

用于无人机室内导航的光流与地标融合方法

吴琦, 蔡志浩[†], 王英勋

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院 飞行器控制一体化技术重点实验室, 北京 100191)

摘要: 针对小型无人机在无卫星导航信号条件下的导航问题, 结合光流及地标定位设计了使用摄像头、惯性测量器件、超声测距仪等传感器融合的无人机室内导航方法. 文章使用补偿角速率的光流微分法计算帧间像素点小位移, 并用前后误差算法提取精度较高的点, 避免像素点跟踪错误, 提高了光流测速的精度; 对得到的光流场用均值漂移算法进行寻优, 得到光流场直方图峰值, 以此计算光流速度. 本文提出了无累积误差的连续地标定位算法, 实时测量无人机位置. 通过多速率卡尔曼滤波器对观测周期不一致的位置、速度信息进行最优估计. 在搭建的八旋翼无人机平台上试验, 将位置与速度测量结果分别与激光和PX4FLOW数据对比, 结果表明该导航方法可以有效抑制定位跳变与光流测量噪声误差, 给出精确的位置与速度估计.

关键词: 无人机; 光流; 多速率卡尔曼滤波; 室内导航

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Optical flow and landmark fusion method for unmanned aerial vehicles indoor navigation

WU Qi, CAI Zhi-hao[†], WANG Ying-xun

(Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, School of Automation Science and Electronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Combining optical flow with landmark localization, we propose an indoor navigation methodology fusing camera, inertial measurement unit (IMU) and ultrasonic range finder, for the navigation of unmanned aerial vehicles (UAV) in global navigation satellite systems (GNSS)-denied environment. We employ the differential optical flow algorithm compensated with the angular velocity to determine the small shift between the frames, and use the forward-backward error algorithm to detect the reliable trajectories and avoid the tracking failure, which improves the precision of the optical flow velocimetry. Optimizing the obtained optical field by using the mean shift algorithm, we determine the peak values of the flow field histogram, from which we can calculate the optical flow velocity. Furthermore, we propose in this research the consecutive landmark-localization algorithm with no error accumulation to measure the position of the UAV in real time. By means of the multi-rate Kalman filter, we optimally estimate the information of UAV position and velocity with un-uniform observation periods. Comparing the experiment results with the laser and PX4FLOW data on multi-rotor UAV platform, we find that the proposed methodology can suppress the localization hopping and reject the measurement noise of optical flow, and provide precise estimation of position and velocity.

Key words: UAV; optical flow; multi-rate Kalman filter; indoor navigation

1 引言(Introduction)

无人机机载传感器正向兼具准确、重量轻与高成本效益方向发展, 而小型无人机自主控制对任务能耗与机载传感器重量有较大限制, 如何使小型无人机在室内环境自主飞行仍是难题. 而视觉传感器具有重量轻、信息丰富等优点, 可为无人机提供自身运动以及飞行环境信息^[1-2]. 随着机器视觉技术发展, 已有将该技术应用于无人机自主降落、短距导航的先例^[3-4]. 光

流是一种飞虫选择的导航方式, 经过近30年研究, 光流图像运动估计已达到一定精度, 由于运算速度快, 光流在运动估计上已开始应用^[5]. 考虑无人机六自由度运动, 旋转和平移运动都将产生光流变化, Chao^[6]利用基于SIFT角点的光流对两种运动进行估计, 通过手控飞机采集视频对飞机运动进行分析并与GPS/INS数据进行对比. 而光流直接测量速度, 仍然无法较精确得到定位信息. 由于室内多存在地板, 本文针对地

收稿日期: 2015-05-30; 录用日期: 2015-10-14.

[†]通信作者: E-mail: czh@buaa.edu.cn; Tel.: +86 13681253360.

航空科学基金项目(20135851043)资助.

Supported by Aeronautical Science Foundation of China (20135851043).

面铺设纹理的地板革环境展开室内导航研究. 利用地板纹理进行基于稀疏光流的速度估计, 并利用地板边线交点进行地标定位, 将位置速度信息经过多速率卡尔曼滤波输出无人机实时导航信息.

在机器人操作系统(robot operating system, ROS)搭载基于摄像头、惯性测量器件(inertial measurement unit, IMU)和超声测距仪的导航系统, 针对各传感器子系统间观测周期不一致, 采用多速率卡尔曼滤波对无观测值的时间点进行预估, 并将观测周期一致后的各系统测量值融合得到精度较高的导航数据. 对提出的导航方法进行了无人机载测试, 对比该方法与激光实时定位与建图技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)、PX4FLOW测量数据, 其中PX4FLOW是苏黎世联邦理工学院开发的一款融合超声波和IMU多传感器的速度测量器件, 实验结果表明该方法测量结果相对传统光流测速精度高, 基于连续地标定位无累计误差且精度可用于无人机导航定位.

2 光流与地标定位融合的导航算法(Navigation algorithm based on fusion of optical flow and landmark)

2.1 基于前后误差分析的光流计算(Optical flow computation based on forward-backward error)

稠密光流对图像中每个像素点都进行光流运算, 计算时间长, 考虑无人机运动快速要求导航系统具有较高输出频率, 本文采用稀疏光流对图像中的模式运动进行计算. 基于特征点的Lucas-Kanade算法是经典的稀疏光流算法, 使用该算法需要基于亮度恒定、帧间小运动和空间一致假设, 则光流 $d = [u \ v]^T$ 可以通过式(1)求解.

$$Ad = b, \quad (1)$$

用 I_x, I_y 表示图像偏导数, I_t 表示图像随时间导数, 则

$$A = \begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{N^2}) & I_y(p_{N^2}) \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{N^2}) \end{bmatrix}. \quad (2)$$

若图像中有两个方向的纹理, 则矩阵 $(A^T A)$ 可逆, 该过约束方程有解. 通过最小二乘法求解最小化的 $\|Ad - b\|^2$, 其解为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T b. \quad (3)$$

利用图像金字塔, 避免小窗口产生的运动跟踪错误. 计算光流的摄像头采用下视安装方式采集地面纹理, 对图像中心1/4窗口进行光流计算从而得到无人机自身运动的估计, 由于窗口小满足空间一致假设.

对于本文主要研究的室内以及楼宇遮挡的无GPS环境, 一般光照均匀亮度恒定. 将摄像头帧速率调至60 Hz进行图像采集, 在1 m及以上高度飞行基本满足帧间图像小运行假设. 在进行光流计算前, 对图像进行角点提取, 以得到满足方程可解的角点. 本文采用加速鲁棒特征(speeded-up robust feature, SURF)作为稀疏光流的特征点. SURF角点提取速度快且具备一定鲁棒性, 在运动情况下跟踪效果较好.

为提高特征点正确跟踪率, 文章采用NCC(norm cross correlation)计算和前后向误差(forward-backward error, FBE)分析对跟踪角点的匹配情况进行过滤^[7], 提高光流计算精度和稳定性. 假设 I_t 表示 t 时刻图像, 点 \mathbf{x}_k^t 表示图像一点 \mathbf{x}_k 在 t 时刻位置, 计算流程如下:

Step 1 NCC计算.

用模板匹配算法计算两帧间匹配特征点为中心小邻域的相似度. 即点 \mathbf{x}_k^t 与点 \mathbf{x}_k^{t+1} 小邻域的相似度 s , 即为NCC值, 将其由小到大排列并存储.

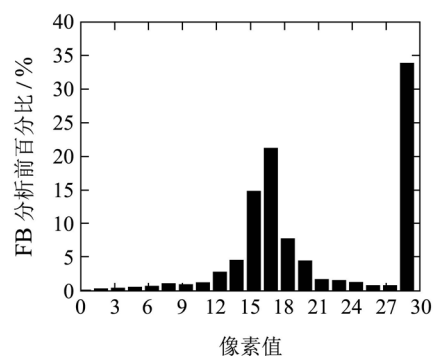
Step 2 FBE分析.

用光流法计算前向后向光流, 即对每个特征点 \mathbf{x}_k^t 计算其匹配的前向点 \mathbf{x}_k^{t+1} , 然后根据前向点计算匹配的光流后向点 $(\mathbf{x}_k^t)'$, 计算该点与实际特征点 \mathbf{x}_k^t 的欧式距离 $\|\mathbf{x}_k^t - (\mathbf{x}_k^t)'\|$ 即为FBE值, 对图像 I_t 与 I_{t+1} 中每对特征点计算其欧式距离 d , 将距离值从小到大排列并存储.

Step 3 过滤计算.

按NCC和FBE计算结果过滤特征点. 计算特征点集合的NCC中值, 将标准互相关值小于该中值的点剔除; 计算特征点集合的FBE中值, 将前后向误差大于该中值的特征点剔除.

测试结果表明, 用NCC和FBE法能滤除误匹配点, 提高跟踪特征点的光流计算一致性. 在0.8 m/s定速运动的地面机器人上放置离地面高0.5 m的摄像头进行光流测试, 图1为用分析前后的光流场分布直方图, 可以看出误差分析滤除了野值, 分析后的光流像素值一致性较好, 减少了光流计算的误差.



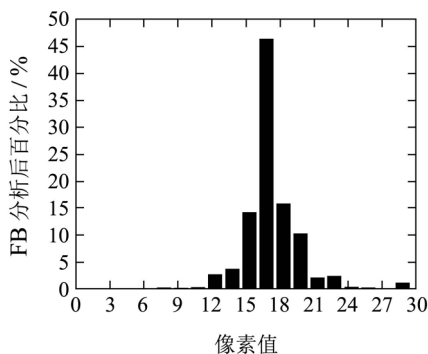


图 1 FB 误差分析前后图像像素光流值分布图

Fig. 1 Pixels of optical flow after applied FB error

2.2 光流场数据的均值漂移寻优(Optical flow field optimizing using mean shift algorithm)

对FBE分析后的图像光流场进行直方图分析,发现光流场数据虽然存在噪声,但其直方图尖峰总逼近真值. 针对该特点,提出了使用均值漂移(mean shift)算法,通过迭代找出高维空间中数据概率密度最大处进行每一帧光流真值的最优估计. 图像光流场在图像坐标系下,其分布为一族二维光流值数据 $x_i = 1, \dots, n$, 利用核窗口半径为 h 的核函数 $K(x)$ 对数据的密度状态进行估计,则概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right), \quad (4)$$

这里 $K(x)$ 的剖面函数为 $k(x)$,

$$K(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2), \quad (5)$$

$c_{k,d}$ 是一个常系数,使 $K(x)$ 积分为1. $f(x)$ 的密度梯度估计为

$$\nabla f(x) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x_i - x) g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right), \quad (6)$$

mean shift向量写作

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} - x, \quad (7)$$

可以证明mean shift向量与概率密度梯度成正比^[8],因此mean shift向量总是指向概率密度增大的方向. 则通过计算第 k 次的mean shift向量, x 沿此向量移动即向概率密度增加方向移动.

$$x^{k+1} = x^k + m_h(x^k), \quad (8)$$

取上一帧光流场mean shift寻优值为当前帧寻优初值,迭代上式直到概率密度趋于零算法收敛为止.

图2所示为某帧图像光流场进行的真值最优估计过程,其中上图星点为光流值分布,圆圈为计算起始点,箭头表示每次迭代计算的mean shift向量. 下图为数据密集局部放大后图像,将迭代阈值设为0.01,可以

看出通过3次迭代计算收敛.

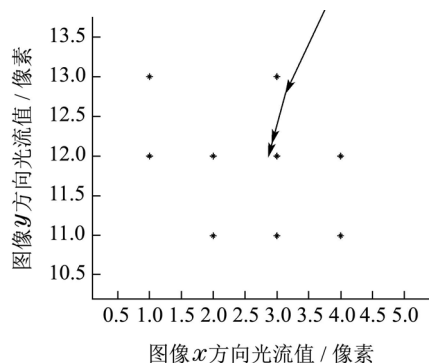
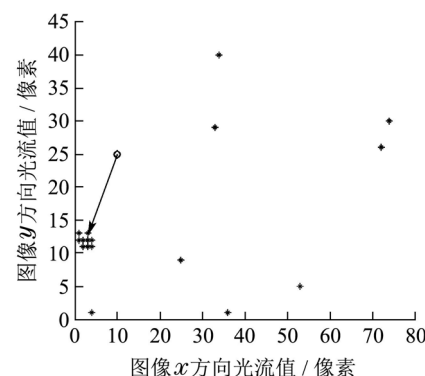


图 2 光流真值估计过程中mean shift向量轨迹

Fig. 2 Trajectory of mean shift vector in optical flow optimizing

2.3 补偿角速率的无人机光流运动估计(Motion estimation of UAV using optical flow with compensated angular velocity)

无人机在六自由度运动,图像光流变化由其平移和旋转运动共同作用产生,采用针孔相机模型. 机体坐标系(下标b)采用美式坐标,世界坐标系(下标e)、相机坐标系(下标c)、图像坐标系(下标i)均采用约定坐标,坐标系间关系如图3所示,其中 u 和 v 分别表示图像坐标系横纵轴.

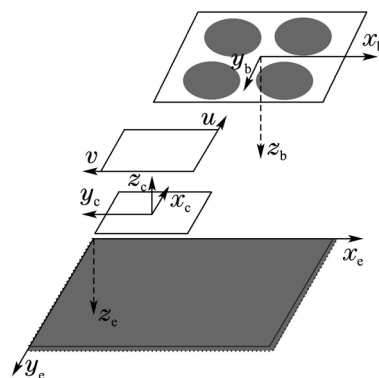


图 3 地理、机体、相机、图像坐标系示意图

Fig. 3 Space relation among different coordinates

在相机坐标系下,地面上一点 $P_{c,k}^t = [X \ Y \ Z]^T$ 投影到成像平面上一点 $p_{c,k} = [x \ y \ f]$, f 为相机镜头

焦距, 将投影关系数学式表达:

$$p_{c,k} = f \frac{P_{c,k}}{Z_c}, \quad (9)$$

对上式两边微分得

$${}^c v = f \frac{Z_c \dot{V} - V_z P_{c,k}}{Z_c^2}, \quad (10)$$

空间点 P 相对相机动坐标系的运动是由于飞机运动相对惯性系运动产生的, 假设相机安装在飞机重心, 即相机到机体的旋转矩阵 C_c^k 已知, 相机运动由平移和旋转叠加, 在相机坐标系内, 则有下式:

$$V = -V_c - w \times P_c, \quad (11)$$

其中 w 为相机旋转角速率, V_c 表示相机相对惯性坐标的线速度, 将式(11)代入式(10), 考虑相机系与机体系间转换, 再考虑对图像中心1/4窗口进行光流计算则 ${}^c x, {}^c y$ 很小, 空间点投影到图像中的帧间位移远小于空间点相对飞机的帧间位移, 即 ${}^c x \ll {}^c X$, 故忽略二阶小项化简得到式(12)–(13)的结果, 论文[9]也有相似结论.

$$u = \frac{{}^c \dot{y} Z}{f} - q Z, \quad (12)$$

$$v = \frac{{}^c \dot{x} Z}{f} - p Z, \quad (13)$$

式(12)–(13)中, p, q 分别表示滚转和俯仰角速率, 该信息可通过精度较高的IMU测量得到, 高度数据用超声测距仪可得. 将测量的数据代入上式进行信息补偿可得补偿后的光流, 该光流仅包含平移运动信息. 为平滑测量值, 得到速度的最优估计, 对测量的地速值在机体系 $V = [V_x \ V_y]^T$ 进行卡尔曼滤波, 由于机体 z 轴与相机光轴平行, 所以无人机沿机体 z 轴的速度测量不到, 但可以通过IMU与测距仪进行融合, 直接对其飞行高度进行估计.

2.4 地标定位的单目视觉里程计(Monocular odometry using landmark)

由于光流融合多传感器, 其测量噪声统计特性复杂, 积分输出位移随时间累计误差增大. 所以文章针对室内环境通常可见的纹理地板及地板边线环境, 提出经过图像处理得到边线及边线交点, 利用边线交点作为世界坐标系下已知坐标, 并融合光流速度进行全局定位的预估校正单目视觉里程计算法. 理论上地标定位没有累积误差, 并且可以用于对其他导航方式的定位数据修正^[10]. 通过提取连续地标, 实时对定位数据修正, 确保了长时间导航精度.

本文利用安装在无人机上的下视摄像头采集的图像, 通过对地板图像处理进行定位计算. 具体步骤如下: 1) 直方图均衡化. 直方图均衡化可以扩大图像灰度范围具有锐化效果, 使得室内不同亮度下的地板边

线可以提取; 2) 滤波处理. 对采集的图像进行中值滤波和闭运算处理, 消除地板杂乱纹理对后续直线提取的影响; 3) 特征边缘提取. 使用双阈值检测边缘, 小阈值图像用来补全大阈值图像的边缘. 选择Canny算子对地板边缘进行提取得到二值图; 4) 直线提取. 用Hough变换提取二值图中的地板边线. Hough变换提取到的线段以线段两端点的形式存储, 设线段 l 的两端点 p_1, p_2 的坐标分别为 (u_l^1, v_l^1) 和 (u_l^2, v_l^2) , 将线段如式(14)表示成两点式, 然后根据直线相交的几何关系可求出直线交点在图像坐标系下坐标.

$$\frac{u - u_l^1}{u_l^2 - u_l^1} = \frac{v - v_l^1}{v_l^2 - v_l^1}. \quad (14)$$

不同亮度下提取边线及交点效果如图4所示, 图中红线为Hough变换提取的线段, 黄色圆点为提取到用于定位的地板边线交点.

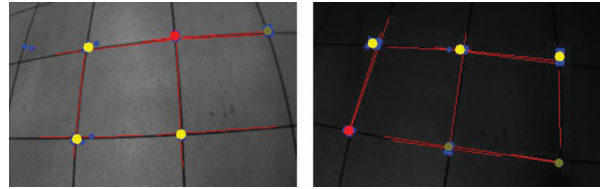


图4 地板格边线交点提取示意图

Fig. 4 Crossing point of floor tiles obtained by image processing

无人机在某交点处起飞, 其初始地理坐标给定, 飞行过程中, 提出一种对每帧图像实时提取无人机下方的地板边线交点, 实时校正定位累计误差的算法. 定位算法具体流程如下:

Step 1 预估当前位置.

根据 $t - 1$ 时刻飞机位置 P_e^{t-1} 以及当前光流测量的沿 X, Y 轴地速矢量 V , 预估 t 时刻无人机在地理系位置 \hat{P}_e^t ,

$$\hat{P}_e^t = P_e^{t-1} + V \Delta t. \quad (15)$$

Step 2 更新转移矩阵.

由预估无人机当前位置以及IMU当前姿态角计算相应的机体坐标系到地理坐标系的转移矩阵 C_b^e , 将坐标写成齐次形式 $[x \ y \ z \ 1]^T$, 则转移矩阵 C_b^e 由旋转矩阵 $R_{b,3 \times 3}^e$ 和平移向量 $t_{3 \times 1}$ 组成,

$$C_b^e = \begin{bmatrix} R_{b,3 \times 3}^e & t_{3 \times 1} \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

Step 3 地标匹配.

由投影到图像中地板交点 L_i 根据投影关系和转移矩阵得地板交点 \hat{L}_e 的地理坐标

$$\hat{L}_e = C_b^e C_c^b Z_c K^{-1} L_i, \quad (17)$$

遍历与该预估交点最接近的整数坐标即为交点坐标

真值 L_e .

Step 4 根据匹配地标定位.

仍然考虑坐标齐次形式, 则由相机投影模型以及坐标转换关系知

$$L_i = \frac{1}{Z_c} K C_b^c R_b^{e,t} (L_e - P_e^t), \quad (18)$$

则 t 时刻飞机位置 P_e^t 为

$$P_e^t = L_e - R_b^{e,t} C_b^c Z_c K^{-1} L_i, \quad (19)$$

这里 $R_b^{e,t}$ 不包含平移转换,

$$R_b^{e,t} = \begin{bmatrix} (R_b^{e,t})_{3 \times 3} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (20)$$

融合超声测距仪、IMU和光流速度信息后该算法可仅根据一点进行定位, 既略去求解复杂PNP问题还在一定程度上降低对地标交点的依赖性, 且算法实时根据地标定位, 理论上无累积误差.

2.5 光流与地标定位融合的多速率卡尔曼滤波 (Fusion of optical flow and landmark localization using multi-rate Kalman filter)

光流受图像质量影响会产生测量噪声, 但具有测量数据连续更新快的优点. 地标定位受图像处理影响会产生定位不连续, 但由于是根据已知点定位其定位精度较高. 根据两种测量方式的特点, 对光流测量速度和地标定位进行融合. 对地标定位的位置和光流测量的速度进行多速率卡尔曼滤波, 以用地标定位实时校正信息来滤除光流的测量噪声.

光流测速的输出频率为60 Hz, 高于地标定位输出频率30 Hz一倍, 采用在没有定位数据的时刻利用卡尔曼滤波对位置信息预估, 然后再对测量频率一致的速度、位置信息进行卡尔曼滤波. 卡尔曼预估器对水平位置 $X_{p,k} = [x_{p,k}, y_{p,k}]$ 进行滤波, 其时间更新方程为

$$X_{p,k} = A_p X_{p,k-1} + B U_{p,k-1}, \quad (21)$$

$$P_k^- = A_p P_{k-1} A_p^T + Q, \quad (22)$$

式中: 控制矩阵 $U_{p,k-1}$ 为 $k-1$ 时刻用光流测量的地速, $U_{p,k-1} = [v_{x,k-1}, v_{y,k-1}]$, 控制矩阵 B 为常数. 根据式(21)(22)预估下一时刻位置并更新先验估计误差协方差 P_k^- . 接着, 对速率一致的水平位置和水平速率进行卡尔曼滤波, 状态变量为 $X_k = [x_{p,k}, y_{p,k}, v_{x,k}, v_{y,k}]$, 则离散卡尔曼滤波器的时间更新方程为

$$X_k = A X_{k-1} + B U_{k-1}, \quad (23)$$

$$P_k^- = A P_{k-1} A^T + Q, \quad (24)$$

式中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dT & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dT \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (25)$$

并假设在速度更新的极小时间内不考虑控制量 U_{k-1} , 将模型的不准确性划归到过程噪声中, 过程噪声用高斯白噪声拟合, 服从方差为 Q 的正态分布, 即 $p(w) \sim N(0, Q)$, 本文假定方差 Q 为常数, 通过实验选取位置过程噪声协方差为 10^{-3} , 速度过程噪声协方差为 10^{-3} . 定义系统的观测量为地标定位的水平位置和光流测量的水平速度, 即 $y_k = [x_{p,k}, y_{p,k}, v_{x,k}, v_{y,k}]$, 则测量矩阵 H_k 为单位阵, 系统测量方程为

$$y_k = H_k X_k + v_k. \quad (26)$$

由于多传感器融合, 测量噪声 v_k 统计特性复杂, 一般认为测量噪声为白噪声, 通过测试分析, 选取位置噪声协方差为0.04, 速度测量噪声协方差为0.03. 通过迭代时间更新方程和状态更新方程, 进行位置和速度的卡尔曼最优估计.

3 实验及分析(Experiments and analysis)

3.1 实验环境(Experiment condition)

本文实验在搭载了16GRAM, CORE-i7四核PICO880工控板、摄像头、超声测距仪、IMU的如图5所示八旋翼无人机上进行.

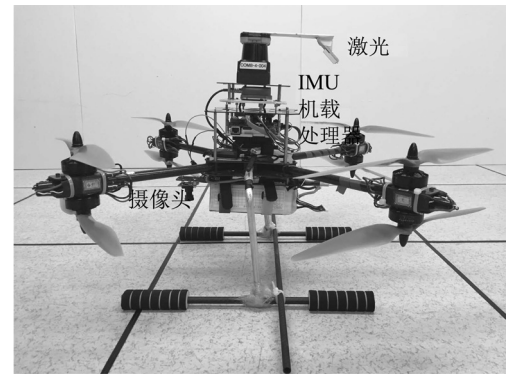


图 5 飞行实验八旋翼无人机

Fig. 5 Multi-rotor UAV used for experiments

其中摄像头采用德国iDS公司的UI-1221LE摄像头, 其采集的图像分辨率为 752×480 , 将摄像头帧速率调至60 Hz采集图像用于定位及光流计算, 其中光流仪对图像中心1/4区域进行LK稀疏光流计算. 采用PX4FLOW^[9]自带超声传感器进行高度测量, 且PX4FLOW实时解算速度以与文章使用的光流算法解算的速度对比. 采用日本HOKUYO公司30 m范围激光进行SLAM定位计算, 以与地标定位结果对比. IMU采用荷兰XSENS公司的MTi-100, 该器件内置3

轴陀螺加计以及磁力计,可以精确稳定实时的测量3轴角速度、加速度并计算航姿信息,本文设置其输出频率为100 Hz. 本文基于上述硬件,在八旋翼无人机上进行了室内手控飞行实验. 实验在图5所示地板环境进行,八旋翼无人机在该环境进行四边航线飞行. 为验证导航算法鲁棒性,飞行过程中开关过室内灯光,进行了包括升降高度、滚转、俯仰、偏航等机动动作.

3.2 实验结果及分析 (Experiment results and analysis)

以测试起点为坐标原点,前向垂直地板边线为室内导航 x 轴正向,右向水平地板边线为室内导航 y 轴正向. 接近似四边形轨迹飞行3圈,飞行轨迹如图6所示.

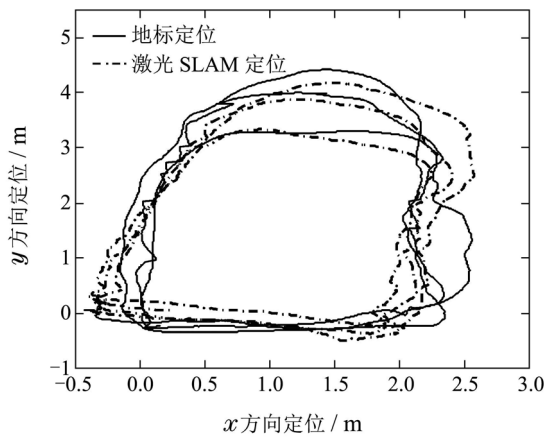


图6 飞行实验轨迹

Fig. 6 Trajectory of flying experiments

其中: 实线为激光SLAM定位得到的飞行轨迹, 点划线为滤波后地标定位的飞行轨迹. 可以看出轨迹大致重合, 部分位置处有误差, 飞行过程中的高度、姿态变化情况如图7所示.

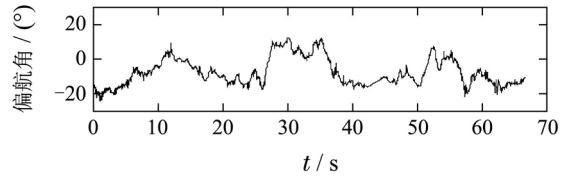
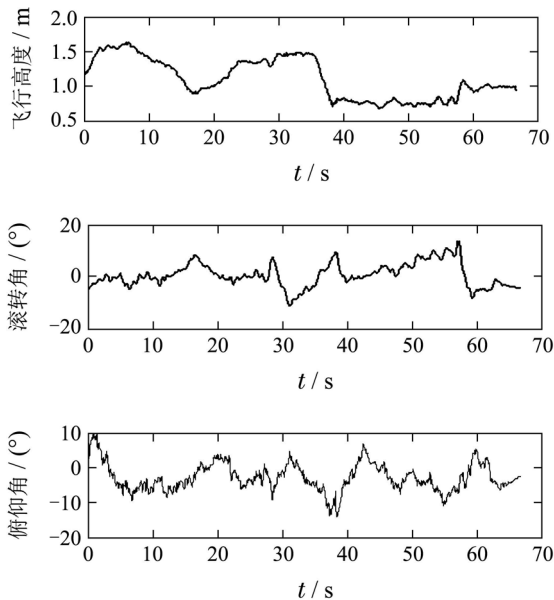


图7 飞行中高度与姿态变化情况

Fig. 7 Height and attitude status while flying

可以看出飞行高度在0.7~1.8 m内变化, 姿态角在正负20°内做机动变化, 其中第35~39 s有高度突降, 第30~32 s有开关灯操作, 可以认为实验代表了无人机有特点的飞行动作与环境变化.

从上述可知论文通过使用mean shift(MS)算法估计每帧光流值, 从而得到运动速度的估计, 将得到的速度与传统平均值中值滤波(MA)解算的速度对比, 结果如图8所示.

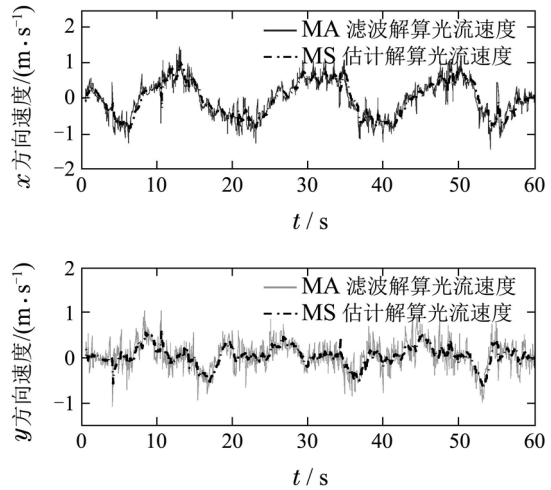
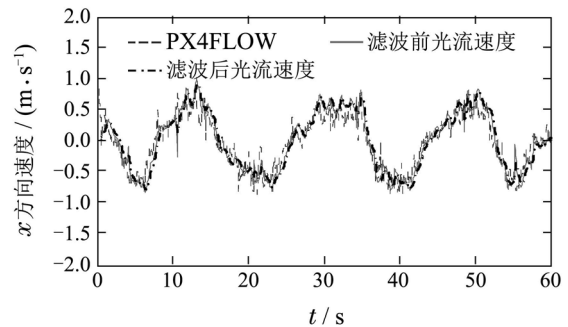


图8 MS估计与MA滤波解算的光流速度对比

Fig. 8 Comparison of optical velocity of MS estimating and MA filtering

可以看出MS估计避免了MA滤波计算出现的偏差, 一定程度上滤除了噪声, 体现了算法优越性. 由于激光SLAM测量的速度并非直接测量值, 是由定位数据利用跟踪微分器^[12]微分得到的, 容易引入高频噪声, 所以将提出的光流法测得的速度融合地标定位Kalman滤波前后数据与PX4FLOW传感器直接测量的速度进行对比, 如图9所示.



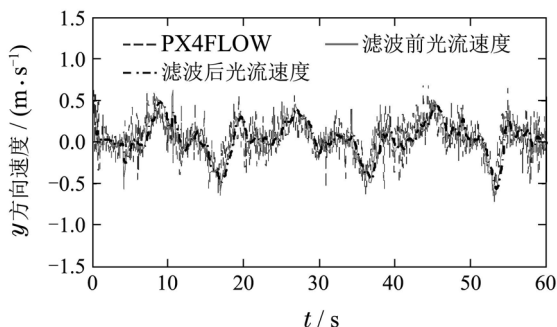


图 9 光流测量速度与PX4FLOW对比图

Fig. 9 Figure of optical flow velocity and PX4FLOW velocity in y axis

图中虚线为光流测量的速度值, 实线为滤波前光流速度值, 点划线为滤波后光流速度值, 可以看出本文提出的算法测量的速度值较PX4FLOW噪声小, 使用Kalman 滤波器滤除了测量野值, 位置速度融合滤波后数据逼近实际运动, 该速度测量值可以用于对无人机悬停控制。

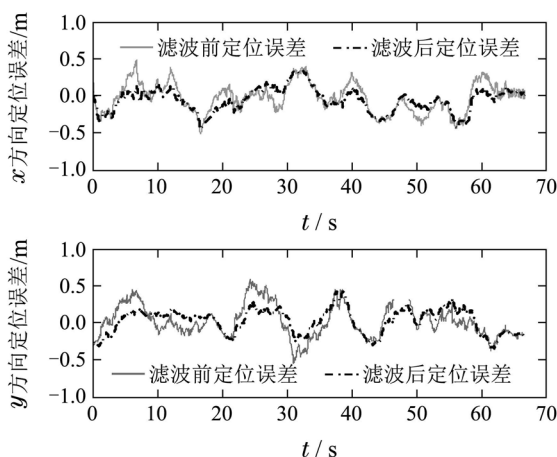


图 10 地标定位相对激光SLAM定位误差

Fig. 10 Landmark localization error compared to SLAM

图10为滤波前后与激光SLAM比较的定位误差. 其中实线为滤波前地标定位误差, 点划线为滤波后误差. 可以看出, 在飞行试验的70 s内随着时间增加, 地标定位不存在误差累积, 与本文提出的导航算法理论上一致; 在融合光流速度的卡尔曼滤波后, 定位误差总体上减小, 误差在0.4 m以内, 其中第30 s的开关灯操作会使提取的图像中对边线交点个数变化, 从而导致定位误差, y 方向最大定位误差出现在高度突变的35~39 s内, 但相对于20 m×20 m环境与无人机本体尺度, 可以认为定位满足无人机飞行要求。

4 结论(Conclusions)

针对小型无人机在无卫星导航信号室内环境的定位问题, 提出了使用光流和地标定位融合的视觉导航方法. 对于稀疏光流中特征点跟踪错误产生的测量误差, 采用前后向误差分析法排除错误匹配的特征点, 使光流测量精度提高; 用均值漂移算法对光流值进行估计, 相比传统中值平均值处理, 该方法估计值最接

近真值, 排除了噪声值干扰. 结合地标定位无累积误差、精度高与光流测量速度快速的优点, 对两种测量结果进行多速率卡尔曼滤波, 提高了定位输出频率, 滤除速度测量噪声使速度测量值逼近实际运动. 实验结果表明该导航方法以较高精度对无人机位置速度进行估计, 并且算法更新频率满足小型无人机室内飞行需求。

参考文献(References):

- [1] HENG L, HONEGGER D, LEE G H, et al. Autonomous visual mapping and exploration with a micro aerial vehicle [J]. *Journal of Field Robotics*, 2014, 31(4): 654 – 675.
- [2] PESTANA J, MELLADO-BATALLER I, SANCHEZ-LOPEZ J L, et al. A general purpose configurable controller for indoors and outdoors gps-denied navigation for multirotor unmanned aerial vehicles [J]. *Journal of Intelligent Robotic Systems*, 2014, 73(1–4), 387 – 400.
- [3] WU A D, JOHNSON E N, KAESS M, et al. Autonomous flight in GPS-denied environments using monocular vision and inertial sensors [J]. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2013, 10(4): 172 – 186.
- [4] 刁灿, 王英勋. 无人机自动着陆中的机器视觉辅助技术 [J]. *航空学报*, 2008, 29(B05): 79 – 84. (DIAO Can, WANG Yingxun. Computer vision assisted autonomous landing of UAV [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2008, 29(B05): 79 – 84.)
- [5] BRISTEAU P J, CALLOU F, VISSIERE D, et al. The navigation and control technology inside the ar.drone micro uav [C] // *118th IFAC World Congress*. Milano: IEEE, 2011, 18(1): 1477 – 1484.
- [6] CHAO H, GU Y, GROSS J, et al. A comparative study of optical flow and traditional sensors in UAV navigation [C] // *American Control Conference*. Washington, DC: IEEE, 2013: 3858 – 3863.
- [7] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Forward-backward error: Automatic detection of tracking failures [C] // *International Conference on Pattern Recognition*. Istanbul: IEEE, 2010: 2756 – 2759.
- [8] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603 – 619.
- [9] HONEGGER D, MEIER L, TANSKANEN P, et al. An open source and open hardware embedded metric optical flow cmos camera for indoor and outdoor applications [C] // *International Conference on Robotics and Automation*. Karlsruhe: IEEE, 2013: 1736 – 1741.
- [10] 张洋, 王新龙. 一种地标点修正的高精度双目视觉导航方法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2014, 9(40): 1305 – 1311. (ZHANG Yang, WANG Xinlong. Landmark fixed high-precision binocular visual navigation method [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2014, 9(40): 1305 – 1311.)
- [11] HUANG D, CAI Z, WANG Y, et al. A real-time fast incremental SLAM method for indoor navigation [C] // *Chinese Automation Congress*. Changsha: IEEE, 2013: 171 – 176.
- [12] 韩京清, 袁露林. 跟踪-微分器的离散形式 [J]. *系统科学与数学*, 1999, 19(3): 268 – 273. (The discrete form of tracking-differentiator [J]. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 1999, 19(3): 268 – 273.)

作者简介:

吴琦 (1991–), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为无人机导航、制导与控制, E-mail: wuqi912@163.com;

蔡志浩 (1979–), 男, 副教授, 主要研究无人机自主控制、基于视觉的导航技术, E-mail: czh@buaa.edu.cn;

王英勋 (1964–), 男, 研究员, 主要研究无人机自主控制、无人机协同与任务规划, E-mail: avicwyx@126.com.