

# 一种基于 MEMS 传感器的全局渐进稳定的姿态估计算法

蒋维, 章卫国, 史静平, 吕永玺, 陈华坤

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710129)

**摘要:**针对微小型无人飞行器的控制对高精度、小体积、低功耗的姿态信息的需求,提出了一种实用的基于 MEMS 传感器的姿态解算算法,实现了在低加速度状态下对飞行器姿态的精准估计。该算法将 MEMS 陀螺仪、加速度计和磁力计的数据作为输入,采用一种全局渐进稳定的状态观测器方法对 3 种传感器数据进行融合,进而得到欧拉角输出。首先,针对实际航姿参考系统(AHRS)设计的需求,改进了 TRIAD 算法,使用加速度计和磁力计的量测向量来估计姿态旋转矩阵。与传统方法相比,该方法避免了矩阵的求逆过程。其次,在获得了量测向量确定的姿态旋转矩阵的基础上,设计了无需观测陀螺仪零偏的状态观测器,并证明了姿态角的收敛性。最后,基于实际 MEMS 传感器采样数据的仿真结果表明,在存在陀螺仪噪声和零偏的情况下,文中设计的状态观测器输出依然具有较高的精度和较好的动态特性。

**关键词:**MEMS 传感器;状态观测器;状态估计;陀螺仪零偏

**中图分类号:**V240.2

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2758(2020)03-0550-08

随着航空技术的发展,为飞控系统提供飞行器准确的姿态信息导航系统已经成为飞机系统的必备模块。然而军事、航空航天、航海等领域多采用高精度的惯性测量元件组成的导航系统,由于高精度的惯性测量元件价格昂贵,无法大量应用于普通民用领域。MEMS 即微电子机械系统,是建立在微米/纳米技术基础上的 21 世纪前沿新型多学科交叉技术。由于微电子机械系统具有体积小、成本低和可靠性高的特点,已经广泛应用于消费类无人机、室内导航、智能穿戴设备、游戏手柄等领域。随着 MEMS 加工工艺的不断提高和数字信号处理技术的发展,其在姿态测量、空间角速度测量领域具有广泛的应用前景。低成本的航姿参考系统一般由 MEMS 陀螺仪、加速度计、磁力计组成。但是,低成本 MEMS 陀螺仪本身的精度不高,而且会随环境因素产生严重的漂移和随机误差。直接使用陀螺仪的数据积分来计算欧拉角会产生随时间不断积累的误差。因此,航姿参考系统通常会辅加速度计和磁力计。加

速度计和磁力计通过测量重力加速度和地磁场矢量在机体上的投影来补偿陀螺仪的误差从而提高航姿参考系统的精度。

目前用来设计航姿参考系统的算法主要为互补滤波、扩展卡尔曼滤波和各种非线性状态观测器(NLO)三大类。文献[1]中的互补滤波器采用向量叉乘解算陀螺仪误差,并能够直接用于未校准的传感器。卡尔曼滤波(KF)是一种被广泛应用的最优状态估计算法<sup>[2]</sup>。基于扩展卡尔曼滤波的航姿参考算法通常将欧拉角对应的四元数以及三轴陀螺仪零偏作为状态变量,以加速度计和磁力计的输出值作为量测。Lefferts 等<sup>[3]</sup>、Crassidis 等<sup>[4]</sup>使用扩展卡尔曼滤波和其他估计方法来设计航姿参考系统。Madgwick 等提出了基于四元数的梯度下降算法<sup>[5]</sup>,利用加速度计和磁力计的量测值计算得出姿态欧拉角。文献[6]将最小二乘方法应用于航姿参考系统的设计,取得了不错的效果。

在状态观测器的应用领域,文献[7]证明了刚

体的姿态信息可以从特定的量测信息中获取,为状态观测器设计航姿参考系统提供了理论依据。文献[8]提出了 TRIAD 算法,证明了姿态旋转矩阵可以由 2 个不平行的向量确定,但是 TRIAD 算法对噪声十分敏感,因而无法直接使用。文献[9]通过增加权重改进 TRIAD 算法,但该算法的估计值不能保证最下方差意义下的最优性。文献[10]提出了一种非线性的状态观测器估计出欧拉角和陀螺仪的零偏,并证明了该状态观察器满足李雅普诺夫稳定性,并在实际试飞中验证了算法的可靠性。文献[11]在文献[10]的基础上,将非线性状态观测器与扩展卡尔曼滤波级联,保证了扩展卡尔曼滤波的稳定性,进一步提高了姿态估计的精度。综上所述,基于卡尔曼滤波设计航姿参考系统具有稳态精度高和动态响应速度快等优点。但由于要计算  $P$  阵和增益系数  $K$ ,使得系统的计算量显著增加<sup>[12]</sup>。而状态观测器虽然能克服卡尔曼滤波计算量大的缺点,但状态观测器在噪声的扰动下可能导致系统状态发散。因此,如何在保证系统的稳定性前提下,设计稳态精度高和动态响应速度快的状态观测器,是基于状态观测器设计航姿参考系统的难点。

针对上述问题,本文提出了一种基于姿态旋转矩阵的全局渐进稳定的状态观测器。针对实际 AHRS 系统设计的需求,改进了 TRIAD 算法,用 2 个不平行的向量来估计姿态旋转矩阵。本文给出了状态观测器的完整推导方法,并证明了在不需要估计陀螺仪零偏的情况下,依然能保证观测器的稳定性。与传统的卡尔曼滤波相比较,由于不用计算矩阵的逆,且只有一个需要调整参数,使得该算法的计算效率远高于卡尔曼滤波器。通过使用实际传感器的数据仿真,并于卡尔曼滤波器的输出比较显示,该状态观测器在系统处于稳态或动态时都能有较高精度的欧拉角输出。

## 1 符号描述

对于一个向量或矩阵  $\mathbf{X}$ ,  $\mathbf{X}'$  表示  $\mathbf{X}$  的转置。对于一个对称正定矩阵  $\mathbf{A}$ , 它的最小的特征值表示为  $\lambda_{\min}(\mathbf{A})$ 。对于一个向量  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^3$ ,  $\mathbf{S}(\mathbf{x})$  表示为以下形式的对称矩阵

$$\mathbf{S}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 0 & -x_3 & x_2 \\ x_3 & 0 & -x_1 \\ -x_2 & x_1 & 0 \end{bmatrix}$$

操作符  $\|\cdot\|$  对于矩阵表示的是矩阵的 Frobenius 范数,对于向量表示的是向量的 Euclidean 范数。

## 2 问题描述

首先建立 2 个参考坐标系,分别是地球北东地坐标系(NED)和载体坐标系。上标  $n$  和  $b$  用来区分这 2 个坐标系。姿态旋转矩阵的微分方程可以表示为

$$\dot{\mathbf{R}} = \mathbf{R}\mathbf{S}(\boldsymbol{\omega}^b) \quad (1)$$

$\mathbf{R}$  表示从系统系到地球坐标系的姿态旋转矩阵,  $\boldsymbol{\omega}^b$  表示载体系上真实的角速度。本文所要解决的问题就是通过已有的传感器输出估计出姿态旋转矩阵  $\mathbf{R}$ 。

### 2.1 量测方程

假设系统包含 6 轴 IMU 和 3 轴磁力计,这些传感器能提供一下信息:

- 陀螺仪的量测满足  $\boldsymbol{\omega}_m^b = \boldsymbol{\omega}^b + \mathbf{b}$ , 这里  $\mathbf{b}$  表示陀螺仪的零偏。

- 加速度计的量测满足  $\mathbf{g}^n = \mathbf{R}\mathbf{a}^b$ , 这里  $\mathbf{g}^n$  表示在地球坐标系下的重力向量,  $\mathbf{a}^b$  为载体系上加速度计的量测。在本文中,测量条件为质心处于静止或匀速运动的稳态。

- 磁力计的量测为满足  $\mathbf{m}^n = \mathbf{R}\mathbf{m}^b$ ,  $\mathbf{m}^n$  表示当地的地磁矢量在地球坐标系下的投影,  $\mathbf{m}^b$  为地磁向量在载体系下的投影。

同时,在  $\mathbf{a}^b$ ,  $\mathbf{m}^b$ , 和  $\boldsymbol{\omega}^b$  有界的条件下,有以下 2 点假设:

**假设 1** 陀螺仪的零漂为常值,并且存在一个常数  $M_b > 0$ ,使得  $\|\mathbf{b}\| \leq M_b$ 。

**假设 2** 存在一个常数  $c_{\text{obs}} > 0$ ,使得对于任意的  $t > 0$ ,都有  $\|\mathbf{a}^b \times \mathbf{m}^b\| > c_{\text{obs}}$ 。

## 3 状态观测器的设计

### 3.1 矢量定姿基本原理

由前文假设可知,加速度计和磁力计的量测满足  $\mathbf{g}^n = \mathbf{R}\mathbf{a}^b$ ,  $\mathbf{m}^n = \mathbf{R}\mathbf{m}^b$ , 并且  $\mathbf{g}^n$ ,  $\mathbf{m}^n$  不共线,  $\mathbf{a}^b$ ,  $\mathbf{m}^b$  不共线。所以进而可以构造以下 2 个矩阵<sup>[18]</sup>

$$\mathbf{A}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{g}^n & \frac{\mathbf{g}^n \times \mathbf{m}^n}{\|\mathbf{g}^n \times \mathbf{m}^n\|} & \frac{\mathbf{g}^n \times (\mathbf{g}^n \times \mathbf{m}^n)}{\|\mathbf{g}^n \times (\mathbf{g}^n \times \mathbf{m}^n)\|} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$A_b = \begin{bmatrix} a^b & \frac{a^b \times m^b}{\|a^b \times m^b\|} & \frac{a^b \times (a^b \times m^b)}{\|a^b \times (a^b \times m^b)\|} \end{bmatrix} \quad (3)$$

并且矩阵  $A_n, A_b$  满足以下关系

$$A_n = RA_b \quad (4)$$

这样就可以得到姿态旋转矩阵和量测向量的构成的矩阵的关系

$$R = A_n A_b^{-1} \quad (5)$$

由于  $A_b$  为载体上传感器输出构造的矩阵,所以  $A_b$  在系统每次采样的时候都会发生变化。因此,对  $A_b$  求逆会显著增加系统的计算量。为此,可以通过适当的调整,使得不要求矩阵的逆,也能计算得到姿态旋转矩阵。

考虑向量  $g^n = [0 \ 0 \ -1]'$ ,  $m^n = [m_x \ 0 \ m_z]'$ ,  $m_x^2 + m_z^2 = 1$ , 这样通过(2)式计算得到的矩阵  $A_n$  为

$$A_n = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

矩阵  $A_n$  的逆为

$$A_n^{-1} = A_n = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

由姿态旋转矩阵的性质  $R^{-1} = R'$ , 这样(2)式可以化简为

$$R = (A_b A_n)' \quad (8)$$

这样就得到了由量测向量确定的姿态旋转矩阵。

### 3.2 姿态旋转矩阵的状态观测器

定义如下形式的状态观测器

$$\hat{R} = \hat{R}S(\omega_m^b) + K_p J \quad (9)$$

式中,  $K_p$  是一个正定对称矩阵,  $J$  定义为

$$J = R_{meas} - \hat{R} \quad (10)$$

$R_{meas}$  为上一小节定义的由加速度计和磁力计量测向量确定的姿态旋转矩阵。

定义姿态旋转矩阵的估计误差  $\tilde{R} = R - \hat{R}$ , 可以得到误差的微分方程

$$\dot{\tilde{R}} = RS(\omega^b) - \hat{R}S(\omega_m^b) - K_p J \quad (11)$$

接下来证明(11)式表示的系统全局渐进稳定。

证明 注意到

$$RS(\omega^b) - \hat{R}S(\omega_m^b) = RS(\omega^b) - \hat{R}S(\omega^b) - \hat{R}S(b) =$$

$$\tilde{R}S(\omega^b) - \hat{R}S(b) = \tilde{R}S(\omega^b) - RS(b) + \tilde{R}S(b) =$$

$$\tilde{R}S(\omega_m^b) - RS(b)$$

可以将误差的微分方程重写为

$$\dot{\tilde{R}} = \tilde{R}S(\omega_m^b) - RS(b) - K_p J \quad (12)$$

由于  $A_n = RA_b$ , 进而可以重写为  $J = \tilde{R}$ 。(12)式可重写为

$$\dot{\tilde{R}} = \tilde{R}S(\omega_m^b) - K_p \tilde{R} - RS(b) \quad (13)$$

考虑系统

$$\dot{\tilde{R}} = \tilde{R}S(\omega_m^b) - K_p \tilde{R} \quad (14)$$

构造李亚普诺函数

$$V(t, \tilde{R}) = \frac{1}{2} \|\tilde{R}\|^2 \quad (15)$$

在(14)式的条件下,方程(15)的微分为

$$\dot{V} = \text{tr}(\tilde{R}'\dot{\tilde{R}}) = \text{tr}(\tilde{R}'\tilde{R}S(\omega_m^b)) - \text{tr}(\tilde{R}'K_p\tilde{R})$$

接下来考虑上式中的每一项。首先考虑第二项

$$\text{tr}(\tilde{R}'K_p\tilde{R}) = \text{tr}(\tilde{R}'K_p\tilde{R}) \geq$$

$$\lambda_{\min}(K_p) \text{tr}(\tilde{R}'\tilde{R}) = \lambda_{\min}(K_p) \|\tilde{R}\|^2$$

其次考虑第一项,由于  $\tilde{R}'\tilde{R}$  为对称矩阵,则  $\text{tr}(\tilde{R}'\tilde{R}S(\omega_m^b)) = 0$ , 所以可以得到

$$\dot{V} \leq -\lambda_{\min}(K_p) \|\tilde{R}\|^2$$

即微分方程(14)表示的系统全局渐进稳定。

即对于任意的  $r > 0$ , 存在  $c(r) > 0$ , 使得当  $\|\tilde{R}_0\| < r$  时, 有  $\|\tilde{R}(t; t_0, \tilde{R}_0)\| < c(r)$ 。同时, 由文献[19]可知: 可以找到一个李雅普诺夫函数  $V(t, \tilde{R})$ , 满足

$$\alpha_1(\|\tilde{R}\|) \leq V(t, \tilde{R}) \leq \alpha_2(\|\tilde{R}\|) \quad (16)$$

$$\dot{V}(t, \tilde{R}) \leq -V(t, \tilde{R}) \quad (17)$$

$$\left\| \frac{\partial V}{\partial \tilde{R}} \right\| \leq \alpha_3(\|\tilde{R}\|) \leq \alpha_3(c(r)) \quad (18)$$

式中,  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  为满足严格单调递增且  $\alpha(0) = 0$  的函数。

接下来证明方程(13)表示的系统全局渐进稳定。对于方程(13)表示的系统, 定义李雅普诺夫函数  $v(t) = V(t, \tilde{R}(t))$ , 对  $v(t)$  求微分得

$$\dot{v}(t) = \dot{V}(t, \tilde{R}) - \frac{\partial V}{\partial \tilde{R}} RS(b) \quad (19)$$

对于任意的  $X \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ , 有  $\|RX\| = \|X\|$ ,  $\|S(x)\| = \sqrt{2}\|x\|$ , 将(17)式和(18)式带入(19)式可得

$$v(t) \leq -v(t) + \sqrt{2}\alpha_3(c(r))\|b\| \leq \quad (20)$$

$$-v(t) + \sqrt{2}\alpha_3(c(r))M_b$$

令  $\tau_0 \geq t_0, \alpha(r) = \sqrt{2}\alpha_3(c(r))M_b$ , 将(20)式两端

同时乘以  $e^{-(t-\tau_0)}$  并整理得

$$\frac{d}{dt}[\mathbf{v}(t)e^{-(t-\tau_0)}] \leq \alpha(r)e^{-(t-\tau_0)}, \forall t > \tau_0 \quad (21)$$

将 (20) 式两边积分得

$$\mathbf{v}(t)e^{-(t-\tau_0)} \leq \mathbf{v}(\tau_0) + \alpha(r)(e^{-(t-\tau_0)} - 1), \forall t > \tau_0 \quad (22)$$

将 (22) 式两端同时乘以  $e^{-(t-\tau_0)}$  得

$$\mathbf{v}(t) \leq \mathbf{v}(\tau_0)e^{-t} + \alpha(r)(1 - e^{-t}), \forall t > \tau_0 \quad (23)$$

令  $\tau_0 = t_0$ , 将 (16) 式代入 (23) 式得

$$\alpha_1(\|\tilde{\mathbf{R}}\|) \leq \mathbf{v}(t_0) + \alpha(r) \leq \alpha_2(r) + \alpha(r), \forall t > \tau_0 \quad (24)$$

所以  $\|\tilde{\mathbf{R}}\| \leq \alpha_1^{-1}(\alpha_2(r) + \alpha(r)) =: \gamma(r)$ ,  $\gamma$  为严格单调递增且  $\gamma(0) = 0$  的函数。由全局渐进稳定的定义可知, (12) 式所表示的系统全局渐进稳定。图 1 为该状态观测器算法完整的流程图。

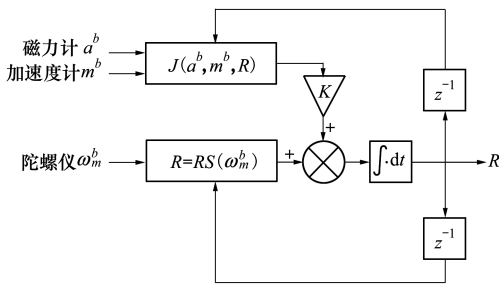


图 1 本文提出的状态观测器流程图

## 4 实际传感器数据验证与结果分析

### 4.1 实际传感器数据验证

由于数字仿真环境很难考虑到实际环境的外部因素干扰, 本文采用法国 SBG 公司的 Ellipse2-N 型组合导航系统提供的数据进行验证。Ellipse2-N 是一个小型高精度的惯性导航系统 (INS), 并集成了

GNSS 接收机。可以提供俯仰、横滚、航向、升沉和导航数据。这个轻型的传感器包含了一个基于 MEMS 的惯性测量单元, 惯性测量单元中集成了 3 个陀螺仪、3 个加速度计和 1 个三轴磁力计。该组合导航系统将惯性数据和 GNSS、里程计、以及 DGPS 信息等进行融合, 在最具挑战的环境中, 可以提供非常优越的姿态和导航数据。可以采集 SBG 中的 MEMS 传感器的数据来验证本文提出的算法, 将算法输出的欧拉角与 Ellipse2-N 型组合导航系统输出的欧拉角做对比。

Ellipse2-N 组合导航系统的采样频率为 50 Hz。采样条件为在室内手持晃动 Ellipse2-N 组合导航系统。将实际采样数据导入 MATLAB 环境下进行仿真。考虑滚转角通道, 单纯做陀螺仪积分得到的滚转角如图 2 所示。

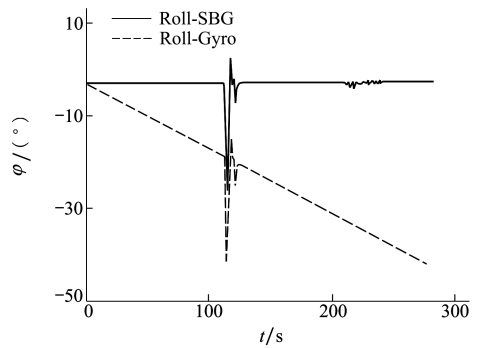


图 2 Ellipse2-N 输出滚转角与直接角速度积分滚转角

由图 2 可知, 陀螺仪的原始数据存在较大的零偏, 因此, Ellipse2-N 组合导航系统的原始数据能更好地验证本文所提出的状态观测器算法的性能。

本文提出的状态观测器算法的输出值, 卡尔曼滤波器的输出值和 Ellipse2-N 组合导航系统的输出值如图 3 至 5 所示。

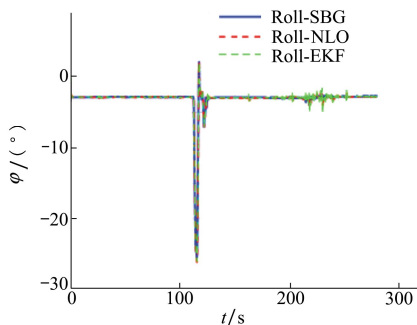


图 3 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波器输出滚转角

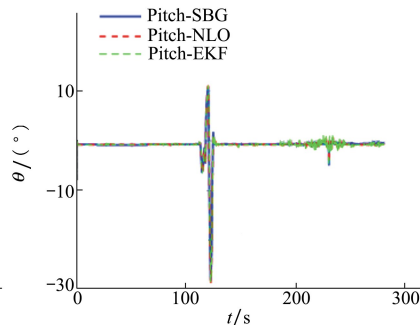


图 4 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波器输出俯仰角

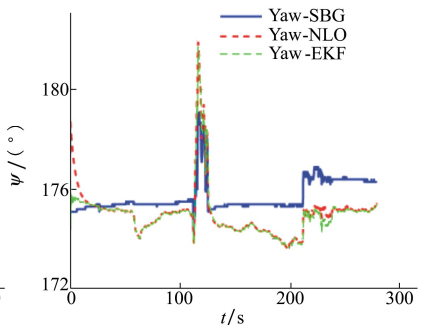


图 5 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波器输出偏航角

状态观测器输出姿态角,卡尔曼滤波器输出姿态角与 Ellipse2-N 组合导航系统的输出值的误差如图 6 至 8 所示。

参考文献[9]将系统处于静态的条件定义为系统的角速度模值小于  $5^\circ/s$ ,处于动态时角速度模值大于等于  $5^\circ/s$ 。这个阈值的选取保证了陀螺仪的

噪声不会对系统状态的分析产生影响。仿真时间段内陀螺仪角速度模值如图 9 所示,加速度计输出的模值如图 10 所示。将关于欧拉角的静、动态均方根 RMS 误差汇总在表 1 中。分析表 1 的数据,可以发现本文所提出的 NLO 算法较卡尔曼滤波对于三轴欧拉角的动、静态的估计精度具有明显的提升。

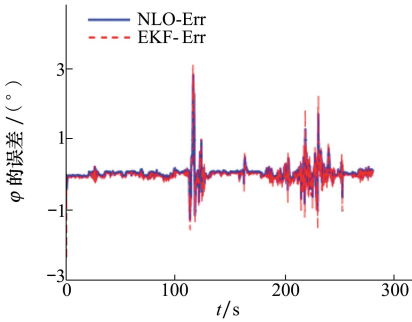


图 6 Ellipse2-N 与 NLO 及卡尔曼滤波器输出滚转角误差

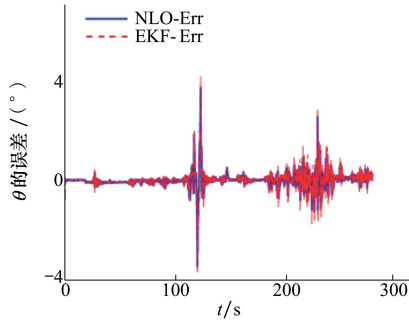


图 7 Ellipse2-N 与 NLO 及卡尔曼滤波器输出俯仰角误差

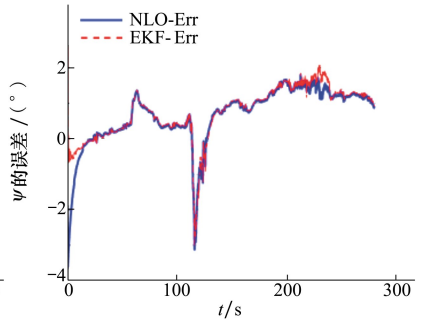


图 8 Ellipse2-N 与 NLO 及卡尔曼滤波器输出偏航角误差

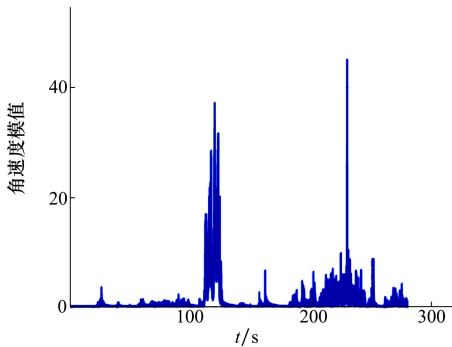


图 9 陀螺仪输出角速度的模值

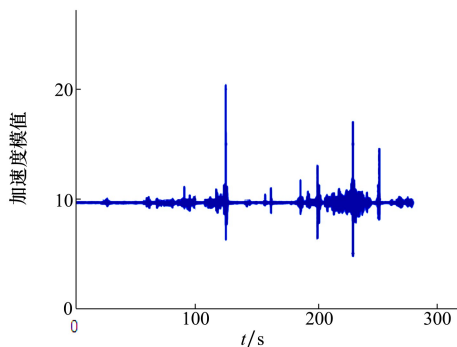


图 10 加速度计输出的模值

时,俯仰角和滚转角的 RMS 误差降低到  $0.17^\circ$  以内,偏航角的误差降低到  $1.1^\circ$  以内。由此得出结论,本文提出的 NLO 算法具有较快的收敛速度以及高精度的稳态和动态响应。

表 1 卡尔曼滤波和本文提出的 NLO 的动、静态 RMS 误差

欧拉角	卡尔曼滤波	NLO
静态滚转角 RMS [ $\varphi_e$ ]	0.152 3°	0.131 6°
动态滚转角 RMS [ $\varphi_e$ ]	1.034 7°	0.903 8°
静态俯仰角 RMS [ $\theta_e$ ]	0.213 4°	0.168 4°
动态俯仰角 RMS [ $\theta_e$ ]	1.306 2°	1.149 1°
静态偏航角 RMS [ $\psi_e$ ]	1.042 8°	1.032 1°
动态偏航角 RMS [ $\psi_e$ ]	1.480 7°	1.465 4°

由于实验室条件下很难获得稳定的常值加速度干扰,因此将系统放置在震动平台上转动,以检验随机加速度干扰对算法的影响。图 11 和图 12 显示在震动平台下转动系统时的加速度计输出模值和角速度模值。

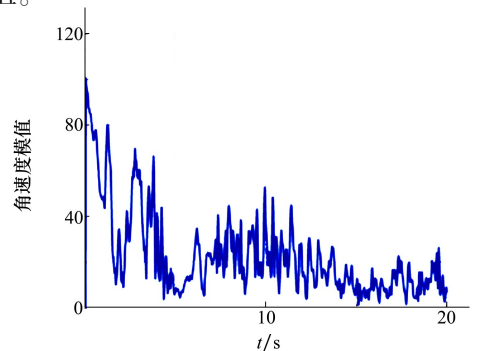


图 11 陀螺仪输出角速度的模值

由 MATLAB 的仿真结果可以看出,本文提出的状态观测器算法在系统处于稳态的时候有良好的精度,在系统处于动态的时候也能有较快的动态响应速度。系统处于动态时,本文提出的 NLO 算法输出的姿态角 RMS 误差在  $1.5^\circ$  以内。当系统恢复稳态

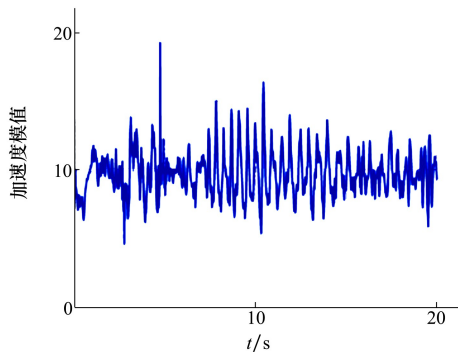


图 12 加速度计输出的模值

可以观察到相比较前一次仿真,角速度的模值明和干扰加速度噪声明显增大,且角速度模值在仿真的大部分时间段内均大于  $5^\circ/\text{s}$ ,因此可近似认为本次仿真系统处于动态过程。本次数据加速度计输出值的方差为  $7.853(\text{m}/\text{s}^2)^2$ ,在随机加速度噪声干扰下,本文提出的 NLO 和卡尔曼滤波的输出如图 13 至 15 所示。

NLO 输出姿态角,卡尔曼滤波器输出姿态角与 Ellipse2-N 组合导航系统的输出值的误差如图 16 至 18 所示。

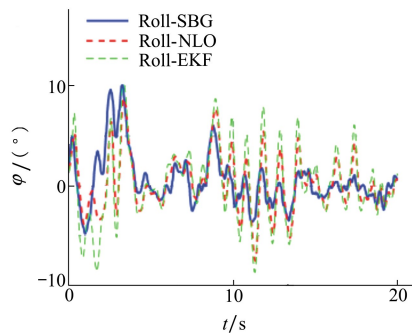


图 13 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波输出俯仰角

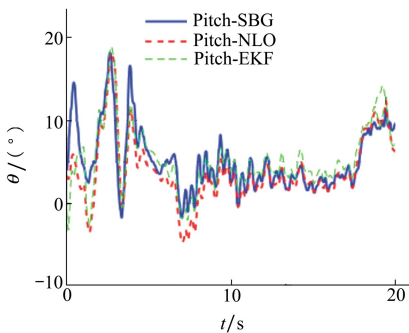


图 14 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波输出俯仰角

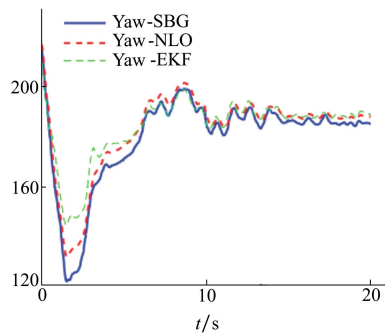


图 15 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波输出偏航角

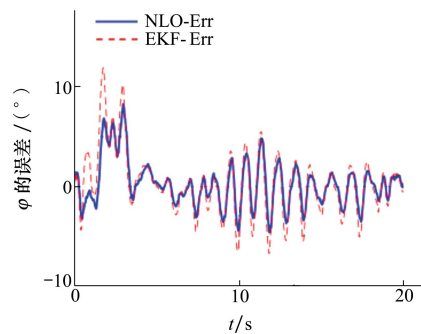


图 16 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波输出滚转角误差

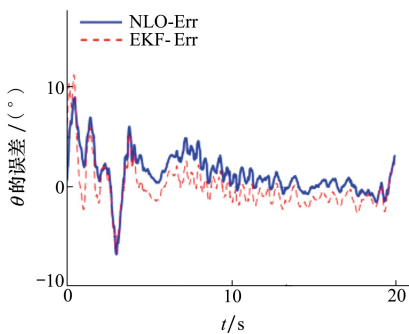


图 17 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波输出俯仰角误差

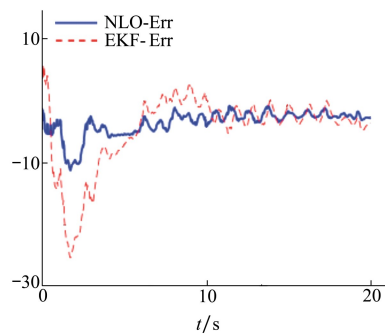


图 18 Ellipse2-N、NLO 及卡尔曼滤波输出偏航角误差

将系统在加速度噪声干扰下的关于欧拉角的动态均方根 RMS 误差汇总在表 2 中。可以看到在加速度噪声干扰下,系统输出欧拉角的误差较第一仿真已有明显增加,但依然保证了较高的精度。与第一仿真时的稳态欧拉角 RMS 误差比较,本次仿真欧拉角 RMS 误差平均增大  $2.4308^\circ$ 。误差增大的原因是由于当系统处于动态的时候,加速度计的量为重力加速度与干扰加速度在系统上的投影之和。因此,(8)式表示的求姿态旋转矩阵的方法不再成立。

表 2 卡尔曼滤波和本文提出的 NLO 的动态 RMS 误差

欧拉角	卡尔曼滤波	NLO
滚转角 RMS[ $\varphi_e$ ]	3.147 6°	2.305 0°
俯仰角 RMS[ $\theta_e$ ]	2.308 8°	2.495 1°
偏航角 RMS[ $\psi_e$ ]	7.510 4°	4.010 6°

## 5 结 论

为了避免扩展卡尔曼滤波计算量过大的问题,本文提出了一种基于状态观测器的航姿参考算法。

该状态观测器在不估计陀螺仪零偏的情况下,依然能保证滤波器收敛。通过使用实际数据仿真显示,该滤波器在系统处于稳态和动态的时候都能有较好的表现。因此,本文所提出的算法仅适用于微小型四旋翼无人机,以及手机防抖云台,游戏手柄等在运动过程中加速度和角速度都不大的设备。而对于固定翼无人机,由于其在运动过程中会产生较大的加速度和角速度,本文提出算法不再适用,需要寻找新的观测量来估计载体的姿态。

本文只考虑了系统处于稳态或者加速度不大的动态情况。对于固定翼飞机,在飞机起飞爬升和空中巡航过程中都会产生较大的加速度。本文所提出的状态观测器算法不适用于加速度过大的情况。为了解决飞行器处于大机动时候的姿态估计问题,可以采用 GPS 的位置和速度信息作为量测来估计飞行器的加速度。因此,如何利用 GPS 所提供的信息,设计状态观测器来观测载体的加速度值得进一步研究。

## 参考文献:

- [1] HAMEL T, MAHONY R. Attitude Estimation on SO[3] Based on Direct Inertial Measurements[C]//ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006
- [2] 秦永元. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安:西北工业大学出版社, 2015  
QIN Yongyuan. The Principle of Kalman Filter and Integrated Navigation[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Publishing House, 2015 (in Chinese)
- [3] LEFFERTS E J, MARKLEY F L, SHUSTER M D. Kalman Filtering for Spacecraft Attitude Estimation[C]//Proc AIAA 20th Aerospace Sciences Meeting, 1982: 1-16
- [4] CRASSIDIS J L, MARKLEY F L, CHENG Y. Survey of Nonlinear Attitude Estimation Methods[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 2007, 30(1): 12-28
- [5] MADGWICK S O H, HARRISON A J L, VAIDYANATHAN A. Estimation of IMU and MARG Orientation Using a Gradient Descent Algorithm[C]//IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2011
- [6] ZHU Yadongyang, LIN Jun, ZHAO Fa, et al. A least Squares Method Based on Quaternions to Derive Absolute Orientation of Geophones with AHRS[J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2018, 15(6): 2614-2624
- [7] SALCUDEAN S. A Globally Convergent Angular Velocity Observer for Rigid Body Motion[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1991, 36(12): 1493-1497
- [8] BLACK H D. A Passive system for Determining the Attitude of a Satellite[J]. AIAA Journal, 1964, 2(7): 1350-1351
- [9] BAR-ITZHACK I Y, HARMAN R R. Optimized TRIAD Algorithm for Attitudedetermination[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1997, 20(1): 208-211
- [10] GRIP H F, FOSSEN T I, JOHANSEN T A, et al. A Nonlinear Observer for Integration of GNSS and IMU Measurements with Gyro Bias Estimation[C]//American Control Conference, 2012
- [11] NAGY S B, ARNE J T, FOSSEN T I, et al. Attitude Estimation by Multiplicative Exogenous Kalman Filter[J]. Automatica, 2018, 95: 347-355
- [12] 黄小平. 卡尔曼滤波原理及应用: MATLAB 仿真[M]. 北京:电子工业出版社, 2015  
HUANG Xiaopeng. Principles of Kalman Filter and Applications: MATLAB Simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015 (in Chinese)
- [13] BATISTA P, SILVESTRE C, OLIVEIRA P. Globally Exponentially Stable Cascade Observers for Attitude Estimation[J]. Control Engineering Practice, 2012, 20(2): 148-155
- [14] SHUSTER M D, OH S D. Three-Axis Attitude Determination From Vector Observations[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1981, 4(1): 70-77
- [15] LORÍA A, PANTELEY E. 2 Cascaded Nonlinear Time-Varying Systems: Analysis and Design[J]. Lecture Notes in Control & Information Sciences, 2001, 311: 579-579

# Globally Asymptotic Stable Attitude Estimation with Application to MEMS Sensors

JIANG Wei, ZHANG Weiguo, SHI Jingping, LYU Yongxi, CHEN Huakun

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:** Aiming at the requirement of attitude information module with high precision, small size and low power consumption for the control of miniature UAV, a practical attitude estimation algorithm based on the micro-electro-mechanical sensor is proposed in this paper, which realizes the accurate estimation of the attitude of the UAV under the condition of low acceleration. A low-cost MEMS gyroscope, accelerometer, and magnetometer are used in the system. The Euler angle is obtained by the state observer method based on Direction Cosine Matrix (DCM) which can be got by fusing the sensor data. Firstly, based on the basic idea of TRIAD algorithm, a method to determine the attitude rotation matrix by accelerometer and magnetometric measurement is proposed. Compared with the traditional method, this method does not have to calculate the inverse of the matrix. Secondly, a state observer is intended to estimate the attitude of the system. The state observer doesn't have to observe the bias of the gyroscope, but still ensures the convergence of the Euler angle. Finally, the simulation based on the actual sampling data of the MEMS sensor shows that the output of the state observer designed in this paper still has high accuracy and good dynamic characteristics under the condition of gyroscope noise and bias.

**Keywords:** MEMS sensor; state observer; state estimation; gyroscope bias; miniature UAV; attitude estimation