

小型无人直升机单目视觉 FastSLAM 研究^①王超磊^② 王田苗 梁建宏 张以成 周 易

(北京航空航天大学机器人研究所 北京 100191)

摘 要 针对无 GPS 环境下的小型无人直升机自主飞行问题,提出了基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波(RBPF)的快速同时定位和地图创建(FastSLAM)方法,采用 Fast SLAM 算法实现了小型无人直升机在 GPS 环境下的单目视觉 SLAM 系统。该系统机载的单目摄像头通过尺度不变特征转换(SIFT)算法进行地标的提取和匹配,采用视觉观测和惯导数据融合的方式来对飞机的状态量进行估计同时建立地标地图,采用非延迟的反深度参数化方法来完成地标在三维空间的初始化。仿真实验验证了所用方法的稳定性和有效性。和常规 GPS/INS(惯性导航系统)的实际飞行对比实验表明,该系统在姿态、速度和位置等方面均有较高的估计精度,能够在无 GPS 环境下为小型无人直升机提供可靠的导航信息。

关键词 小型无人直升机,单目视觉,快速同时定位和地图创建(FastSLAM),惯性测量单元(IMU)

0 引 言

由于具备垂直起降、定点悬停等能力,小型无人直升机在军事和民用领域都得到了广泛的关注。其通常采用惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)和 GPS 等传感器构成 GPS/INS(inertial navigation system,惯性导航系统)组合导航系统^[1]。实际飞行过程中 GPS 经常受到外界因素干扰使其可靠性大大降低,因此需要引入其他传感器来解决小型无人直升机在无 GPS 环境下的自主飞行问题^[2]。由于重量轻、成本低、信息丰富,近些年视觉传感器已经在小型无人直升机导航、避障飞行等方面得到了一定的应用^[3],视觉信息通常和惯导数据融合构成组合导航系统,为小型无人直升机提供可靠的飞行状态估计^[4]。

目前小型无人直升机的视觉导航主要有三类方法。第一类方法是基于仿生视觉的光流法,主要用于小型无人直升机的自主避障飞行^[5]。第二类方法是视觉里程计(visual odometry, VO)^[6],这种算法对无人机初始位置的估计精度要求高,而且随着时

间的推移很容易产生误差累积。第三类方法即同时定位和地图创建(simultaneous localization and mapping, SLAM)。目前基于视觉的小型无人机 SLAM 研究通常采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)的方法来实现数据融合^[7,8]。Artieda 等^[9]在一个部分结构化的环境中实现了基于 EKF 的小型无人直升机 SLAM 系统。Bryson 等^[10]和 Kim 等^[11]在非结构化的自然环境中构建了单目视觉 EKF-SLAM,能够对无人机进行六自由度的位姿估计,同时建立三维地图。基于 EKF 的 SLAM 易于实现,应用广泛,但存在计算量大以及易发散等两个明显的缺陷^[2]。基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波(RBPF)的快速 SLAM(FastSLAM)是另一种适用于非线性、非高斯载体运动模型的 SLAM 方法^[12]。它将 SLAM 分解为载体定位问题和地图建立问题,通过粒子滤波进行载体位姿估计,针对每个粒子采用 EKF 来估计各地标位置。目前 FastSLAM 主要在地面移动平台上得到了一定的验证^[13],尚未广泛应用在无人机这种需要六自由度位姿估计、三维地图建立的系统中。本文研究了小型无人直升机单目视觉 FastSLAM 系统的设计。系统机载摄像头采用尺

① 863 计划(2011AA040202)资助项目。

② 男,1986 年生,博士生;研究方向:小型无人机视觉组合导航技术;联系人, E-mail: chaolei.wang@163.com
(收稿日期:2012-12-05)

度不变特征转换 (scale invariant feature transform, SIFT) 算法^[14]进行地标的提取和匹配,采用非延迟的反深度算法^[15]来实现地标的三维初始化。通过视觉和惯导数据融合对小型无人直升机的状态进行估计,并同时建立三维地标地图。仿真和实际飞行实验验证了该方法的有效性。

1 FastSLAM 系统设计

1.1 系统整体结构

图 1 为系统的整体结构图。无人机在飞行过程中,通过机载惯性测量单元(IMU)和单目摄像头来采集惯性传感器信息和图像信息。载体的角速度和线加速度等惯性信息用来对飞机下一时刻的状态进行预测;图像通过尺度不变特征转换(SIFT)算法进行地标点的提取和匹配。通过数据关联,对已观测到的地图中地标信息进行粒子权重计算、粒子分布更新,以及更新地标在整个地图中的位置信息。对于第一次观测到的新地标,通过反深度算法完成地标在地图中的三维初始化。IMU 对无人机的状态预测和视觉信息相融合,共同完成对飞机状态量的最终估计。

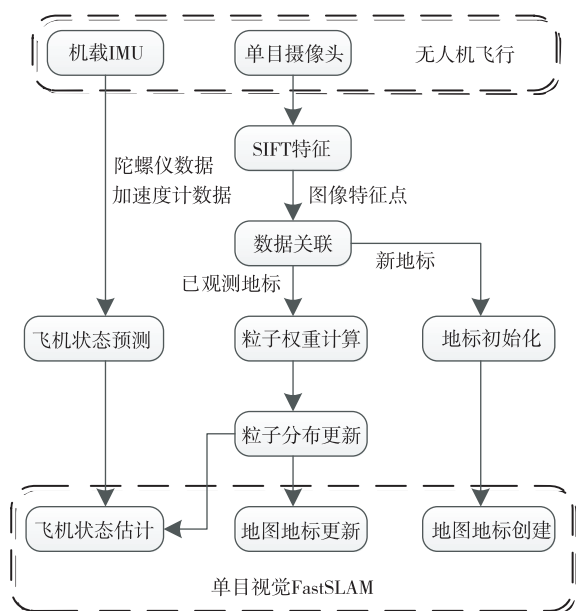


图 1 系统整体结构

1.2 状态模型

小型无人直升机的飞行过程可简化为刚体在三维空间中的六自由度运动,在 t 时刻无人机的状态可定义为

$$s_t = (p_t, v_t, q_t, b_{t_t}^a, b_{t_t}^\omega)' \quad (1)$$

其中, p_t 和 v_t 分别为无人机在导航坐标系下的三维位置和三维速度, q_t 是无人机姿态四元数, $b_{t_t}^a$ 和 $b_{t_t}^\omega$ 分别是机载 IMU 中三轴加速度计和三轴陀螺仪的零偏。在状态量中引入对 IMU 的零偏估计能够有效抑制惯性传感器计算中的数据漂移。

采用概率分布形式的系统运动方程可以表示为

$$p(s_t | s_{t-1}, u_t) \Leftrightarrow s_t = f(s_{t-1}, u_t) + w_t \quad (2)$$

其中 f 为系统的运动学模型:

$$f(s_{t-1}, u_t) = \begin{bmatrix} p_{t-1} + v_{t-1} \Delta t \\ v_{t-1} + [C_b^n(q_{t-1}) \bar{a}_{t-1} + g] \Delta t \\ [I_{4 \times 4} + \frac{1}{2} \Omega(\bar{\omega}_{t-1}) \Delta t] q_{t-1} \\ b_{t-1}^a \\ b_{t-1}^\omega \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 $\bar{a}_{t-1} = a_{t-1}^m - b_{t-1}^a$; $\bar{\omega}_{t-1} = \omega_{t-1}^m - b_{t-1}^\omega$ 。控制量 $u_t = (a_t^m, \omega_t^m)$ 表示机载 IMU 输出的三轴加速度和三轴角速度信息, C_b^n 为从飞机本体系到导航坐标系的方向余弦矩阵, Δt 为系统状态更新时间间隔, g 为三维重力加速度向量, $I_{4 \times 4}$ 为 4 维单位矩阵, w_t 为和系统状态量对应维数的高斯噪声 $w_t \sim N(0, P_t)$ 。 $\Omega(\omega)$ 定义为

$$\Omega(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_1 & -\omega_2 & -\omega_3 \\ \omega_1 & 0 & \omega_3 & -\omega_2 \\ \omega_2 & -\omega_3 & 0 & \omega_1 \\ \omega_3 & \omega_2 & -\omega_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $\omega = (\omega_1, \omega_2, \omega_3)'$ 表示某个三维向量。

1.3 观测模型

假设在 t 时刻机载摄像头观测到了地标 θ_n , 系统观测量 $z_t = (u, v)'$ 为该地标在图像像素坐标系下的位置。采用概率分布形式的观测方程可表示为

$$p(z_t | s_t, \Theta) \Leftrightarrow z_t = h(s_t, \Theta) + v_t \quad (5)$$

$$h = \begin{bmatrix} f_u x^c / z^c + u_0 \\ f_v y^c / z^c + v_0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, Θ 表示地标集合, v_t 为和系统观测量对应维数的高斯噪声 $v_t \sim N(0, R_t)$, f_u, f_v, u_0 和 v_0 均为机载摄像头的内参数。 $\theta_c = (x^c, y^c, z^c)'$ 表示地标在摄像机坐标系下的位置, 其与地标在导航坐标系下的位置关系为

$$\theta^c = C_b^c C_n^b (\theta - p) \quad (7)$$

其中 C_b^c 和 C_n^b 分别表示从本体坐标系到摄像机坐标

系以及从导航坐标系到摄像机坐标系的变换矩阵, θ 和 p 分别表示该地标以及无人机在导航坐标系下的位置。

1.4 FastSLAM 估计

和基于扩展卡尔曼滤波的方法不同, 基于 RB-PF 的 FastSLAM 是对整个行进过程中载体的路径轨迹进行估计^[12]。SLAM 的估计问题可以表示为

$$p(s^t, \Theta | u^t, z^t) = p(s^t | u^t, z^t) \prod_{n=1}^N p(\theta_n | s^t, u^t, z^t) \quad (8)$$

其中, s^t, u^t, z^t 分别表示从初始时刻到 t 时刻载体的状态量、控制量和观测集合, N 表示当前地图中的地标数。由上式可知, SLAM 过程可以分为载体状态更新和地标更新两部分。

设该系统采用 M 个粒子来完成 SLAM 估计, 对于任意第 m 个粒子当前时刻无人机状态的提议分布 (proposal distribution) 可表示为

$$s_t^{[m]} \sim p(s_t | s^{t-1, [m]}, u^t, z^t) = N(\mu_{s_t}^{[m]}, \sum_{s_t}^{[m]}) \quad (9)$$

其中, $\mu_{s_t}^{[m]}$ 和 $\sum_{s_t}^{[m]}$ 分别为 $\sum_{s_t}^{[m]}$ 对应高斯分布的均值和方差矩阵。

通过更新控制量进行的状态量预测可表示为

$$\begin{cases} (\hat{s}_t = f(s_{t-1}^{[m]}, u_t) \\ P_t = F_s P_{t-1} F_s^T + F_u Q_t F_u^T \end{cases} \quad (10)$$

其中 $\hat{s}_t$ 为 $s_t^{[m]}$ 的状态预测量, P_t 为状态量的方差矩阵, Q_t 是系统控制量噪声方差矩阵, F_s 和 F_u 分别为状态方程 f 在 $\hat{s}_t$ 处对状态量和控制量的雅克比 (Jacobian) 矩阵, 即:

$$F_s = \nabla f(s_{t-1}, u_t) \quad (11)$$

$$F_u = \nabla_u f(s_{t-1}, u_t) \quad (12)$$

假设通过数据关联之后, 当前时刻的观测量对应于地图中地标为 θ_n , 则 $s_t^{[m]}$ 分布可由以下过程得出:

$$\hat{z}_t = h(\hat{s}_t, \mu_{n, t-1}^{[m]}) \quad (13)$$

$$Z_t = H_\theta \sum_{n, t-1}^{[m]} H_\theta^T + R_t \quad (14)$$

$$\sum_{s_t}^{[m]} = [H_s^T Z_t^{-1} H_s + P_t^{-1}]^{-1} \quad (15)$$

$$\mu_{s_t}^{[m]} = \sum_{s_t}^{[m]} H_s^T Z_t^{-1} (z_t - \hat{z}_t) + \hat{s}_t \quad (16)$$

其中, $\mu_{n, t-1}^{[m]}$ 和 $\sum_{n, t-1}^{[m]}$ 分别是第 n 个地标对应的均值和方差矩阵, 具体计算将在 1.6 节中给出。 H_s 和 H_θ 分别为观测方程 h 在 $s_t = \hat{s}_t, \theta_n = \mu_{n, t-1}^{[m]}$ 处对状态量和地标的雅克比矩阵, 即:

$$H_s = \nabla_s h(s_t, \Theta) \quad (17)$$

$$H_\theta = \nabla_\theta h(s_t, \Theta) \quad (18)$$

如果某一时刻存在对应于多个地标的观测值, 在计算状态量的建议分布过程中将根据观测的地标个数重复式 (13) - (16), 从第二次循环开始每次更新之前设定 $\hat{s}_t = \mu_{s_t}^{[m]}, P_t = \sum_{s_t}^{[m]}$ 。

第 m 个粒子的权重 $w_t^{[m]}$ 需要与状态量的建议分布一起更新。权重的概率分布为:

$$w_t^{[m]} \sim p(z_t | s^{t-1, [m]}, u^t, z^{t-1}) \quad (19)$$

$$L_t^{[m]} = H_s P_t H_s^T + H_\theta \sum_{n, t-1}^{[m]} H_\theta^T + R_t \quad (20)$$

$$w_t^{[m]} \propto |2\pi L_t^{[m]}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_t - \hat{z}_t)^T L_t^{[m, -1]} (z_t - \hat{z}_t)\right\} \quad (21)$$

按照粒子数逐个计算建议分布以及更新粒子权重后进行粒子权重归一化, 采用加权平均来估计无人机的系统状态:

$$p(s^t | u^t, z^t) \Leftrightarrow s_t = \sum_{m=1}^M w_t^{[m]} \mu_{s_t}^{[m]} \quad (22)$$

假设当前第 n 个地标被观测, 对于其他没有被观测到的地标, 其估计状态不变, 即:

$$\prod_{k \neq n}^N p(\theta_k | s^t, u^t, z^t) = \prod_{k \neq n}^N p(\theta_k | s^{t-1}, u^{t-1}, z^{t-1}) \quad (23)$$

对于地标 θ_n , 采用标准的 EKF 进行更新:

$$K_t = \sum_{n, t-1}^{[m]} H_\theta^T Z_t^{-1} \quad (24)$$

$$\sum_{n, t}^{[m]} = (I - K_t H_\theta) \sum_{n, t-1}^{[m]} \quad (25)$$

$$p(\theta_n | s^t, u^t, z^t) \Leftrightarrow \mu_{n, t}^{[m]} = \mu_{n, t-1}^{[m]} + K_t (z_t - \hat{z}_t) \quad (26)$$

1.5 数据关联

数据关联是 SLAM 的重要环节, 其准确性和可靠性直接影响最终的估计精度。马氏距离法是视觉 SLAM 中常用的数据关联方法^[11], 其定义为

$$r_t = (z_t - \hat{z}_t)^T Z_t^{-1} (z_t - \hat{z}_t) \quad (27)$$

实际应用中, 常用对数的形式来计算数据关联:

$$r_t = \ln |Z_t| + (z_t - \hat{z}_t)^T Z_t^{-1} (z_t - \hat{z}_t) \quad (28)$$

对地图中的每个地标都将通过式 (28) 计算对应的 r_t , 只有当某个地标和该观测值之间的 r_t 最小且在某个范围内时, 才认为这是一个有效的数据关联。

除此之外, 由于 SIFT 特征点所固有的 128 维特征向量具有方向、位置、大小和尺度不变性等特点, 所以同样用来进行数据关联。该部分计算数据关联的方法和标准 SIFT 算法进行特征点匹配的过程相同。

只有同时通过以上两项验证才可以认定为是正

确的数据关联。这种多重检测的方法可能会损失一些正确的关联数据,但整个系统的可靠性却会随之大大增强。

1.6 地标初始化

基于单目视觉的 SLAM 过程中,单独的一个观测测量不足以在三维欧式空间中对一个新的地标进行基于高斯估计的初始定位。因此本系统采用反深度参数化方法^[15]来完成地标的三维初始化定位。假设在某时刻第一次观测到第 n 个地标,其参数可定义为

$$\theta_n = (x_0, y_0, z_0, \theta, \varphi, \rho)' = g(s_t, z_t, \rho) \quad (29)$$

其中 $p_0 = (x_0, y_0, z_0)'$ 为第一次观测到该地标时摄像头中心的位置, θ 和 φ 两个角度用来定义从 p_0 到地标的射线, ρ 是 p_0 到地标距离的倒数。该地标在欧式空间中的三维坐标可以表示为

$$(x_n, y_n, z_n)' = p_0 + \frac{m(\theta, \varphi)}{\rho} \quad (30)$$

$$m(\theta, \varphi) = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\varphi \\ \sin\theta\cos\varphi \\ \sin\varphi \end{bmatrix} \quad (31)$$

在第 m 个粒子中,与地标 θ_n 相对应的初始均值和方差可表示为

$$\mu_{n,t}^{[m]} = g(s_t, z_t, \rho) \quad (32)$$

$$\Sigma_{n,t}^{[m]} = G_s P_t G_s^T + G_\theta R_t G_\theta^T + G_\rho N_t G_\rho^T \quad (33)$$

其中, N_t 是 ρ 对应的方差, G_s 、 G_θ 和 G_ρ 分别是初始化函数 g 对状态量、地标和反深度 ρ 的雅克比矩阵。

2 仿真和飞行实验

2.1 仿真实验

采用 Matlab 构建无人机视觉 SLAM 仿真环境,对上述系统进行模拟仿真测试。模拟的无人机在 20m 高空沿半径为 100m 的环形航线飞行两圈,整个飞行时间约为 125s。在模拟三轴陀螺仪和三轴加速度计的数据时,添加零均值、标准差分别为 1° 和 0.2m/s 的高斯白噪声以及 1° 和 0.2m/s 的常值零偏。采用图像插值的方法,根据无人机当前位置和姿态从 Google 地图中模拟机载摄像头拍摄到的图像。通过 SIFT 特征算法对获得的图像进行地标检测,选取 $R = \text{diag}(1, 1)$ 为每个地标对应的观测噪声协方差矩阵。本文仿真和实际飞行试验中均采用 $M = 100$ 个粒子来完成 SLAM 过程。

图 2 和图 3 分别为仿真实验中的姿态误差和速度误差。如图所示,在整个仿真飞行过程中,本系统

能够对无人机的姿态和速度进行连续、稳定、精确的估计,初始化之后的估计误差能够限制在 $\pm 1^\circ$ 和 $\pm 1\text{m/s}$ 以内。

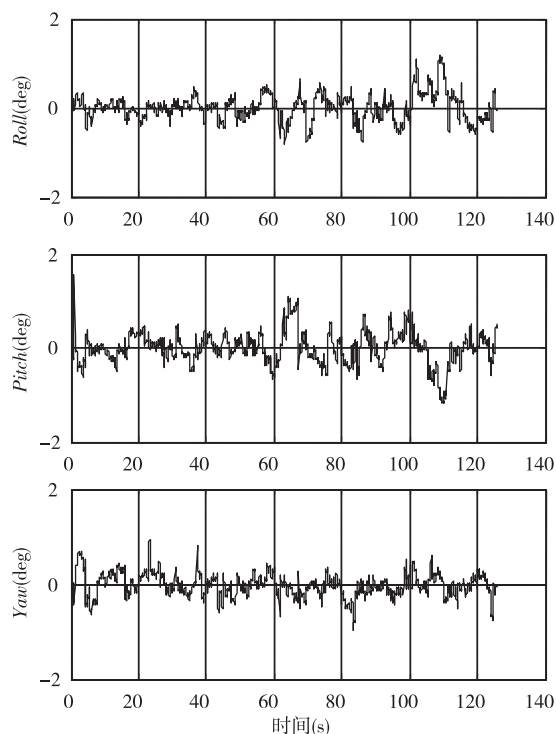


图 2 仿真实验中的姿态误差

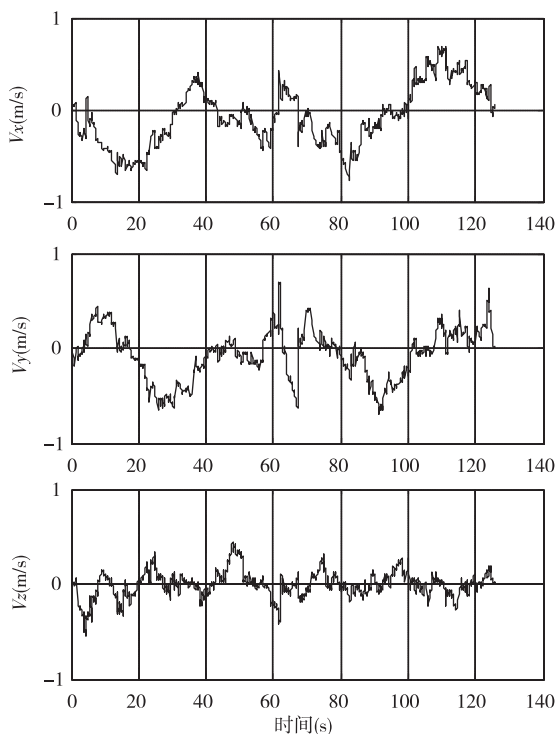


图 3 仿真实验中的速度误差

图 4 表明该系统同样可以限制无人机位置误差,抑制其发散。由于模拟的无人机沿着设定的航线飞行两圈,飞行至 62s 时无人机处在第一圈和第二圈飞行的交界处,机载摄像头观测到了已经存在于地图中的地标点。此时整个系统实现了运动闭环,位置误差在三轴方向上均大大减小。运动闭环在抑制误差发散方面起着重要的作用。在该仿真实验中,运动闭环对误差发散的抑制在 Z 轴方向上尤为明显。在其他两轴上,经过运动闭环后位置误差仍然存在一定程度上的漂移,但是均被限制在了运动闭环之前的误差范围内。

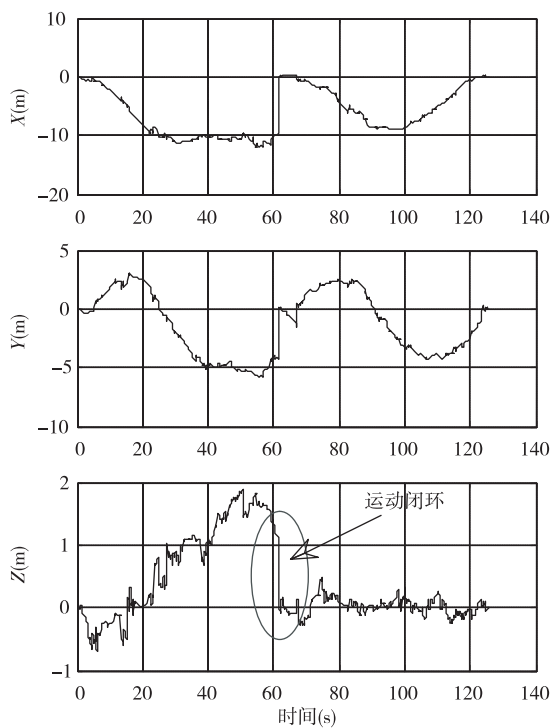


图 4 仿真实验中的位置误差

2.2 飞行实验

本文以 AIRSKIPPER 90 模型直升机为测试平台(如图 5 所示),搭载 iFLY - G2 组合导航系



图 5 飞行实验中的无人机测试平台

统^[16]、MV - 1300UC 工业摄像头和 PC - 104 PCM3362 视觉计算机。iFLY - G2 组合导航系统能够同时提供 GPS/INS 组合导航数据和三轴 IMU 传感器数据。视觉计算机通过采集摄像头图像和惯导数据构建视觉 FastSLAM 系统。整个系统中,惯导数据的采集频率为 50Hz,视觉计算机的计算频率约为 3 ~ 4Hz。

图 6 为飞行实验中本文所用单目视觉 SLAM 方法和常规 GPS/INS 组合导航方法的姿态对比。在无人机起飞和降落过程中由于图像成像质量差、易模糊,视觉不参与导航运算。当无人机处在正常的飞行阶段,即图中 78s 至 283s,视觉信息通过和惯导数据融合构成单目视觉 SLAM。对比实验表明,本文的 SLAM 方法能够对三轴姿态进行精确估计,以 GPS/INS 组合导航输出为基准,整个飞行过程中滚转、俯仰、航向三轴的平均误差依次为 1.03° 、 0.97° 和 2.90° 。图 7 为飞行实验中的速度比较。该图表明本系统同样可以对三轴速度进行精确估计,平均误差依次为 0.52m/s 、 0.55m/s 和 0.16m/s 。

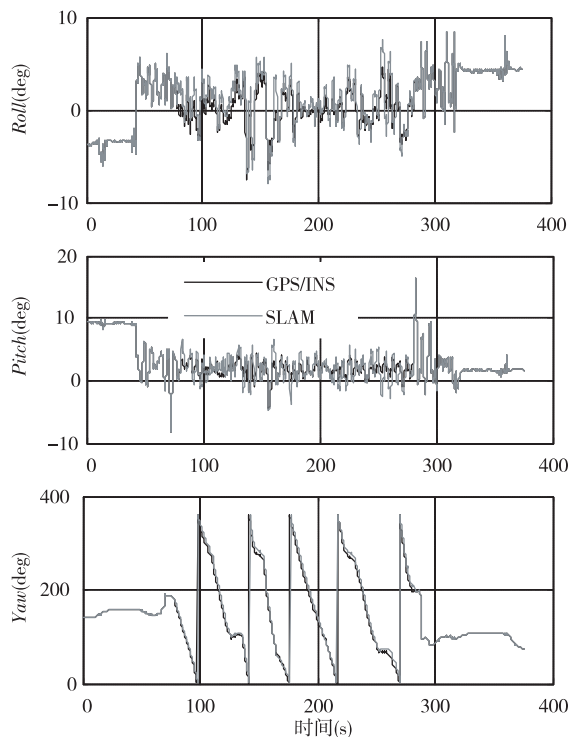


图 6 飞行实验中的姿态对比

在图 8 所示的位置比较中,引入了视觉里程计 (VO)^[6] 产生的位置估计。以 X 轴方向为例,虽然图 7 中的速度估计精度较高,但是通过积分的 VO 方式进行位置估计时会产生明显的误差累积。本文

采用的 SLAM 方法通过对地标的连续观测来建立地图,同时对无人机的三维位置信息进行校正。和 VO 结果相比,SLAM 对位置的估计精度更高且能够有效抑制由速度积分引起的误差累积。

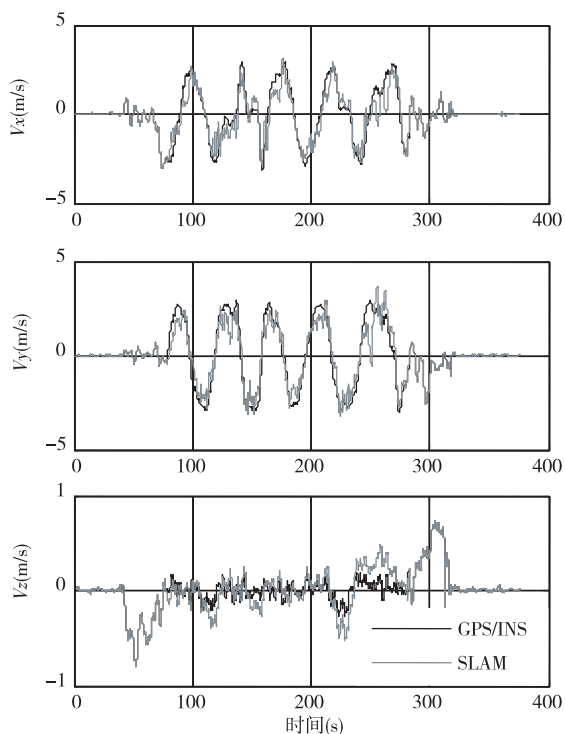


图 7 飞行实验中的速度比较

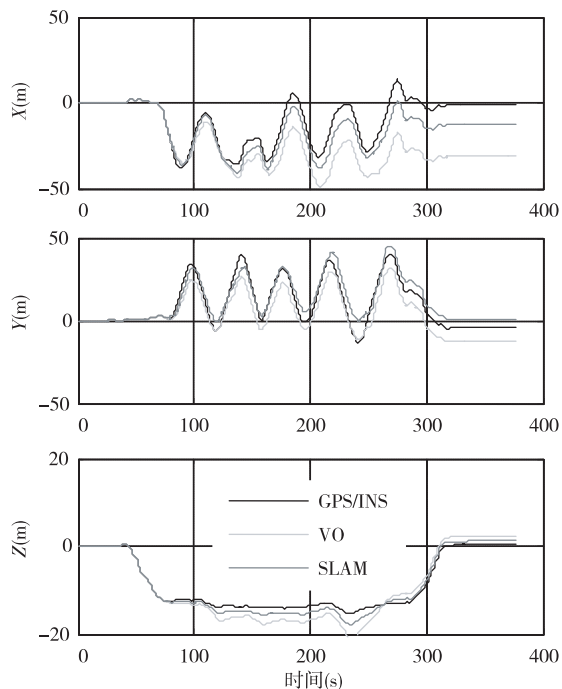


图 8 飞行实验中的位置比较

3 结 论

本文采用 FastSLAM 算法实现了小型无人直升机在无 GPS 环境下的单目视觉 SLAM 系统。视觉观测通过和机载惯导信息相融合来估计无人机状态同时建立三维地图。仿真实验验证了该系统的有效性和精确性。和传统的机载 GPS/INS 组合导航系统的对比飞行实验测试表明,本文采用的单目视觉 SLAM 系统对无人直升机的姿态、速度和位置均能进行精确、稳定的估计,在无 GPS 环境下的无人直升机自主飞行中具有一定的应用前景。

未来工作主要是在本文研究工作的基础上优化 SLAM 结构,引入边缘化粒子滤波器 (marginalized particle filter, MPF),在保证估计精度的前提下减少计算量,提高系统鲁棒性。

参考文献

- [1] Kingston D B, Beard A W. Real-time attitude and position estimation for small UAVs using low-cost sensors. In: AIAA 3rd "Unmanned Unlimited" Technical Conference, Workshop and Exhibit, Chicago, USA, 2004. 6488-6496
- [2] 王希彬, 赵国荣, 潘爽. 无人机视觉同时定位与地图创建技术综述. 见: 第三十届中国控制会议. 中国山东烟台: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2011. 3913-3918
- [3] Ludington B, Johnson E, Vachtsevanos G. Augmenting UAV autonomy. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, 13(3): 63-71
- [4] Kelly J, Saripalli S, Sukhatme G S. Combined visual and inertial navigation for an unmanned aerial vehicle. In: Proceedings of the International Conference on Field and Service Robotics Chamonix, France, 2007. 255-264
- [5] Green W E, Oh P Y. Optic-flow-based collision avoidance. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2008, 15(1): 96-103
- [6] Amidi O, Kanade T, Fujita K. A visual odometer for autonomous helicopter flight. *Robotics and Autonomous Systems*, 1999, 28(2-3): 185-193
- [7] Nemra A, Aouf N. Robust airborne 3D visual simultaneous localization and mapping with observability and consistency analysis. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. 2009, 55(4): 345-376
- [8] Sazdovski V, Silson P M G. Inertial navigation aided by vision-based simultaneous localization and mapping. *Sensors Journal, IEEE*, 2011, 11(8): 1646-1656
- [9] Artieda J, Sebastian J M, Campoy P, et al. Visual 3-D

- SLAM from UAVs. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2009, 55(4-5):299-321
- [10] Bryson M, Sukkarieh S. Building a robust implementation of bearing-only inertialslam for a UAV. *Journal of Field Robotics*, 2007, 24(1-2):113-143
- [11] Kim J, Sukkarieh S. Real-time implementation of airborne inertial-slam. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, 55(1):62-71
- [12] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, et al. FastSLAM 2.0: an improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges. In: Proceedings of the international joint conference on Artificial intelligence, Acapulco, Mexico, 2003. 1151-1156
- [13] Wu E, Li G, Xiang Z, et al. Stereo vision based slam using Rao-Blackwellised particle filter. *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, 2008, 4(9):500-509
- [14] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 2(60):91-110
- [15] Civera J, Davison A J, Montiel J. Inverse depth parametrization for monocular slam. *Robotics, IEEE Transactions on*, 2008, 24(5):932-945
- [16] iFLYUAS. <http://www.iflyuas.com>:北京博创兴盛科技有限公司无人机事业部, 2012

Research on monocular visual FastSLAM for a small unmanned helicopter

Wang Chaolei, Wang Tianmiao, Liang Jianhong, Zhang Yicheng, Zhou Yi
(Robotics Institute, Beihang University, Beijing, 100191)

Abstract

For the autonomous flight of a small unmanned helicopter in a GPS-denied environment, a fast simultaneous localization and mapping (FastSLAM) algorithm based on Rao-Blackwellized particle filter (RBPF) was designed, and a monocular visual SLAM system for small unmanned helicopters in GPS-denied environments was implemented by using the Fast SLAM algorithm. The onboard monocular camera of the system uses the scale invariant feature transform (SIFT) to detect and match landmarks. The visual observation is fused with the inertial measurement to estimate the state of the vehicle and build the feature map simultaneously. An undelayed inverse depth parametrization method is applied to the landmark initialization. The stability and the effectiveness of this system were verified by simulations. The real flight experiments were also carried out to test the performance of the algorithm. The results show that the proposed system can estimate the state of the vehicle with higher accuracies in all items such as attitude, velocity and position, compared with the traditional GPS/INS navigation system. It can provide reliable navigation information for small unmanned helicopters in GPS-denied environments.

Key words: small unmanned helicopter, monocular vision, fast simultaneous localization and mapping (FastSLAM), inertial measurement unit (IMU)