

文章编号 1004-924X(2024)22-3277-11

运动加速度抑制的偏振光/MIMU 组合导航 SHKF 姿态解算

金仁成, 裴 森, 周梓健, 刘 忱, 张 然*

(大连理工大学 辽宁省微纳米技术及系统重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 针对无人机受大运动加速度影响时, 组合导航中加速度计输出信息关于有效重力加速度的占比减少, 偏振光传感器会产生抖动现象, 对姿态角求解模型的准确建立进行研究。首先, 引入偏振光传感器组合导航, 介绍了偏振光导航的定向原理。然后, 以双矢量高斯牛顿法和 Sage-Husa Kalman (SHKF) 算法构建级联式航姿解算算法, 在多传感器的基础上观测无人机的姿态信息。最后, 在分析运动加速度影响下加速度计测量结果准确性的基础上, 提出信任因子解决运动加速度对姿态解算的影响, 该算法可以抑制高速运动的无人机体产生的运动加速度产生的影响。为了验证该算法的可行性, 基于偏振光/微型惯性测量单元 (Miniature Inertial Measurement Unit, MIMU) 组合导航平台进行实验, 结果表明静态和动态环境中所提出算法相较于 PI, EKF 算法有 30% 左右的提升, 运动加速度影响下抑制了由于非重力加速度的加入导致的姿态偏移。提高了无人机在运动加速度下的情况下的姿态解算精度, 保证了无人机的正常飞行。

关键词: 偏振光传感器; 运动加速度抑制; 航姿解算; 无人机; 组合导航

中图分类号: V279; V249; TP212; O436.3 文献标识码: A doi: 10.37188/OPE.20243222.3277

Polarized light/MIMU integrated navigation SHKF attitude solving algorithm for motion acceleration suppression

JIN Rencheng, PEI Sen, ZHOU Zijian, LIU Chen, ZHANG Ran*

(Key Laboratory for Micro/Nano Technology and System of Liaoning Province of
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

* Corresponding author, E-mail: zhangr@dlut.edu.cn

Abstract: The study examines the accurate establishment of an attitude angle calculation model for UAVs influenced by large motion accelerations. Accelerometer output shows a decreased proportion of effective gravity acceleration information, while polarization sensors exhibit jitter. First, polarization sensor integrated navigation was introduced, along with the orientation principle of polarization navigation. Then, a cascaded attitude solution algorithm was built using the double-vector Gauss-Newton method and the SHKF (Sage-Husa Kalman) algorithm. This algorithm observed UAV attitude information based on multiple sensors. Next, based on analyzing the accuracy of accelerometer measurements under motion acceleration, a trust factor was proposed to mitigate the impact of motion acceleration on attitude calculation. This algorithm could suppress the effects of motion acceleration generated by high-speed UAV bodies. To

收稿日期: 2024-05-13; 修订日期: 2024-06-18.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 52275281)

verify this algorithm's feasibility, experiments were conducted on a polarization/MIMU (Micro Inertial Measurement Unit) integrated navigation platform. Results indicate a 30% improvement over PI and EKF algorithms in static and dynamic environments. The algorithm suppressed attitude deviation caused by non-gravity acceleration under motion acceleration influence. It improved the accuracy of attitude calculation under motion acceleration, ensuring normal UAV flight.

Key words: polarized-light sensor; motion acceleration suppression; attitude determination; UAV; integrated navigation

1 引言

随着微机电系统(Micro Electro Mechanical System, MEMS)的不断发展,惯性系统^[1]因其微小体型和低成本等优势,广泛应用于航空航天、民用和军事^[2-4]等领域。然而,由于陀螺仪本身的特性导致其测量结果随时间推移而累积误差^[5],常与磁力计和 GPS(Global Positioning System)联合使用,加速度计用于补偿横滚角和俯仰角,磁力计用于补偿航向角偏差。但磁力计和 GPS 容易受到自身电路和外界磁场干扰,从而影响测量的准确性,在特定场所中不太适用^[6]。因此,组合导航的高精度和强鲁棒性成为无人机组导航发展的重要研究目标。借鉴生物学研究成果,研究焦点逐渐转向仿生学导航领域^[7-8]。

Dupeyroux J 等人利用紫外偏振光进行探测并进行模拟沙蚁归巢行为验证,结果表明在晴朗天气下整个过程中的航向角具有良好效果^[9]。褚金奎团队首先在国内开启了大气偏振光的研究,自主研发多种型号的偏振光传感器,并成功进行无人船等不同平台的实验,验证了偏振光导航的可行性和鲁棒性^[10]。偏振光导航在机器人等二维平台导航中得到了应用,但在三维导航应用中仍存在问题:目前导航常为卡尔曼滤波器^[11]的多传感器融合定向,其迭代过程中存在大量的高维矩阵运算,无人机获取姿态信息的实时性难以保证。

针对以上问题,学者们提出多种姿态解算算法。文献[12]利用多源 IMU 和粒子滤波的方法针对陀螺仪误差累积问题进行补偿,但没有考虑到运动加速度对姿态求解误差变大的问题,同时未考虑到实际环境噪声对数据融合算法的影响^[12]。文献[13]针对加速度计高频噪声设置自适应 PI 控制器改进 Mahony 算法消除非重力加速度的噪声影响,但仍未对运动加速度进行抑制处理^[13]。

国内外已有的多传感器姿态解算方法大多在常规条件下表现良好,但在高动态运动条件下,因加速度计数据误差问题,解算精度有所下降。本文针对这一问题设计了加速度抑制器,使其在高动态条件下能够保持解算精度,避免解算结果发散。在数据融合方面,偏振光导航的误差模型容易受天气影响无法建立准确的量测噪声,使得姿态解算失去最优估计。本文采用 Sage-Husa 自适应滤波在量测数据进行估计的同时,利用当前时刻的新息信息对噪声进行估计修正,提高系统的航姿精度,该算法能实时对噪声进行估计和修正。

2 偏振光定向原理及姿态角求解

载体坐标系(b 系)选择“前右下”坐标系,导航坐标系(n 系)选择“北东地”坐标系,偏振光传感器坐标系为 m 系,以此来描述实验平台的姿态描述与偏振光的定向原理。

2.1 基于四元数的姿态描述

四元数法^[14-15]是一种复数形式的超复数,能够有效解决欧拉角法中可能出现的万向锁问题,并避免了方向余弦法中参数过多且运算复杂的情况。

定义四元数 $q = [q_0, \boldsymbol{\rho}]^T$, q_0 为标量, $\boldsymbol{\rho} = [q_1, q_2, q_3]^T$ 为三维矢量。

四元数描述姿态角:

$$\begin{cases} \gamma = \arctan \frac{2(q_0 q_1 + q_2 q_3)}{1 - 2(q_1^2 + q_2^2)} \\ \theta = \arcsin(2(q_0 q_2 - q_3 q_1)), \\ \phi = \arctan \frac{2(q_0 q_3 + q_1 q_2)}{1 - 2(q_2^2 + q_3^2)} \end{cases} \quad (1)$$

其中: γ 是横滚角, θ 是俯仰角, ϕ 是航向角。

2.2 偏振光传感器定向原理

无偏的太阳光在传播过程中与空气中的粒子会发生散射、反射等作用,从而产生偏振光。根据 Rayleigh 偏振光散射模型^[16],任意时刻天空中的某一点的偏振矢量 E 始终垂直于太阳矢量 OS 和观测矢量 OZ_m 所构成的平面,形成一个稳定的大气偏振矢量模型。偏振光传感器可以识别大气中的偏振信息进行定向。原理图如图 1 所示。

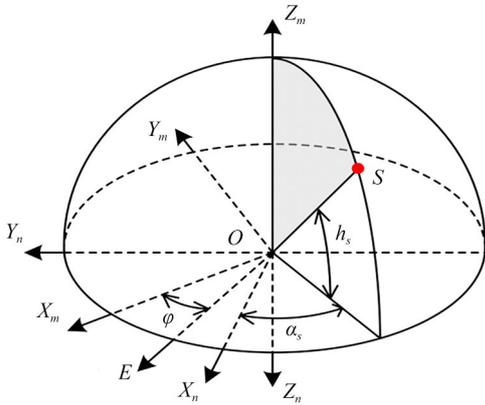


图 1 偏振光导航定向原理图

Fig. 1 Polarized light navigation directional principle diagram

太阳在天空中的位置由太阳高度角 h_s 和太阳方位角 α_s 描述:

$$\begin{cases} h_s = \arcsin(\sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos \tau) \\ \alpha_s = \arccos\left(\frac{\sin \delta - \sin h_s \sin \varphi}{\cos h_s \cos \varphi}\right) \end{cases}, \quad (2)$$

其中: φ 为地理纬度, δ 为太阳赤纬, τ 为太阳时角。太阳矢量 OS 在导航坐标系 (n 系) 下的投影为:

$$a_s^n = [\cos h_s \sin \alpha_s \quad \cos h_s \cos \alpha_s \quad \sin h_s]^T. \quad (3)$$

根据散射模型通过坐标变换求得传感器坐标系 (m 系) 下的理论最大偏振矢量:

$$a_p^m = [a_l^m \times] C_b^m C_n^b(q) a_s^n, \quad (4)$$

其中: $[a_l^m \times]$ 为传感器方向矢量 Z 的反对称矩阵; C_b^m 和 C_n^b 分别表示 b 系到 m 系、 n 系到 b 系的坐标变换。

偏振光传感器测得的实际偏振角度为 φ , 则 m 系中最大偏振矢量可以表示为:

$$a_p^m = [\cos \varphi \quad \sin \varphi \quad 0]^T. \quad (5)$$

通过偏振光传感器可以测量无人机的航向角, 与惯性导航数据融合可以得到精准的姿态

角, 本文采用双矢量高斯牛顿法与 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波构建的级联式滤波算法。

3 运动加速度抑制的级联式航姿滤波算法

在无人机姿态角的测量过程中, 陀螺仪得到的姿态信息具有较快的响应频率, 但其输出的姿态角信息是通过积分求得, 结果会随时间推移产生误差累积导致出现积分漂移, 难以长时间准确测量。为了提高测量精度, 采用加速度计和偏振光传感器进行误差修正和运动加速度抑制。

本文设计了基于运动加速度抑制的高斯牛顿法和 Sage-Husa 自适应滤波级联解算方法。基于加速度和偏振光双矢量姿态更新, 并且将获取到的四元数信息作为自适应滤波器的观测信息进行修正。在数据融合阶段, 调整信任因子解算准确的加速度参量从而正确建立双矢量参数。流程图如图 2 所示, 将分别介绍所提算法的两大部分。

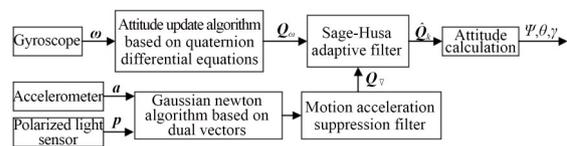


图 2 级联式航姿滤波流程图

Fig. 2 Cascade attitude filtering flowchart

3.1 基于双矢量的高斯牛顿算法

无人机处于稳定状态时, 加速度计测量的是当地真实的重力加速度, 并通过坐标系转移解算出无人机的俯仰角和横滚角, 无法提供准确的航向角信息。本文通过偏振光传感器测量航向角, 并结合惯性导航可以解算出无人机的全姿态信息。

首先, 将 n 系坐标系下的重力加速度矢量经过归一化处理转换到 b 系:

$$g^b = Q_n^b \otimes g^n \otimes (Q_n^b)^*, \quad (6)$$

其中: g^n 表示导航坐标系下理论的重力加速度, $Q_n^b \otimes () \otimes (Q_n^b)^*$ 表示 n 系到 b 系的旋转因子。通过归一化的加速度计测量值与式 (6) 联立, 构建出加速度误差矢量:

$$f(\mathbf{Q}_n^b, \mathbf{a}^b) = \mathbf{g}^b - \mathbf{a}^b = \begin{bmatrix} 2(q_1q_3 - q_0q_2) - a_x^b \\ 2(q_2q_3 + q_0q_1) - a_y^b \\ 2(0.5 - q_1^2 - q_2^2) - a_z^b \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中: \mathbf{g}^b 是 b 系下的理论重力加速度矢量, \mathbf{a}^b 为加速度计测量值。根据瑞利散射模型, 转换到 b 系

$$f(\mathbf{Q}_n^b, \mathbf{P}^b) = \mathbf{E}_p^b - \mathbf{P}^b = \begin{bmatrix} 2E_{sx}^n(q_1q_2 - q_0q_3) - E_{sy}^n(1 - 2(q_3^2 + q_1^2)) + 2E_{sz}^n(q_2q_3 + q_0q_1) - P_x^b \\ E_{sx}^n(1 - 2(q_3^2 + q_2^2)) + 2E_{sy}^n(q_1q_2 + q_0q_3) + 2E_{sz}^n(q_1q_3 - q_0q_2) - P_y^b \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

因此联立公式(7)和公式(9)可以构造出双误差矢量。采用高斯牛顿法寻找极小值, 根据非线性最小二乘法构造函数:

$$F(\mathbf{Q}) = \frac{1}{2} f(\mathbf{Q})^T f(\mathbf{Q}). \quad (10)$$

显然目标函数大于零, 若 K 时刻迭代值是 \mathbf{Q}_k , 则可以在迭代值附近展开二阶泰勒公式:

$$F(\mathbf{Q}) \approx F(\mathbf{Q}_k) + \nabla F(\mathbf{Q}_k)^T (\mathbf{Q} - \mathbf{Q}_k) + \frac{1}{2} (\mathbf{Q} - \mathbf{Q}_k)^T H(\mathbf{Q}_k) (\mathbf{Q} - \mathbf{Q}_k), \quad (11)$$

其中: $\nabla F(\mathbf{Q}_k)$ 为梯度向量, $H(\mathbf{Q}_k)$ 为黑塞矩阵。由于黑塞矩阵高阶项难以计算, 本文使用高斯牛顿法逼近二阶项信息, 得到新的梯度向量和黑塞矩阵:

$$\nabla F(\mathbf{Q}_k) = 2J(\mathbf{Q}_k)^T f(\mathbf{Q}_k), \quad (12)$$

$$H(\mathbf{Q}_k) = 2J(\mathbf{Q}_k)^T J(\mathbf{Q}_k). \quad (13)$$

在 \mathbf{Q}_k 处理进行求导, 得出:

$$\nabla F(\mathbf{Q}_k) + H(\mathbf{Q}_k) (\mathbf{Q} - \mathbf{Q}_k) = 0. \quad (14)$$

所以高斯牛顿法得到的迭代公式为:

$$\mathbf{Q}_{k+1} = \mathbf{Q}_k - \mu [J(\mathbf{Q}_k)^T J(\mathbf{Q}_k)]^{-1} J(\mathbf{Q}_k)^T f(\mathbf{Q}_k), \quad (15)$$

其中: μ 是搜索步长, $J(\mathbf{Q}_k)$ 是双误差矢量的雅可比矩阵。通过上述迭代公式, 可以利用上一时刻的四元数信息以及双传感器的数据来获得当前时刻的姿态信息。

3.2 Sage-Husa 自适应滤波算法

Kalman 滤波是公认最适合且应用最广的组合导航算法^[17-18], 但由于加速度计和偏振光传感器的噪声难以衡量, 使得常规 Kalman 算法失去收敛性。而 Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波在量测数据进行估计的同时, 利用当前时刻的新息信息对噪声进行估计修正, 提高系统的航姿精度。

建立组合导航的离散线性系统的数学建模:

下的理论偏振光强度矢量:

$$\mathbf{E}_p^b = [\mathbf{a}_l^b \times] [\mathbf{Q}_n^b \otimes \mathbf{E}_s^n \otimes (\mathbf{Q}_n^b)^*], \quad (8)$$

其中: $[\mathbf{a}_l^b \times]$ 是偏振光传感器在 b 系下视线方向的反对称矩阵, \mathbf{E}_s^n 为 n 系下理论偏振光强度矢量。偏振光传感器的测量值与公式(8)联合, 构造出偏振光误差矢量:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1}, \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases}, \quad (16)$$

其中: $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵, \mathbf{H}_k 为量测矩阵, \mathbf{W}_{k-1} 和 \mathbf{V}_k 分别表示过程噪声和量测噪声, 且二者是互不相关的零均值白噪声。

本文的预测信息由陀螺仪四元数微分方程提供, 利用一阶泰勒展开得到线性化的状态转移矩阵, 系统矩阵如式(17)所示:

$$\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{T\omega_x}{2} & -\frac{T\omega_y}{2} & -\frac{T\omega_z}{2} \\ \frac{T\omega_x}{2} & 1 & \frac{T\omega_z}{2} & -\frac{T\omega_y}{2} \\ \frac{T\omega_y}{2} & -\frac{T\omega_z}{2} & 1 & \frac{T\omega_x}{2} \\ \frac{T\omega_z}{2} & \frac{T\omega_y}{2} & -\frac{T\omega_x}{2} & 1 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

其中: T 为 $k-1$ 到 k 时刻的时间差, $[\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]$ 表示陀螺仪的三轴输出。

利用加速度计和偏振光传感器联合导航得到的四元数作为算法中的量测信息, 由于预测信息与量测信息是两种测量方法得到的四元数, 因此量测矩阵是四维常系数矩阵:

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k. \quad (18)$$

Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波算法一个周期的更新过程:

(1) 状态一步预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \hat{\mathbf{q}}_k, \quad (19)$$

其中: $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 为系统变量在 k 时刻的预测值, $\hat{\mathbf{q}}_k$ 表示过程噪声, 反映模型中的不确定性。

(2) 新息序列更新:

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} - \hat{\mathbf{r}}_k, \quad (20)$$

式中, \tilde{Z}_k 为新息信息, 表示当前时刻的观测值与上一时刻对当前时刻的预测值之差, \hat{r}_k 表示观测噪声, 反映观测过程中的不确定性。

(3) 状态一步预测矩阵更新:

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \hat{Q}_{k-1}, \quad (21)$$

其中: $P_{k,k-1}$ 为系统状态预测协方差矩阵, \hat{Q}_{k-1} 表示过程噪声协方差矩阵, 表示过程噪声的方差和协方差。

(4) 增益矩阵更新:

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + \hat{R}_k]^{-1}, \quad (22)$$

其中: K_k 为增益矩阵, 其由 $P_{k,k-1}$ 与量测噪声矩阵确定。

(5) 姿态角状态估计:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k \tilde{Z}_k. \quad (23)$$

由公式(22)可知, 通过调整增益矩阵的大小来调整状态预测和量测新息信息的可信度。

(6) 状态估计矩阵更新:

$$P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1}. \quad (24)$$

(7) 极大后验噪声估计:

$$\hat{r}_k = \left(1 - \frac{1}{k}\right) \hat{r}_{k-1} + \frac{1}{k} (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}), \quad (25)$$

$$\hat{R}_k = \left(1 - \frac{1}{k}\right) \hat{R}_{k-1} + \frac{1}{k} (\tilde{Z}_k \tilde{Z}_k^T - H_k P_{k,k-1} H_k^T). \quad (26)$$

虽然理论上在多传感器融合过程中可以实现过程噪声和量测噪声的估计, 但实际应用中无法在二者都未知时将其分离。因本系统的过程噪声在前期进行了零漂校正, 量测噪声由外部环境引起, 有不确定性。因此, 本系统对量测噪声进行估计。算法中 Sage-Husa 自适应部分如图 3 所示。

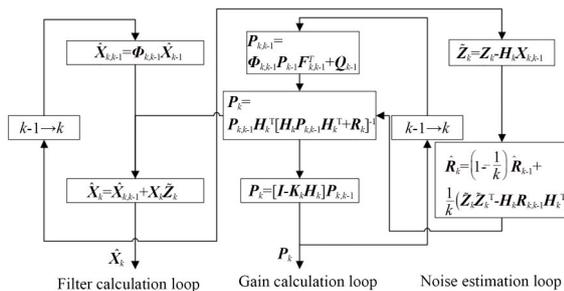


图 3 Sage-Husa 自适应滤波流程图

Fig. 3 Sage-Husa adaptive filtering flowchart

3.3 运动加速度抑制处理

在上述算法中, 加速度误差矢量通过公式(6)旋转矩阵将导航坐标系下的重力加速度转换到载体坐标系并与加速度计测量值作差, 因此系统中加速度计的测量值理论只包括重力加速度, 但在无人机运动过程中会产生运动加速度, 造成加速度计测量的数据存在非重力从而干扰双矢量模型的构建, 降低姿态角的解算精度。所以需要将非重力加速度分离处理, 如果运动加速度过大需要降低系统对加速度计的依赖程度, 即减少加速度计对陀螺仪的补偿部分。所以无人机的运动加速度越大, 算法对加速度计的信任程度越低。

定义第 k 时刻前 N 个采样点运动加速度得到平均模长:

$$\bar{a}_k = \frac{\sum_{i=k-N}^{k-1} (\|a_i\| - \|g\|)}{N}. \quad (27)$$

则运动加速度的信任因子为:

$$\lambda_k = \frac{\epsilon}{\epsilon + \bar{a}_k^2}, \quad (28)$$

其中: λ_k 为运动加速度信任因子, ϵ 为信任因子的可调参数。

式(27)表明运动加速度的平均值与加速度的信任因子呈负相关。正如图 4 所示, 运动加速度越大, 算法对加速度计测量结果的依赖度越低, 本文 ϵ 取值为 0.1, 以减小运动加速度对姿态解算的影响, 又避免了过早抑制运动加速度, 从而减少加速度计在姿态解算过程中的作用, ϵ 的取值可以按照实际加速度进行更改。偏振光传

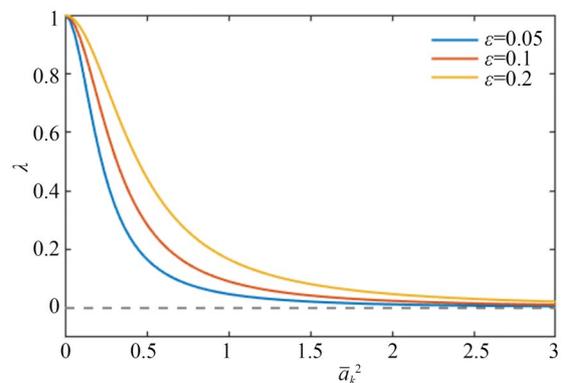


图 4 加速度大小与信任因子分布

Fig. 4 Distribution of acceleration magnitudes and trust factors

传感器在高速情况下同样会受到干扰,此参数可以同步用于调节偏振光传感器的信任程度,因此可直接在高斯牛顿法进行更改。

运动加速度抑制的四元数更新公式为:

$$Q_{k+1} = Q_k - \mu \lambda_k [J(Q_k)^T J(Q_k)]^{-1} J(Q_k)^T f(Q_k). \quad (29)$$

运动加速度抑制的双矢量高斯牛顿滤波算法框图如图 5 所示。

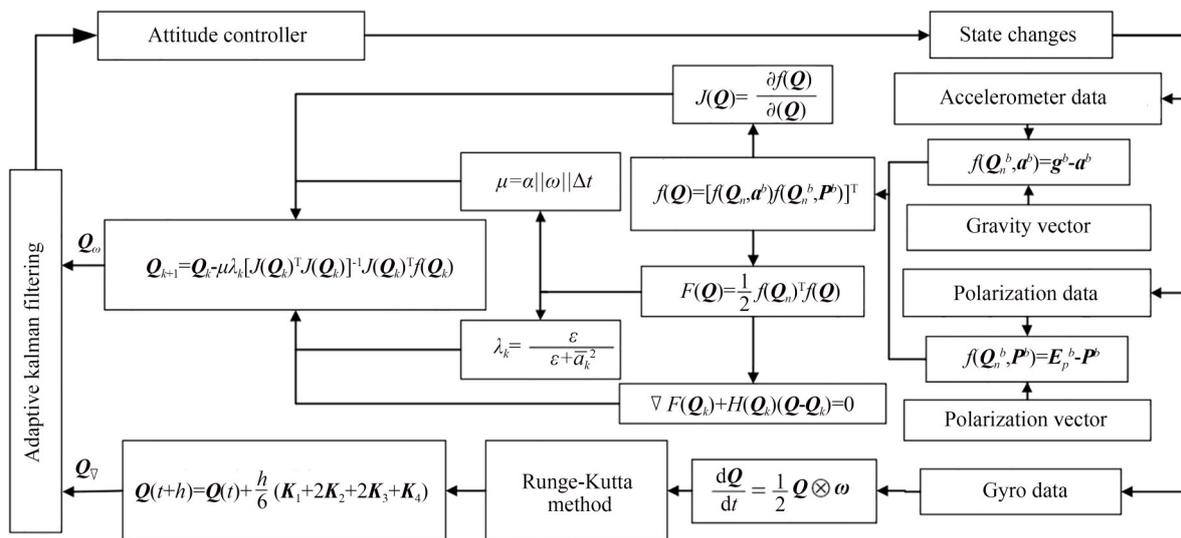


图 5 运动加速度抑制的高斯牛顿滤波流程图

Fig. 5 Flow chart of Gaussian Newton filtering for motion acceleration suppression

4 实验验证与结果分析

为了验证上述算法的有效性,在飞控平台上进行实验,如图 6 所示。本实验采用开源 Lisa/M 飞控板,惯性导航采用六轴运动跟踪传感器 MPU6000。固定翼飞控系统架构图如图 7 所示。实验分为静态实验、动态实验和运动加速度影响下的无人机姿态解算精度的实验和仿真分析。



图 6 固定翼飞控实验平台

Fig. 6 Fixed wing flight control experimental platform

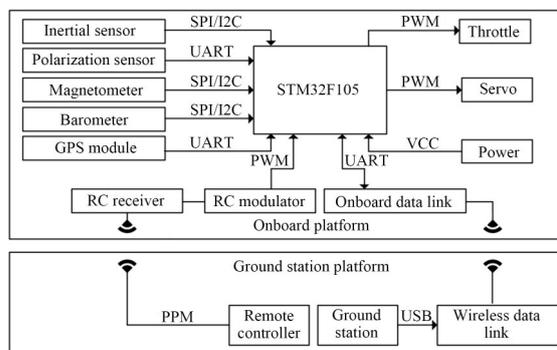


图 7 固定翼飞控系统架构图

Fig. 7 Fixed wing flight control system architecture diagram

4.1 静态实验与分析

实验地点为大连理工大学主校区知方楼前平台 (121.516 021°E, 38.881 012°N), 太阳的高度角为 5.56°, 方位角为 60.03°, 测量无人机在静止状态下姿态角。

将实验平台静置一段时间,采集传感器数据,分别对互补滤波、扩展卡尔曼滤波和本文算法进行运动加速度下姿态角的求解。结果如图 8 所示。

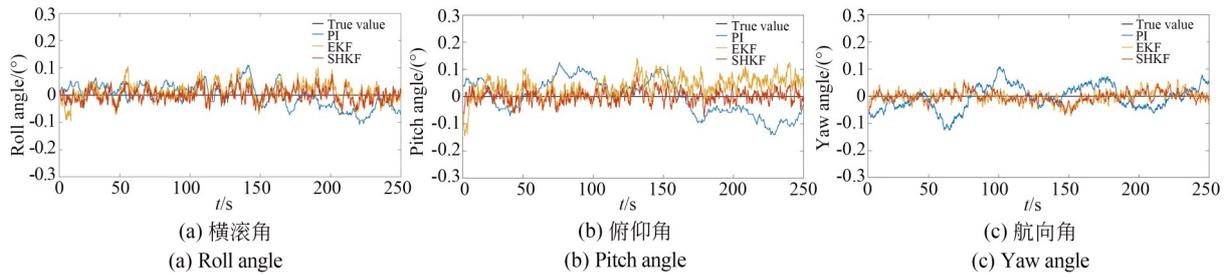


图 8 静态实验姿态解算

Fig. 8 Attitude calculation in static experimental

根据表 1 数据分析,本文提出的 SHKF 算法相较于经典的 PI,EKF 算法均有更小的平均误差与标准差,测量结果更接近实际情况下的静态角度,抗干扰能力更强,姿态解算精度更高。对比上述解算结果,发现 SHKF 算法相比于 PI 算法和 EKF 算法姿态角精度都有明显提升,其中,横滚角分别提升了 32.6%,30.7%,俯仰角分别提升了 61.8%,31.7%,航向角分别提升了 67.3%,31.7%。

表 1 静态实验姿态角评估

Tab. 1 Static experimental attitude angle evaluation(°)

算法	指标	横滚角	俯仰角	航向角
PI	MAE	0.028 5	0.056 5	0.038 0
	STD	0.035 0	0.065 4	0.045 7
EKF	MAE	0.027 7	0.043 9	0.016 9
	STD	0.033 0	0.038 6	0.021 8
SHKF	MAE	0.019 2	0.018 5	0.014 5
	STD	0.023 9	0.023 1	0.018 4

4.2 动态实验与分析

为了验证动态实验下无人机的姿态解算性能,将实验平台分别绕 X 轴、Y 轴和 Z 轴转动,实

验条件与静态实验相同。实验平台搭载的磁力计/惯导组合导航具有可靠的动态精度,因此将其作为参考值,可得到图 9 的结果。

由于转动角度过大无法观察到姿态角的误差,因此作姿态角的偏差图,如图 10 所示。同时针对图中误差进行分析,如表 2 所示。

分析结果可以看出本文提出的算法可以将误差控制在 $\pm 5^\circ$,提高了动态情况下的姿态解算精度。对比上述解算结果,发现 SHKF 算法相比于 PI 算法和 EKF 算法姿态角精度都有明显提升,其中,横滚角分别提升了 30.8%,15.7%,俯仰角分别提升了 18.0%,27.7%,航向角分别提升了 36.7%,25.8%。

表 2 动态实验姿态角评估

Tab. 2 Dynamic experimental attitude angle evaluation(°)

算法	指标	横滚角	俯仰角	航向角
PI	MAE	0.809 8	0.896 5	2.940 4
	STD	1.341 0	1.367 0	2.959 0
EKF	MAE	0.664 8	0.714 0	3.337 6
	STD	0.951 3	0.974 9	3.155 0
SHKF	MAE	0.560 5	0.567 6	2.412 2
	STD	0.811 3	0.750 9	1.899 0

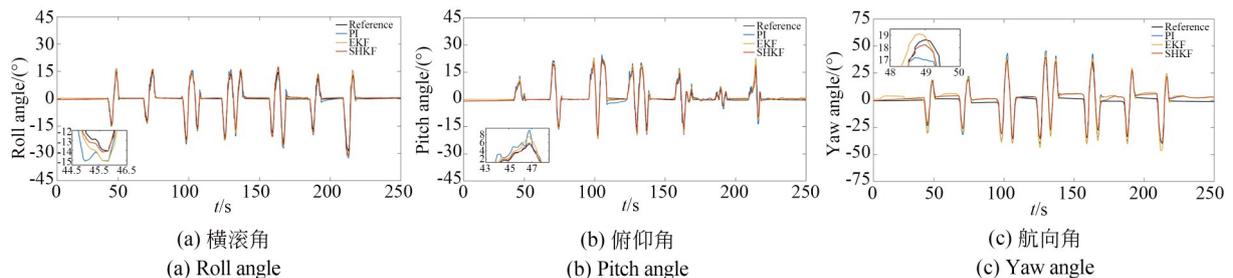


图 9 动态实验姿态解算

Fig. 9 Attitude calculation in dynamic experimental

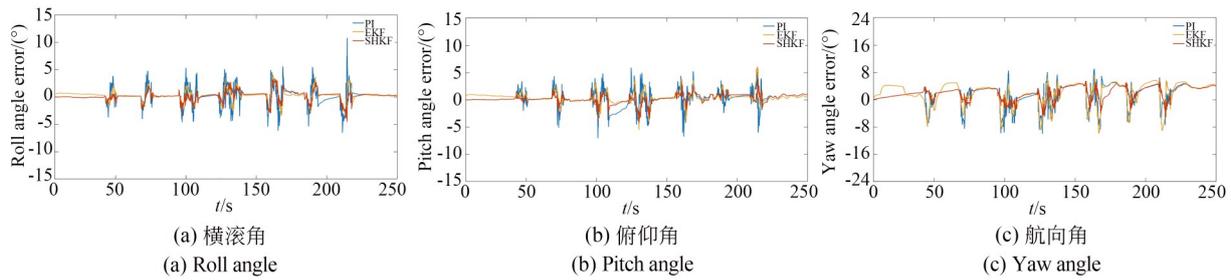


图 10 动态实验姿态角偏差

Fig. 10 Attitude error results in dynamic experiment

4.3 运动加速度下实验仿真与分析

由于无人机在实际飞行过程中存在复杂的运动,其中加减速最为常见。考虑到长时间加减速运动可能会损坏实验设备,并且危害实验人员的安全,本文在静态实验的实验数据基础上,在 100 s 时逐渐增加加速度 X 轴方向上 2 m/s^2 的加速度,并保持 100 s,再逐渐减小加速度。为了更好地模拟无人机真实飞行情况下的加速度变化,在加速度线性变化期间额外增加了静

止状态下噪声的两倍,并且在加速度等于 2 m/s^2 时增加静止状态下噪声的一倍。以此模拟加速度运动状态下无人机的姿态控制,仅进行仿真分析。运动过程中模拟加速度计的三轴输出如下图所示。

为了验证本文所提算法的有效性,分别对互补滤波、扩展卡尔曼滤波和本文算法进行运动加速度下姿态角的求解,参考值为理论姿态角 0° 。结果如图 12 所示。

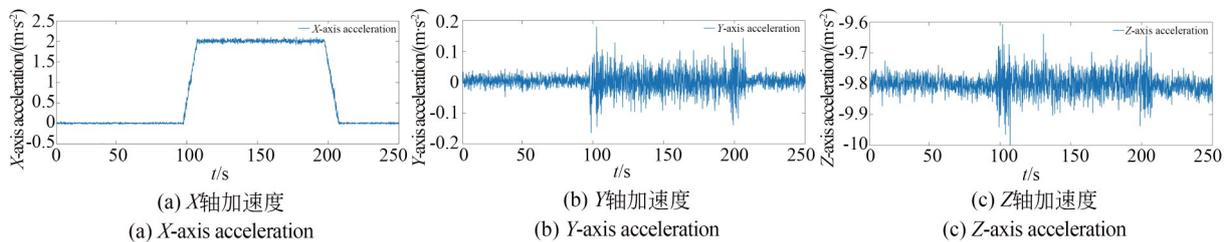


图 11 逐渐变化加速度的加速度计三轴输出

Fig. 11 Accelerometer three-axis output under gradually changing acceleration

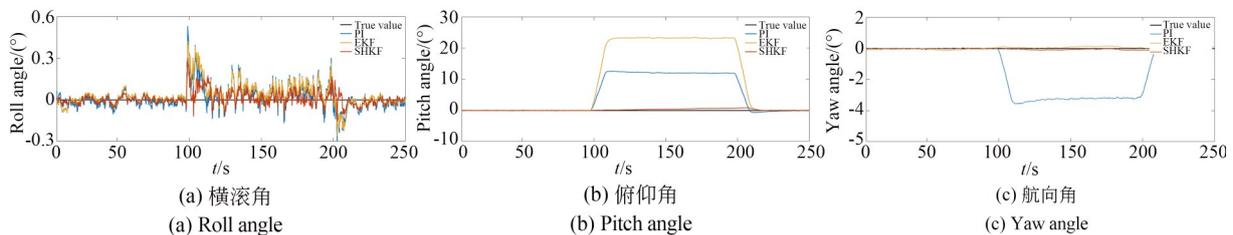


图 12 逐渐变化加速度影响下的姿态解算

Fig. 12 Attitude solution under gradually changing acceleration

此外,为了模拟更多情况下无人机运行的情况,还设计了一个加速度正弦变化的仿真。在该仿真中,加速度在 X 轴方向上以正弦函数形式变化,最大加速度值为 2 m/s^2 。这种正弦变化的加速度模拟了无人机在实际飞行过程中遇到的周

期性加速和减速情况,在加速度变化期间额外增加了静止状态下噪声的两倍以此来模拟无人机运行震荡的影响。通过这种设计,能够更加全面地分析无人机在不同加速度变化模式下的姿态控制和稳定性。模拟加速度计的三轴输出如图

13所示。

分别对互补滤波、扩展卡尔曼滤波和本文算法进行周期性加速和减速情况下姿态角的求解。结果如图 14 所示。

由姿态测量结果可知,运动加速度影响下的三维姿态角有着不同程度的偏移。本文提出的算法首先估计前 N 个时刻的运动加速度,其次通

过根据量测噪声估计器自适应调整对量测信息进行补偿修正。故本文提出的改进算法表现出运动加速度影响下的航姿解算能力,提高了姿态解算的鲁棒性。在运动加速度影响下测量了 X 轴加速度对三维姿态的影响,横滚角的提升约为 30%,俯仰角和航向角则有效抑制了运动加速度对姿态解算的影响。

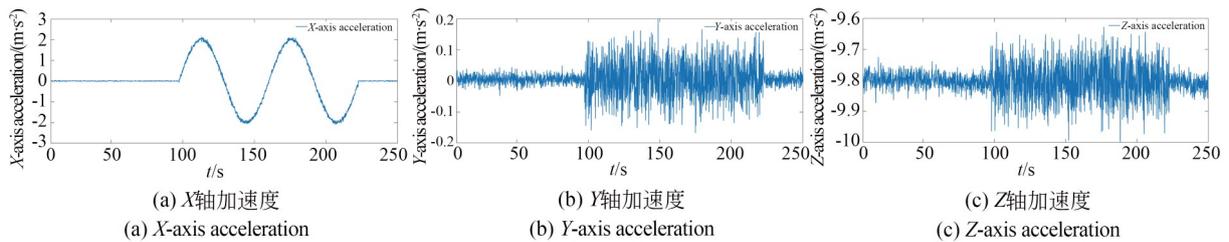


图 13 正弦变化加速度的加速度计三轴输出

Fig. 13 Accelerometer three-axis output under sinusoidal acceleration

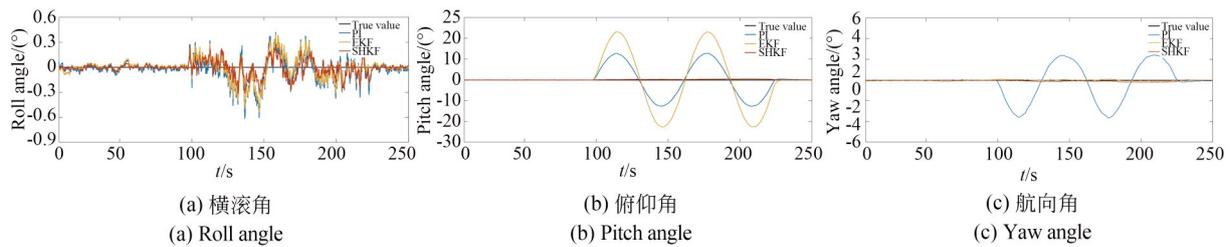


图 14 正弦变化加速度影响下的姿态解算

Fig. 14 Attitude solution under sinusoidal acceleration

5 结 论

本文根据无人机姿态解算精度高、抗干扰的要求,提出了运动加速度抑制的级联式姿态解算算法,并介绍了基于双矢量高斯牛顿法和 SHKF 自适应滤波算法流程。然后研究了基于信任因子调节的运动加速度抑制器的实现原理。通过偏振光/MIMU 组合导航实验平台进行导航实验,结果验证了本文设计的级联式自适应滤波算法性能。对运动加速度影响下的姿态解算进行分析,运动加速度抑制的 SHKF 算法表现出更强的解算精度,并且

有明显的抑制效果。实验结果证明:静态实验下本文所提算法求解的姿态角相较于 PI, EKF 提升了 30% 左右,运动加速度影响下对 X 轴加速度不敏感的横滚角提升了 30%,俯仰角和航向角则明显改善了运动加速度对姿态求解的影响。但本文仍有一些值得改进的地方,本文的实验是在晴朗无云的条件下进行,以保证偏振光传感器的准确测量,在多云天气下表现欠佳,后续可以考虑复杂天气下大气偏振分布的建模与信息提取。另一方面,在未来的研究中结合动态权重调整的方法,进一步优化加速度数据的处理,增强系统的鲁棒性。

参考文献:

[1] EL-SHEIMY N, YOUSSEF A. Inertial sensors

technologies for navigation applications: state of the art and future trends [J]. *Satellite Navigation*, 2020, 1(1): 2.

- [2] NEX F, ARMENAKIS C, CRAMER M, *et al.* UAV in the advent of the twenties: where we stand and what is next[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 184: 215-242.
- [3] BOURSANIS A D, PAPADOPOULOU M S, DIAMANTOULAKIS P, *et al.* Internet of things (iot) and agricultural unmanned aerial vehicles (uavs) in smart farming: a comprehensive review [J]. *Internet of Things*, 2022, 18: 100187.
- [4] 王巍, 邢朝洋, 冯文帅. 自主导航技术发展现状与趋势[J]. *航空学报*, 2021, 42(11): 11-29.
WANG W, XING C Y, FENG W S. State of the art and perspectives of autonomous navigation technology [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(11): 11-29. (in Chinese)
- [5] 蔡浩原, 赵晟霖, 崔松叶, 等. 动态磁场校准的九轴惯性融合[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(9): 2007-2016.
CAI H Y, ZHAO S L, CUI S Y, *et al.* Nine-axis inertial fusion method based on dynamic magnetic field calibration[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(9): 2007-2016. (in Chinese)
- [6] 刘继昊, 李夕海, 张莹, 等. 一种通用的地磁测量中载体干扰矢量补偿方法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(11): 112-118.
LIU J H, LI X H, ZHANG Y, *et al.* A general vector compensation method for carrier interference in geomagnetic measurement [J]. *Journal of Instruments and Meters*, 2020, 41(11): 112-118. (in Chinese)
- [7] MOURITSEN H. Long-distance navigation and magnetoreception in migratory animals [J]. *Nature*, 2018, 558: 50-59.
- [8] 许明珠, 孙晓婕, 曹焱, 等. 虾蛄眼视觉系统特点及研究进展[J]. *光学仪器*, 2021, 43(02): 79-88.
XU M Z, SUN X J, CAO Y, *et al.* The characteristics and research progress of the visual system of shrimp squid eyes [J]. *optical instrument*, 2021, 43(2): 79-88. (in Chinese)
- [9] LAMBRINOS D, KOBAYASHI H, PFEIFER R, *et al.* An autonomous agent navigating with a polarized light compass [J]. *Adaptive Behavior*, 1997, 6(1): 131-161.
- [10] 褚金奎, 林木音, 王寅龙, 等. 偏振光传感器的无人船导航与编队应用[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(8): 1661-1669.
CHU J K, LIN M Y, WANG Y L, *et al.* Application of polarization sensor to unmanned surface vehicle navigation and formation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(8): 1661-1669. (in Chinese)
- [11] DUPEYROUX J, VIOLLET S, SERRES J R. An ant-inspired celestial compass applied to autonomous outdoor robot navigation [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 117: 40-56.
- [12] 宗意凯, 苏淑靖, 高瑜宏. 基于多源 IMU 和粒子滤波优化的姿态融合算法[J]. *仪表技术与传感器*, 2023(8): 88-95.
ZONG Y K, SU S J, GAO Y H. Attitude fusion algorithm based on multi-source IMU and particle filter optimization [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2023(8): 88-95. (in Chinese)
- [13] 付铭, 石豪东, 刘银华. 基于 Mahony 与误差状态卡尔曼滤波融合的姿态解算方法[J]. *自动化与仪器仪表*, 2024(3): 35-40, 45.
FU M, SHI H D, LIU Y H. Fused attitude estimation method based on Mahony filtering and Error-State Kalman filtering [J]. *Automation & Instrumentation*, 2024(3): 35-40, 45. (in Chinese)
- [14] 石宇芄, 马宏军, 陈豹. 基于四元数的四旋翼无人机扩展卡尔曼滤波算法[J]. *控制工程*, 2021, 28(11): 2131-2135.
SHI Y P, MA H J, CHEN B. Quaternion-based extended Kalman filtering algorithm for quadrotor UAVs [J]. *Control Engineering of China*, 2021, 28(11): 2131-2135. (in Chinese)
- [15] ZHU T G, LI A, LI K L, *et al.* The quaternion based error model based on SE(3) of the INS [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(13): 13067-13077.
- [16] WU X D, SHEN C, ZHAO D H, *et al.* Robust orientation method based on atmospheric polarization model for complex weather [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(6): 5268-5279.
- [17] 曹莉凌, 尚进, 曹守启. 基于改进卡尔曼滤波的水产养殖无人船导航方法[J]. *传感器与微系统*, 2023, 42(11): 62-65.
CAO L L, SHANG J, CAO S Q. Navigation method of aquaculture unmanned ship based on im-

proved KF[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2023, 42(11): 62-65. (in Chinese)

[18] SUN R, ZHANG Z X, CHENG Q, *et al.* Pseu-

dorange error prediction for adaptive tightly coupled GNSS/IMU navigation in urban areas [J].

GPS Solutions, 2021, 26(1): 28.

作者简介:



金仁成(1969—),男,吉林长春人,副教授,硕士生导师,1995年和1998年于吉林工业大学分别获得硕士、博士学位,2021年于华中科技大学博士后出站,现为大连理工大学教师,主要从事无人机自主导航技术与无线传感器网络。E-mail: rcjin@dlut.edu.cn

通讯作者:



张 然(1984—),男,辽宁锦州人,博士,副教授,博士生导师,2007年、2013年于大连理工大学分别获得学士、博士学位,主要从事仿生偏振光导航、仿生视觉认知技术、亚波长光学结构设计与微纳传感器、执行器等方面的研究。E-mail: zhangr@dlut.edu.cn