve



(b) 俯仰角曲线
(b) Pitch angle curve



(c) 偏航角曲线
(c) Yaw angle curve

图 10　独轮机器人姿态估计算法对比

Fig. 10　Comparison of attitude estimation algorithms for unicycle robots

的姿态信息,并在实际运动控制中得到有效应用。

5　结　论

AHRS 以其具有高精度全方位姿态输出而获得广泛应用,针对其受到噪声干扰导致姿态估计精度下降的问题,本文提出了一种基于变结构误差状态卡尔曼滤波的噪声数据处理方法,所得结论如下:

1)根据 AHRS 各传感器观测数据和新息序列统计特征,确定了不同的噪声检测方法,由此提高了在多源噪声干扰下,AHRS 噪声检测的实时性与准确性。

2)与 ESKF 的噪声数据处理方法不同,本文提出的变结构 ESKF 噪声数据处理方法将 ESKF 和平滑变结构滤波的优点相融合。根据加速度计和陀螺仪的噪声检测结果,自适应调整滤波策略,并根据磁干扰评估结果实时调整磁力计补偿权重。实验表明,所设计的 VS-ESKF 算法能够及时、准确地检测 AHRS 多源噪声数据,并有效抑制噪声干扰,将横滚角、俯仰角和偏航角的估计精度分别提高了 31.05%、32.32%和 40.07%。

参考文献

[1]　郭庆瑞,章政,黄卫华,等. 基于 Huber 鲁棒估计的改进互补滤波姿态解算算法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(3):157-165.
GUO Q R, ZHANG ZH, HUANG W H, et al. Improved complementary filter attitude algorithm based on Huber robust Estimation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (3): 157-165.

[2]　朱付涛. 航姿参考系统的姿态估计方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(6):240-246.
ZHU F T. Research of orientation determination method in AHRS [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2023,37(6):240-246.

[3]　BO F, LI J, WANG W B, et al. Robust attitude and heading estimation under dynamic motion and magnetic disturbance[J]. Micromachines, 2023, 14(5): 1070.

[4]　LIU M, CAI Y, ZHANG L, et al. Attitude estimation algorithm of portable mobile robot based on complementary filter [J]. Micromachines, 2021, 12(11): 1373.

[5]　RONG H L, PENG C Y, CHEN Y, et al. An EKF-based attitude estimator for eliminating the effect of magnetometer measurements on pitch and roll angles [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 72: 1-10.

[6]　李翔,张鹏,唐妍梅. 用于三维姿态估计的双矢量并行卡尔曼滤波[J]. 国外电子测量技术,2022,41(6):60-64.
LI X, ZHANG P, TANG Y M. Dual-vector parallel Kalman filter for three-dimensional attitude estimation[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41 (6): 60-64.

[7]　李翔,石琦. 融合光流与惯性传感器的扩展卡尔曼姿态滤波[J]. 电子测量技术,2021,44(17):8892.
LI X, SHI Q. Extended Kalman attitude filter incorporating optical flow and inertial sensor [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(17):8892.

[8]　ODRY Á, KECSKES I, SARCEVIC P, et al. A novel fuzzy-adaptive extended Kalman filter for real-time attitude estimation of mobile robots [J]. Sensors, 2020, 20(3): 803.

[9]　KIM T, ZEWGE N S, BANG H, et al. GMM-based

adaptive extended Kalman filter design for satellite attitude estimation under thruster-induced disturbances [J]. Sensors, 2023, 23(9): 4212.

[10] MU U Q, KUOK S C, YUEN K V. Stable robust extended Kalman filter [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2017, 30(2): B4016010.

[11] DING W, GAO Y. Attitude estimation using low-cost MARG sensors with disturbances reduction [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-11.

[12] WANG R, XIONG Z, LIU J, et al. Chi-square and SPRT combined fault detection for multisensor navigation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(3): 1352-1365.

[13] 陈佳威,陶杰,陈汉泉,等. 磁传感器偏航角诊断滤波方法研究[J]. 仪器仪表学报,2022,43(3):194-201.
CHEN J W, TAO J, CHEN H Q, et al. Research on yaw angle diagnosis and filtering method of magnetic sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(3): 194-201.

[14] YADAV N, BLEAKLEY C. Accurate orientation estimation using AHRS under conditions of magnetic distortion [J]. Sensors, 2014, 14(11): 20008-20024.

[15] 生志荣,程龙生. 基于 K 均值和马田系统的聚类分析方法[J]. 统计与决策,2021,37(14):45-48.
SHENG ZH R, CHENG L SH. Clustering analysis method based on K-means and Mahalanobis-Taguchi system [J]. Statistics & Decision, 2021, 37 (14): 45-48.

[16] VITALI R V, MCCINNIS R S, PERKINS N C. Robust error-state Kalman filter for estimating IMU orientation [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3): 3561-3569.

[17] 张雪涛,方勇纯,张雪波,等. 基于误差状态卡尔曼滤波估计的旋翼无人机输入饱和控制[J]. 机器人, 2020,42(4):394-405.
ZHANG X T, FANG Y CH, ZHANG X B, et al. Error state Kalman filter estimator based input saturated control for rotorcraft unmanned aerial vehicle [J]. Robot, 2020, 42(4):394-405.

[18] 张雯涛,吴飞,朱海. 自适应强跟踪 AST-ESKF 无人车室内导航算法[J]. 导航定位学报,2022,10(4): 34-42.
ZHANG W T, WU F, ZHU H. Indoor navigation algorithm for unmanned vehicle based on adaptive strong tracking AST-ESKF [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022,10(4):34-42.

[19] CHEN Y, XU L, YAN B, et al. A novel smooth variable structure smoother for robust estimation [J]. Sensors, 2020, 20(6): 1781.

[20] AVZAYESH M, ABDEL-HAFEZ M, AlSHABI M, et al. The smooth variable structure filter: A comprehensive review [J]. Digital Signal Processing, 2021, 110: 102912.

[21] FAN B, LI Q, LIU T. How magnetic disturbance influences the attitude and heading in magnetic and inertial sensor-based orientation estimation [J]. Sensors, 2017,18(1): 76.

作者简介

赵广营(通信作者),2021 年于沈阳化工大学获得学士学位,现为武汉科技大学硕士研究生,主要研究方向为多传感器数据融合及机器人运动控制。
E-mail: 17640677245@163. com

Zhao Guangying (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shenyang University of Chemical Technology in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at Wuhan University of Science and Technology. His main research directions are multi-sensor data fusion and robot motion control.