

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107107

融合光流与惯性传感器的扩展卡尔曼姿态滤波<sup>\*</sup>

李翔 石琦

(桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院 桂林 541004)

**摘要:** 微型航姿系统(AHRS)采用三轴磁强计、加速度计和陀螺仪的组合实现三维姿态测量,广泛用于无人机飞控等领域。但 AHRS 利用重力矢量解算俯仰角和横滚角时,会受到运动加速度影响而产生误差。现有抗扰算法本质上均依赖陀螺仪,在长时间运动加速度干扰下易造成累积误差。提出一种采用光流传感器对运动加速度进行感测和补偿的新方法,并对重力矢量和地磁矢量进行并行估计,以提高扩展卡尔曼滤波的动态性能。实验表明,当存在水平加速度影响时,所提出的算法姿态角误差比现有算法降低 50% 以上,可显著改善动态航姿精度。

**关键词:** 航姿系统;扩展卡尔曼滤波;运动加速度;光流传感器

**中图分类号:** TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Extended Kalman attitude filter incorporating optical flow and inertial sensors

Li Xiang Shi Qi

(School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** Miniature attitude and heading reference system (AHRS) incorporates tri-axial magnetometer, accelerometer, and gyroscope to achieve three-dimensional attitude measurement. It has been widely used in flight control of unmanned aerial vehicle and other related fields. However, AHRS uses gravity vector to calculate pitch and roll angles, and thus will have errors caused by motion acceleration. Existing algorithms for motion acceleration elimination essentially rely on gyroscope, and may cause accumulative errors when affected by persistent motion acceleration. A novel algorithm is proposed to improve the dynamic performance of extended Kalman filter, which utilizes optical flow sensor to measure and compensate motion acceleration, while estimates gravity and geomagnetic vectors in parallel. Experiment shows that with the impact of horizontal acceleration, attitude error of the proposed algorithm can be 50% lower than existing methods, and thus it can significantly enhance dynamic attitude accuracy.

**Keywords:** attitude and heading reference system; extended Kalman filter; motion acceleration; optical flow sensor

## 0 引言

微型航姿系统(attitude and heading reference system, AHRS)采用微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)传感器获取三维姿态信息,具有体积小、功耗低等优点,被广泛用于无人机飞控等领域。

AHRS 普遍采用三轴磁强计+三轴加速度计+三轴陀螺仪(magnetometer-accelerometer-gyroscope, MARG)的配置,简称为 MARG 传感器<sup>[1]</sup>,通过测量地磁场矢量、重力矢量和角速度矢量并结合适当的数据融合算法来获得三维姿态输出。

AHRS 利用加速度计测量重力矢量,并由此推算其载

体的俯仰角与横滚角。然而由于加速度计不仅对重力加速度敏感,也对运动加速度敏感,其测量值实际上是重力加速度与运动加速度的矢量和,又称为比力。当 AHRS 及其载体处于动态下时,加速度计的测量值不再等于重力矢量,若仍然据此解算俯仰角与横滚角,会出现明显的动态误差<sup>[2-4]</sup>。

目前 AHRS 所采用的抗运动加速度算法,包括基于阈值和基于模型两大类。基于阈值的算法通常利用一个或多个判据判定运动加速度是否存在,并据此调节卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)的协方差矩阵,例如文献[5-7]均以重力矢量的模值为运动加速度判据,文献[8]采用重力矢量模值及其变化率作为双重判据并引入模糊算法,文献[9]利用

收稿日期:2021-06-29

\* 基金项目:国家自然科学基金(41761087,61603107)项目资助

马尔可夫链对运动加速度进行判定。基于模型的算法则是对运动加速度进行建模和估计,例如文献[10-14]均采用一阶马尔可夫过程描述运动加速度。然而,文献[15]指出,无论是基于阈值还是基于模型的算法,本质上都是利用陀螺仪推算姿态来修正运动加速度,因而不可避免地受到陀螺零漂及累积误差的影响。

目前,无人机飞控系统普遍采用光流传感器感测无人机相对于地面的运动,如文献[16-22]利用光流传感器获取无人机的位移、速度等信息,提高了无人机悬停和循迹飞行的精度。本文将 AHRS 与光流传感器相结合,利用光流传感器获取运动加速度信息并进行补偿,并采用重力+地磁双矢量并行的扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法,以提高 AHRS 的动态精度。

## 1 现有算法

### 1.1 三维姿态解算与数据融合

三维姿态最直观表示形式是欧拉角,包含3个角度:航向角(或称偏航角)、俯仰角和横滚角(或称滚转角)。记载体坐标系下的重力矢量为  $\mathbf{g}$ , 利用其方向竖直向下的性质可计算俯仰角  $\theta$  和横滚角  $\varphi$ ; 又记载体坐标系下的地磁矢量为  $\mathbf{h}$ , 利用其水平分量指向磁北的性质可计算航向角  $\psi$ 。

三维姿态既可直接由  $\mathbf{g}$  和  $\mathbf{h}$  解算,也可通过对角速度  $\boldsymbol{\omega}$  积分来推算。将这两种途径得到的三维姿态进行数据融合,有利于进一步提高姿态精度<sup>[3,23]</sup>。目前普遍采用基于 KF 的数据融合算法。

由于欧拉角表示的三维姿态在  $\theta = 90^\circ$  时出现奇异性(又称万向节锁),故在 KF 中常以姿态四元数或方向余弦矩阵(direction cosine matrix, DCM)代替欧拉角<sup>[24]</sup>。又由于姿态四元数与  $\mathbf{g}$  和  $\mathbf{h}$  之间为非线性关系,故以姿态四元数为状态变量的 KF 通常需采用非线性版本<sup>[4]</sup>。在 KF 的各种非线性变体中, EKF 因其计算量最小,故在处理能力有限的单片机上应用最为广泛<sup>[1,6,21,26]</sup>。

### 1.2 运动加速度抑制

如前所述,加速度计的测量值实际上是重力加速度与运动加速度的矢量和。因此,利用加速度计的测量值进行姿态解算时,应当剔除其中包含的运动加速度,否则在动态下会产生不可忽视的姿态误差。

基于阈值的运动加速度抑制算法又可称为切换滤波法,采用前文所述的判据对运动加速度进行判断,并在运动加速度达到或超过设定阈值时对 KF 的参数进行切换(例如增大加速度计的噪声协方差),从而降低加速度计测量值的权重,以抑制运动加速度对姿态估计的影响。

基于模型的运动加速度抑制算法又可称为估计补偿法,通过采用适当的模型(例如前述一阶马尔可夫模型)对运动加速度进行估计,进而将其从加速度计测量值中扣除。

当 AHRS 受到运动加速度影响时,无论是降低加速度计的权重,还是对加速度计读数中包含的运动加速度进行

估计,实际上都依赖于陀螺仪,亦即通过对角速度积分推算姿态及相应的重力矢量。因此,上述两类算法都面临同样的矛盾,即只能在运动加速度造成的动态误差与角速度积分引起的累积误差这两者之间进行折中<sup>[15]</sup>。要从根本上解决这一矛盾,必须在 MARG 传感器之外引入其他传感器加以辅助。

### 1.3 光流传感器

光流是物体相对于镜头的运动在成像面上产生的像素运动。对于成像面上任一点  $(x, y)$ , 根据针孔成像模型,可得光流的两个正交分量如式(1)所示<sup>[19,22]</sup>。其中,  $\delta_x$  与  $\delta_y$  为成像面上两个正交方向的光流,  $\mathbf{v} = (v_x \ v_y \ v_z)^\top$  和  $\boldsymbol{\omega} = (\omega_x \ \omega_y \ \omega_z)^\top$  分别为物体在传感器坐标系中的速度和角速度,  $d$  为物距,  $f$  为焦距。

$$\begin{cases} \delta_x = \frac{-v_x f + v_z x}{d} - \omega_y f + \omega_z y + \frac{\omega_x x y - \omega_y x^2}{f} \\ \delta_y = \frac{-v_y f + v_z y}{d} + \omega_x f - \omega_z x + \frac{\omega_x y^2 - \omega_y x y}{f} \end{cases} \quad (1)$$

由式(1)可知,光流传感器能够获取其载体的三维运动信息,包括线运动和角运动。以下,本文将采用光流传感器进行运动加速度的测量与补偿。

## 2 姿态算法设计

### 2.1 利用光流数据补偿运动加速度

无人机飞控所采用的光流传感器通常为竖直向下安装,如图1所示。又由于成品光流传感器的输出是其视野内光流的平均值,故式(1)所描述的测量模型可简化为式(2),其中,  $\boldsymbol{\delta}$  为成像面内的光流矢量,  $\mathbf{n}$  为沿光流传感器主光轴的单位矢量,  $d$  为物距,  $f$  为比例系数,  $\mathbf{v}$  和  $\boldsymbol{\omega}$  分别为无人机的线速度和角速度,  $\mathbf{v}_\perp$  为  $\mathbf{v}$  垂直于  $\mathbf{n}$  的分量,即  $\mathbf{v}_\perp = \mathbf{v} - \mathbf{v} \cdot \mathbf{n}$ 。

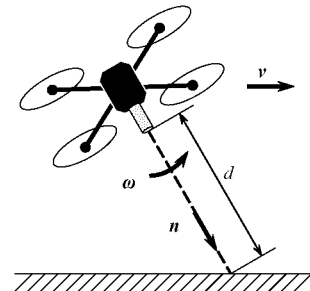


图1 光流传感器测量原理

$$\boldsymbol{\delta} = -f \left( \frac{\mathbf{v}_\perp}{d} + \mathbf{n} \times \boldsymbol{\omega} \right) \quad (2)$$

由式(2)解出  $\mathbf{v}_\perp$  并转化为离散时间形式,得到式(3),其中所有带下标  $k$  的符号均表示  $k$  时刻的相应测量值,  $T$  为采样周期。而后,  $k$  时刻的加速度即可近似由式(4)求得。

$$\mathbf{v}_{\perp, k} = - \left( \frac{\boldsymbol{\delta}_k}{fT} + \mathbf{n} \times \boldsymbol{\omega}_k \right) d_k \quad (3)$$

$$a_{\perp,k} \approx \frac{v_{-,k} - v_{\perp,k-1}}{T} \quad (4)$$

需要注意,式(4)求得的是  $a_{\perp,k}$ , 即  $k$  时刻的加速度垂直于  $n$  的分量。显然,若想获得  $a_k$  的完整测量值,理论上需要至少 3 个彼此不共面的光流传感器。但通常对俯仰角和横滚角影响较大的是水平方向的加速度,因而采用竖直向下的单个光流传感器能够起到较明显的效果。

### 2.2 双矢量并行 EKF 算法

为简化量测方程并减小重力与地磁矢量间的相互影响,本文采用一种双矢量并行的 EKF,其原理框图如图 2 所示。该 EKF 包含两个并行的子滤波器,分别用于重力矢量  $g$  和地磁矢量  $h$  的估计。图 2 中,上标“\*、-、+”依次表示测量值、验前估计和验后估计。由 EKF 的验后估计  $\hat{g}_k^+$  和  $\hat{h}_k^+$  即可计算  $k$  时刻的姿态角,包括航向角、俯仰角和横滚角。

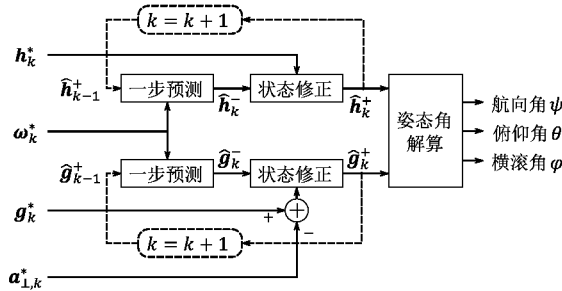


图 2 双矢量并行 EKF 框图

图 2 所示双矢量 EKF 的具体算法流程如下。

#### 1) 一步预测

$$\begin{cases} \hat{g}_k^- = F_k \hat{g}_{k-1}^+ \\ \hat{h}_k^- = F_k \hat{h}_{k-1}^+ \end{cases} \quad (5)$$

其中,状态转移矩阵  $F_k = I_{3 \times 3} - [\omega_k^*]_{\times} T$ ,  $T$  为采样周期;  $[\omega_k^*]_{\times}$  为  $k$  时刻角速度测量值  $\omega_k^*$  对应的叉乘矩阵,即  $[\omega_k^*]_{\times}$  右乘任意三维列向量  $u$  均等于  $\omega_k^*$  叉乘  $u$ 。

#### 2) 验前方差

$$\begin{cases} P_{k,g}^- = F_k P_{k-1,g}^- F_k^T + Q_g \\ P_{k,h}^- = F_k P_{k-1,h}^- F_k^T + Q_h \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $Q_g$  和  $Q_h$  分别为重力矢量和地磁矢量的过程噪声协方差阵。

#### 3) 滤波增益

$$\begin{cases} K_{k,g} = P_{k,g}^- (P_{k,g}^- + R_g)^{-1} \\ K_{k,h} = P_{k,h}^- (P_{k,h}^- + R_h)^{-1} \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $R_g$  和  $R_h$  分别为加速度计和磁强计的测量噪声协方差阵。

#### 4) 状态修正

$$\hat{g}_k^+ = \hat{g}_k^- + K_{k,g} (g_k^* - a_{\perp,k} - \hat{g}_k^-) \quad (8)$$

$$\hat{h}_k^+ = \hat{h}_k^- + K_{k,h} (h_k^* - \hat{h}_k^-) \quad (9)$$

式(8)中的  $a_{\perp,k}^*$  由式(3)和(4)求得。

#### 5) 验后方差

$$\begin{cases} P_{k,g}^+ = (I_{3 \times 3} - K_{k,g}) P_{k,g}^- \\ P_{k,h}^+ = (I_{3 \times 3} - K_{k,h}) P_{k,h}^- \end{cases} \quad (10)$$

而后,令  $k = k + 1$  并回到步骤 1)。

由式(5)~(10)可见,采用双矢量并行结构的 EKF 由于量测矩阵为单位阵,故较之常用的基于姿态四元数的 EKF 在计算上有较大的简化。

## 3 实验验证

采用基于 MPU9250 的微型航姿模块进行实验验证。MPU9250 在同一芯片中包含了三轴磁强计、三轴加速度计和三轴陀螺仪。同时,采用光流模块与上述航姿模块配合,验证本文提出的运动加速度补偿算法,该光流模块包含 PMW3901 光流传感器和 VL53L1X 激光测距传感器。

实验中,航姿模块与光流模块固定为一体,沿水平导轨作往复运动,如图 3 所示。加速度计和光流传感器在  $x$  轴上的测量值如图 4 所示,可见两者均反映了运动加速度的影响且变化规律相吻合。

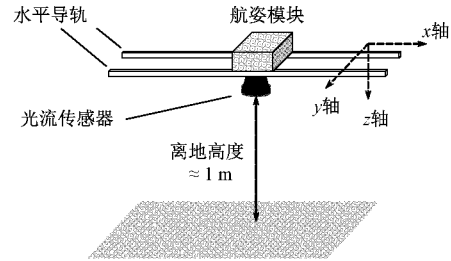


图 3 实验装置示意图(未按比例)

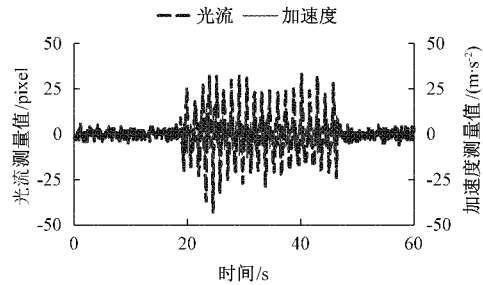


图 4  $x$  轴加速度及光流测量值

分别采用以下 4 种算法进行数据融合与姿态估计:

算法 1(无补偿):对运动加速度不作任何处理,直接由 EKF 根据 MARG 传感器数据进行姿态估计。

算法 2(估计补偿):将运动加速度建模为一阶马尔可夫过程,并进行估计和补偿。

算法 3(切换滤波):采用 EKF 进行姿态估计,加速度计的噪声协方差阵  $R_g$  按式(11)进行自适应调节,其中  $g_0 = 9.8 \text{ m/s}^2$  为重力加速度,  $R_{g_0}$  为根据实验确定的常数。

$$R_{g,k} = R_{g_0} I_{3 \times 3} \frac{|g_k^*|}{g_0} \quad (11)$$

算法4(本文算法):即上节所述方法。

由上述4种算法分别得到的俯仰角变化曲线如图5所示,相应的均方根(root mean square,RMS)统计结果如表1所示。

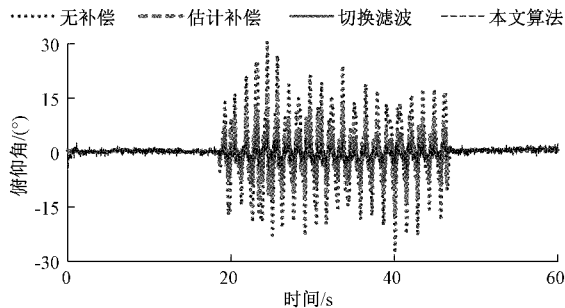


图5 各算法输出的俯仰角

表1 不同姿态算法动态性能对比

姿态算法	俯仰角均方根(RMS,°)
无补偿	7.29
估计补偿	3.37
切换滤波	2.49
本文算法	1.29

#### 4 讨 论

上述实验中,由于航姿模块是沿水平导轨运动,俯仰角应当接近 $0^\circ$ ,但由图5可见,沿 $x$ 轴的运动加速度会使解算出的俯仰角产生较大波动。

由图5还可看到,现有文献中基于阈值和基于模型的补偿方法(即切换滤波法和估计补偿法)均可对运动加速度起到抑制和补偿作用,但解算出的俯仰角仍有一定幅度的波动。此外,从图5和表1均可看出,切换滤波法的效果要略好于估计补偿法。

从形式上看,切换滤波法只是单纯降低了加速度计在数据融合中的权重,而估计补偿法则能估计出运动加速度,似乎后者能获得更完全的姿态信息。然而正如前文所述,若只采用MARG传感器进行姿态估计,则当存在运动加速度干扰时,只能依靠陀螺仪提供的角速度推算姿态,不论切换滤波法还是估计补偿法都是如此。因而,估计补偿法所得到的运动加速度估计值本质上依赖于陀螺仪,故同样存在累积误差的问题,并进而间接地对姿态估计产生更大影响。这便是上述实验中估计补偿法效果不如切换滤波法的一个重要原因。

本文提出的算法借助光流传感器获取运动加速度的信息,这样就使运动加速度的补偿不再仅仅依赖于陀螺仪,从而使补偿效果相比仅用MARG传感器的情形得到了根本的改善。由表1可见,本文算法的俯仰角波动幅度(均方根)比切换滤波法和估计补偿法均减小了50%以上。

本文算法尚存在的不足是:单个光流传感器只能测量

与其光轴相垂直的运动加速度,且式(4)给出的加速度近似值存在一定滞后。可以预期,采用多个不共线的光流传感器并配以适当的预测算法,能够更准确和全面地获取三维运动加速度信息,从而进一步提升航姿系统的动态精度。

#### 5 结 论

本文利用光流传感器与基于MARG传感器的航姿系统相结合,从光流测量数据中提取运动加速度信息,从而抑制运动加速度对姿态解算的干扰。同时,本文还提出一种并行估计重力和地磁矢量的EKF姿态算法,该算法可使EKF的量测矩阵简化为单位阵,从而降低了计算复杂度,且有利于避免重力矢量与地磁矢量间的相互干扰。与目前广泛应用的基于MARG传感器的AHRS相比,本文提出的光流+MARG传感器的姿态测量方法可实现更高的冗余度和动态精度,且几乎不增加软硬件开销。

实验结果表明,在受到直线加速度影响的情形下,本文提出的姿态算法由于引入了来自光流传感器的运动加速度信息,与现有的切换滤波法和估计补偿法相比,可使姿态角误差降低50%以上。

#### 参 考 文 献

- [1] 全闻捷,周绍磊,戴洪德,等. 基于高斯-牛顿四元数描述滤波器的姿态估计算法[J]. 传感技术学报,2020,33(11):1627-1636.
- [2] 杨松普,严飞,朱海. 机动状态下航姿系统姿态估计算法研究[J]. 光电与控制,2021,28(2):75-77,82.
- [3] 徐鑫,赵鹤鸣. 基于改进型卡尔曼滤波的运动载体姿态估计[J]. 传感技术学报,2020,33(9):1279-1284.
- [4] 蔡安江,刘凯峰,郭师虹,等. 基于四元数衍生无迹卡尔曼滤波的二段式多旋翼无人机姿态估计算法[J]. 控制理论与应用,2020,37(2):365-373.
- [5] 崔培林,周翟和,吕品,等. 自适应误差四元数无迹卡尔曼滤波四旋翼飞行器姿态解算方法[J]. 西安交通大学学报,2019,53(3):97-102,110.
- [6] 班朝,任国营,王斌锐,等. 基于IMU的机器人姿态自适应EKF测量算法研究[J]. 仪器仪表学报,2020,41(2):33-39.
- [7] 储开斌,赵爽,冯成涛. 基于Mahony-EKF的无人机姿态解算算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(12):12-18.
- [8] 李鲁明,赵鲁阳,唐晓红,等. 基于模糊卡尔曼滤波的姿态估计算法[J]. 仪表技术与传感器,2019(4):100-105,110.
- [9] KANG C W, KIM H J, PARK C G. A human motion tracking algorithm using adaptive EKF based on Markov chain[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(24): 8953-8962.
- [10] 于永军,张翔,王新志,等. 运动加速度在线估计的非

- 线性惯性航姿算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6):19-26.
- [11] AHMED H, TAHIR M. Accurate attitude estimation of a moving land vehicle using low-cost MEMS IMU sensors [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(7): 1723-1739.
- [12] ROSARIO M B D, KHAMIS H, NGO P, et al. Computationally efficient adaptive error-state Kalman filter for attitude estimation [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(22): 9332-9342.
- [13] YUAN Q, ASADI E, LU Q, et al. Uncertainty-based IMU orientation tracking algorithm for dynamic motions[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2019, 24(2): 872-882.
- [14] LEE J K. A parallel attitude-heading Kalman filter without state-augmentation of model-based disturbance components[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(7): 2668-2670.
- [15] WANG Y, LI Z, LI X. External disturbances rejection for vector field sensors in attitude and heading reference systems[J]. Micromachines, 2020, 11(9): 803.
- [16] 杨盛伟, 赵伟, 刘建业. 用于无人机导航的光流测速优化方法[J]. 电光与控制, 2019, 26(1): 8-11, 16.
- [17] 王亭亭, 蔡志浩, 王英勋. 无人机室内视觉/惯导组合导航方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(1): 176-186.
- [18] DRIESSEN S P H, JANSSEN N H J, WANG L, et al. Experimentally validated extended Kalman filter for UAV state estimation using low-cost sensors[J]. IFAC Papers on Line, 2018, 51(15): 43-48.
- [19] 化雪莹, 陈大力. INS/光流/磁强计组合导航在小型无人机中的应用[J]. 电子器件, 2017, 40(6):1414-1420.
- [20] 王瑞荣, 陈瞳, 李晓红. 面向弱光流环境的惯性/光流组合导航方法研究[J]. 电光与控制, 2019, 26(1): 97-103.
- [21] 李涛, 梁建琦, 闫浩, 等. INS/光流/磁强计/气压计组合导航系统在无人机中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2):022801.
- [22] CHEN Z, CHEN W, LIU X, et al. Fault-tolerant optical flow sensor/SINS integrated navigation scheme for MAV in a GPS-denied environment[J]. Journal of Sensors, 2018, 12(6): 153-164.
- [23] 李璜筹, 马文博, 李璐. 互补滤波在低成本四旋翼姿态解算中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(11): 157-162.
- [24] 钟雨露, 周翟和, 曾传伟, 等. 基于四元数卡尔曼滤波的四旋翼姿态测量系统设计与实现[J]. 电子测量技术, 2020, 43(1):41-45.
- [25] 赵彦明, 秦永元, 严恭敏. 自主式微航姿系统信息融合方法比较[J]. 仪表技术与传感器, 2020(10):122-126.
- [26] 孟春见, 李开龙, 张梦得. 捷联惯性基组合导航滤波算法比较研究[J]. 电光与控制, 2020, 27(2):18-21.

#### 作者简介

李翔, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为智能传感器与智能仪器系统。

E-mail: xli1984@guet.edu.cn