

基于雷达-扫描器/惯性导航系统的微型无人机室内组合导航

孔天恒¹, 方舟^{2†}, 李平^{1,2}

(1. 浙江大学控制科学与工程学系, 浙江 杭州 310027; 2. 浙江大学航空航天学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 本文提出一种基于雷达-扫描器/惯性导航系统(radar-scanner/INS)的微型无人机室内导航方法. 为提高算法的实时性, 采用基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的D&C同步定位与构图技术(SLAM)实现定位和构图; 在更新状态值的扫描匹配过程中提出启发性逻辑来筛选激光雷达数据, 以提高算法对无人机因姿态和高度变化而引起的轮廓地图波动的抗干扰性; 在特征匹配的过程中选取合理的地图轮廓特征, 并利用扫描匹配的结果和特征匹配的传递性提出了精度较高的引导配对, 以提高特征配对在三维环境下的准确性; 最后, 将D&C SLAM与惯性导航系统进行基于EKF的组合滤波, 给出无人机的全状态估计. 通过与GPS/INS组合导航对比以及室内飞行验证, 本文提出的方法能够满足无人机飞行控制对导航实时性和精度的要求.

关键词: 微型无人机; 同步定位与构图; 特征提取和匹配; 扫描匹配; 室内导航; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP274 + 2 文献标识码: A

Indoor integrated navigation of micro aerial vehicle based on radar-scanner and inertial navigation system

KONG Tian-heng¹, FANG Zhou^{2†}, LI Ping^{1,2}

(1. Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Zhejiang Hangzhou 310027, China;
2. School of Aeronautics and Astronautics, Zhejiang University, Zhejiang Hangzhou 310027, China)

Abstract: This paper presents an indoor integrated navigation method for micro aerial vehicles based on radar-scanner and inertial navigation system (INS). We employ the D&C simultaneous localization and mapping (SLAM) technique, which is actually an EKF-based SLAM algorithm, to meet the real-time requirements of the micro aerial vehicle (MAV) navigation. For the scan matching in state-update procedure, a heuristic logic is proposed to screen the radar data to deal with the strong perturbations on the map profile caused by the variations in attitude and height during the motion of MAV. We extract reasonable features from the map profile and use them in feature matching procedures. To improve the matching accuracy, we determine the guiding matching in pair-wise based on the result of scan matching and the transfer of feature matching. Finally, an integrated D&C SLAM and INS navigation algorithm is implemented based on the extended Kalman filter. By comparing the indoor integrated navigation system with the typical global positioning system (GPS)/INS integrated navigation system, we find that the former is capable of providing desired real-time state estimations for MAV's flight control, which is further verified by an equipped quadrotor's indoor autonomous hover test.

Key words: micro aerial vehicle; simultaneous localization and mapping; feature extraction and matching; scan matching; indoor navigation; Kalman filter

1 引言(Introduction)

近年来, 微型无人机(micro aerial vehicle, MAV)的发展十分迅速. MAV具有体积小、行动灵活等特点, 有利于进入狭小的室内环境, 完成高难度的危险任务, 在反恐侦查、火场评估和应急监测等特殊领域有广泛的应用前景^[1].

在室外条件下, MAV通常借助GPS/INS(global position system/inertial navigation system)组合导航系统完成自主导航^[2], 但是在绝大多数的室内环境中, 无法使用全球定位系统(GPS), 亟需一种可行的室内

导航技术, 通过感知室内环境实现自主定位, 为执行任务提供基本条件. 目前, MAV的室内导航技术已成为国际上的研究热点之一.

借助同步定位与构图技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)实现MAV的室内导航是目前主流的研究方向. How等^[3]使用单目视觉对室内环境进行角点特征提取, 根据角点匹配执行基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)的SLAM算法(EKF SLAM), 得到MAV的位置估计, 同时构造一个低精度的3D地图. 虽然EKF执行效率很高, 但是图

像处理运算量较大,无法满足MAV对导航的实时性要求. Bachrach等^[4]提出了一种大范围室内导航方案. 该方案以二维激光雷达为传感器,采用基于粒子滤波器(particle filter, PF)的GMapping算法进行定位,具有较高的定位精度,但是PF-SLAM的耗时较长,也无法满足MAV对导航的实时性要求. Grzonka等^[5]在MAV的室内导航方案中使用惯性测量模块直接输出姿态角,但并未充分利用速度进行组合滤波,无法保证长时间的导航精度.

本文利用二维激光雷达(radar-scanner)和惯性导航系统(INS)构成MAV室内组合导航方案,采用Divide and Conquer (D&C) SLAM^[6]进行地图构建及MAV的位置估计. 本文的贡献在于:为提高扫描匹配(scan matching)在三维环境中对轮廓地图波动的抗干扰性,提出了应用于激光雷达数据的启发性筛选逻辑;继而在特征匹配过程中为提高基于距离的特征配对精度,设计了一种精度较高的引导配对算法;最后将D&C SLAM、声纳、磁传感器和INS进行基于EKF的组合滤波,给出无人机的全状态估计. 本文详细给出了上述方法的实现过程,并通过实验验证了方法的有效性.

2 同步定位与构图(Simultaneous localization and mapping)

SLAM算法用于提供定位和构建室内地图. 在现有的MAV室内导航方案中,大多采用基于粒子滤波器的SLAM算法,有较高的导航精度,但耗时过长,无法满足MAV对导航系统的实时性要求. 本文采用的D&C SLAM算法^[6],其核心思想是将全局地图分割成多个本地地图,使其单步耗时受限于本地地图的尺寸,从而获得较高的实时性和精度.

2.1 扫描匹配(Scan matching)

在基于二维激光雷达的D&C SLAM算法中,扫描匹配是将连续两次激光雷达扫描数据进行匹配,估计载体相对位移的过程,其结果作为D&C SLAM中EKF的状态更新值. 扫描匹配是求解后验概率 $p(x_k|x_{k-1}, u, m, z_k)$ 极值的过程^[7],如式(1)所示:

$$p(x_k|x_{k-1}, u, m, z_k) \propto p(z_k|x_k, m)p(x_k|x_{k-1}, u), \quad (1)$$

式中: x 为MAV的水平位置及航向向量, u 为水平速度向量, z 表示室内环境的轮廓地图,由激光雷达数据构成; m 为室内环境的参考模型,通常取为前一步的轮廓地图 z_{k-1} ; $p(x_k|x_{k-1}, u)$ 为运动概率转移模型, $p(z_k|x_k, m)$ 为观测概率模型. 为了计算简便,首先由参考模型 m 生成概率分布地图,再由所有激光数据的概率乘积作为观测概率模型^[7].

本文采用Olson提出的Correlative Multi-Level Resolution Scan Matching算法^[8]进行扫描匹配. 该算法

将概率分布地图按不同分辨率分级,具有较高的实时性. 在二维环境中,室内水平轮廓相对固定,扫描匹配具有较高的精度. 但是,在三维环境中,MAV的姿态角与激光雷达数据直接耦合^[5],导致激光雷达扫描不在一个水平面上的室内轮廓,引起轮廓地图的波动,从而降低扫描匹配的精度.

为此,本文提出启发性筛选逻辑对激光雷达数据进行筛选,以加强扫描匹配对轮廓地图波动的抗干扰性,如式(2)所示:

$$q_i^k = \begin{cases} 0, & h_b < h_i^k < h_t \text{不满足}, & (a) \\ 0, & |h_i^k - h_i^{k-1}| > H_c \text{且} \\ & |L_i^k - L_i^{k-1}| > L_c, & (b) \\ 1, & \text{其他}, \end{cases} \quad (2)$$

式中: q_i^k 为有效性指示函数,1表示有效,0表示无效; h_i^k 和 L_i^k 分别为第 k 步,方向为 i 弧度的激光数据相对地面的高度和相对MAV的水平距离; h_b 和 h_t 分别代表室内最低高度和最高高度; H_c 和 L_c 分别代表高度和长度变化率的阈值. 条件(a)表明当某个方向的激光数据对地高度接近于室内高度的下限或上限时,数据无效,可以防止地面和天花板对扫描匹配的干扰;条件(b)表明当同一个方向连续两次的测量数据在高度和距离上都有显著变化时数据也无效,用于加强扫描匹配对室内复杂铅垂面的抗干扰性.

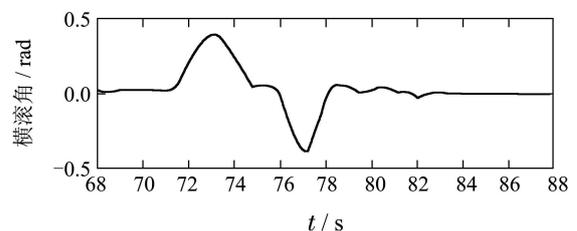
在实践中,最低高度 h_b 可选取为坐标系 Z 轴方向的零位. 最高高度 h_t 可由向上安置的测距传感器在初始时刻测量得到,或根据室内高度的经验值确定. 长度和高度阈值 L_c, H_c 的取值越小,筛选效果越明显,但应大于飞行器在一个周期内能移动的最大距离,即

$$L_c > v_{xy_max} \times T, \quad (3)$$

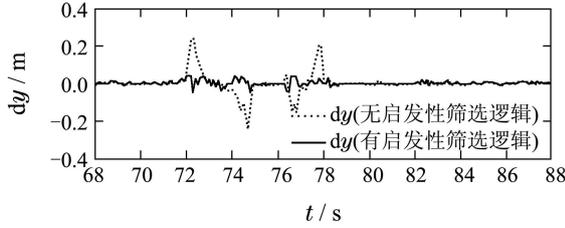
$$H_c > v_{z_max} \times T, \quad (4)$$

式中, v_{xy_max} 为水平面最大速度, v_{z_max} 为垂向最大速度, T 为计算周期. 为了防止由无人机姿态剧烈波动导致绝大部分激光雷达数据无效,从而使扫描匹配的精度变差,在实际飞行中,本文将姿态角控制在 $\pm 15^\circ$ 的小范围之内.

为验证启发性筛选逻辑的有效性,本文使MAV的横滚角在 $\pm 20^\circ$ 之间波动,如图1(a)所示,进而对比使用和未使用式(2)进行数据筛选的扫描匹配结果. 图1(b)表明,经式(2)筛选后的扫描匹配结果稳定,对轮廓地图波动有较强的抗干扰性.



(a) 横滚角变化曲线



(b) 扫描匹配估计的y轴偏移dy

图 1 数据筛选前后的扫描匹配结果

Fig. 1 Scan matching result before and after screening data with heuristic logic

2.2 特征提取与匹配(Feature extraction and matching)

D&C SLAM 需要从轮廓地图中提取特征信息与已知特征进行配对, 并将特征配对作为 EKF 的观测量. 特征提取和配对的稳定性和准确性是决定 D&C SLAM 性能好坏的关键.

2.2.1 特征提取(Feature extraction)

本文对轮廓地图进行角点、边界点和直线段的提取, 这3种特征信息能包含激光雷达数据携带的绝大

部分信息.

角点提取算法较为成熟, 选择Harris角点检测器. 边界点是指环境中物体的边界, 在轮廓地图中表现为不连续的点, 可用相邻两个激光雷达数据之间的变化率作为提取边界点的依据. 角点和边界点用笛卡尔坐标系表示为

$$F = [x \ y]^T. \quad (5)$$

大多数室内环境都有直线信息, 因此直线特征作为补充是必要的, 本文采用霍夫变换^[9]作为检测直线的算法, 并且用直线上距离原点最近的点表示直线特征. 直线特征用极坐标表示为

$$F = [l \ \theta]^T. \quad (6)$$

对某个室内环境连续检测20次, 统计每个特征信息检测到的次数如表1所示. 边界点和直线段的检测结果较为稳定, 未见误检和漏检的情况, 有较高的可重复性. 角点检测易受相邻数据的干扰, 其结果的稳定性相对较差, 但准确性较高, 实验中也未见误检的情况. 通过上述不同类型特征信息的互补, 可以得到精度较高、数量稳定的特征信息, 为特征匹配提供可靠的基础.

表 1 对某个室内环境的特征提取结果(共20次)

Table 1 Feature extraction result of an indoor environment (a total of 20 times)

特征类型	边界点							角点							直线段			
编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
测得次数	20	20	20	20	19	20	20	19	18	15	16	18	13	20	20	19	20	

2.2.2 特征匹配(Feature matching)

本文采用基于距离的特征匹配方法——Joint Compatibility Branch and Bound (JCBB)算法^[10]进行特征配对. JCBB是融合协方差和已知配对信息的距离匹配算法, 能够有效提高特征配对的鲁棒性.

两个特征点的配对结果由它们的马氏距离 D^2 决定:

$$D^2 < \chi_{d,a}^2, \quad (7)$$

式中: d 为卡方分布的自由度, a 为期望的置信水平. 当两个特征点之间的马氏距离满足上式时, 可认为这两个特征点匹配. 在JCBB特征匹配过程中, 为了保证每对特征配对的一致性, 特征点之间的马氏距离不仅与系统的协方差矩阵相关, 还与所有已配对的特征点相关, 并且当已知特征配对的数量越多时, 剩余配对过程产生错误的概率就越低^[10]. 基于这个认识, 本文在JCBB过程之前利用扫描匹配的结果获得一组准确性较高的特征配对, 称为引导配对, 再由引导配对作为JCBB的已知配对来引导剩余特征匹配过程, 从而提高整体的配对准确性.

获得引导配对的过程分为两步, 如图2所示: 首先利用扫描匹配的结果获得连续两张轮廓地图之间的特征配对, 然后由特征配对的传递性得到引导配对.

扫描匹配的结果为连续两个周期内飞行器的相对位移

$$\delta X = (\delta x, \delta y, \delta \Psi)^T, \quad (8)$$

式中 Ψ 为偏航角. 同时, 从连续两张轮廓地图中提取特征点, 相对于飞行器的坐标为

$$E_k = \{F_1^k, \dots, F_i^k, \dots\}, \quad (9)$$

$$E_{k-1} = \{F_1^{k-1}, \dots, F_j^{k-1}, \dots\}, \quad (10)$$

式中 F_j^{k-1} 和 F_i^k 为前后两张轮廓地图包含的特征点. 为匹配两组特征点, 需要将 F_i^k 的坐标转化到 F_j^{k-1} 所在的坐标系, 记为 \hat{F}_i^k , 对于角点和边界点, 有

$$\hat{F}_i^k = F_i^k \oplus \delta X = \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos(\delta \Psi) & -\sin(\delta \Psi) \\ \sin(\delta \Psi) & \cos(\delta \Psi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i^k \\ y_i^k \end{bmatrix}. \quad (11)$$

对于直线特征, 有

$$\hat{F}_i^k = F_i^k \oplus \delta X = \begin{bmatrix} \delta x \cos(\theta_i^k + \delta \Psi) + \delta y \sin(\theta_i^k + \delta \Psi) + l_i^k \\ \theta_i^k + \delta \Psi \end{bmatrix} \quad (12)$$

在 F_j^{k-1} 所在的坐标系中, 可由坐标 F_j^{k-1} 和 \hat{F}_i^k 计算得到 F_j^{k-1} 和 F_i^k 之间的笛卡尔距离 L . 当 L 小于设定阈值 L_{limit} 时, 认为特征点 F_i^k, F_j^{k-1} 匹配. 将 E_k 和

E_{k-1} 执行上述匹配过程, 得到连续两张轮廓地图之间的特征配对, 记为

$$H_{k-1|k} = \{(F_i^k, F_j^{k-1}) \dots\}. \quad (13)$$

由文献[8]可知, 扫描匹配是一个高耗时高精度的独立过程, 只与连续两张轮廓地图相关, 并且所有激光数据均参与了扫描匹配过程. 相对于稀疏的特征匹配过程, 扫描匹配的精度可以保证连续两张轮廓地图之间特征配对的准确性.

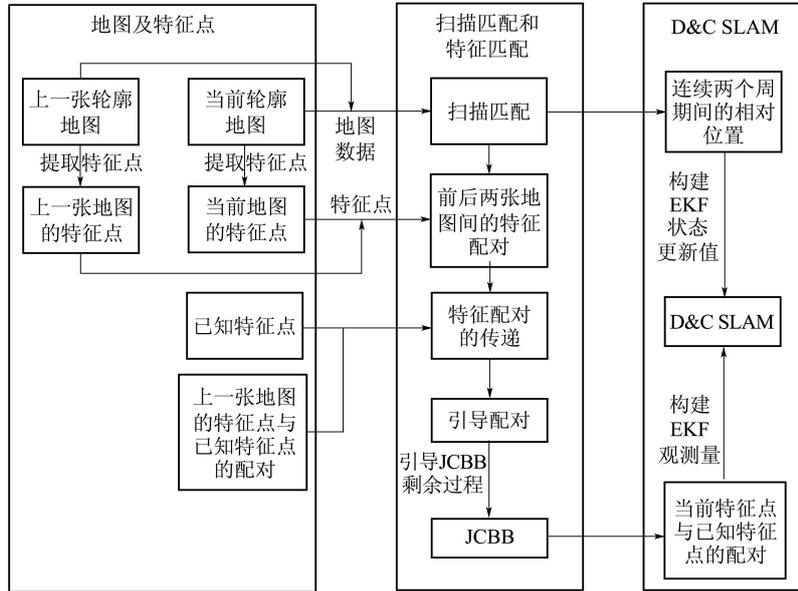


图2 特征匹配过程

Fig. 2 Feature matching process

记 $k-1$ 步轮廓地图的特征点与已知特征点之间的配对为 H_{k-1} :

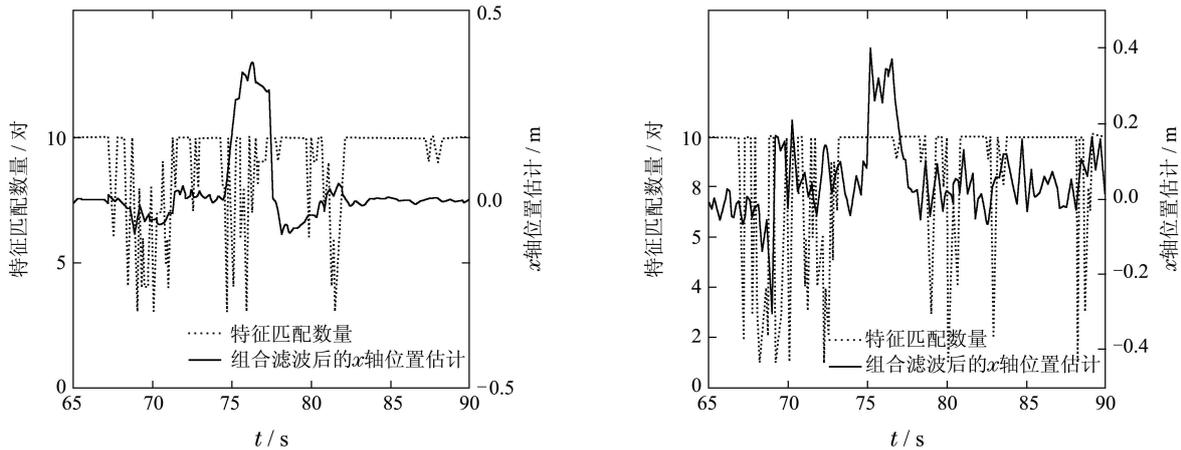
$$H_{k-1} = \{(F_j^{k-1}, P_m) \dots\}, \quad (14)$$

式中 P_m 为已知特征点. 综合式(13)–(14), 由特征配对的传递性可得当前轮廓地图的特征点和已知特征点之间的一组配对:

$$H_k = \{(F_i^k, P_m) \dots\}. \quad (15)$$

对 H_k 进行粗大误差剔除之后可得引导配对.

由图3可见, 与不加引导配对的JCBB相比, 加入引导配对后, 特征配对平均数量更多, 并且组合导航的位置估计曲线更加平滑, 方差更小, 这说明引导配对有效提高了特征配对的准确性.



(a) 有引导配对的特征匹配数量及其组合滤波后的x轴位置估计 (b) 无引导配对的特征匹配数量及其组合滤波后的x轴位置估计

图3 JCBB特征匹配结果

Fig. 3 JCBB feature matching result

2.3 水平速度估计(Horizontal velocity estimation)

D&C SLAM无法直接给出MAV的导航和控制所需的估计,通常由位置估计差分得到平均速度的估计.差分运算会放大位置误差,如图4中实线所示,造成速度估计存在很大的波动.因此,对差分后得到的速度信号进行滤波处理,为避免过大的滤波延迟对控制造成的不利影响,本文采用了一阶低通滤波器.滤波效果较为明显,如图4中点线所示.

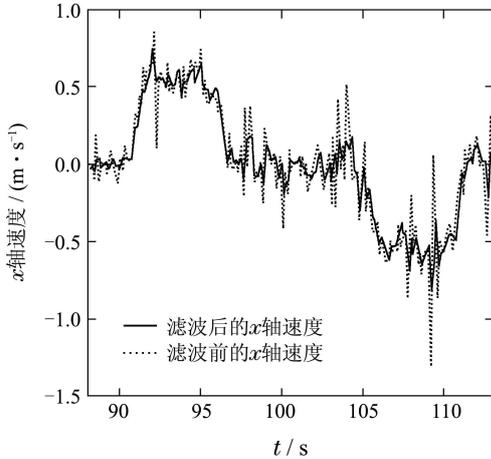


图4 低通滤波前后的SLAM速度估计

Fig. 4 SLAM velocity estimation before and after low pass filtering

3 D&C SLAM/INS 组合导航系统(D&C SLAM/INS integrated navigation system)

D&C SLAM与INS的组合导航能充分利用各自的优点,输出兼顾实时性和精度的全状态估计.组合导航由INS、D&C SLAM和组合滤波EKF这3部分构成,如图5所示.

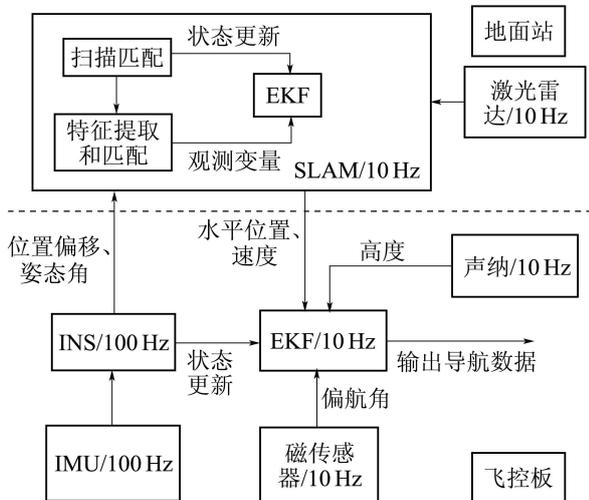


图5 SLAM/INS组合导航系统

Fig. 5 Integrated D&C SLAM and INS navigation system

INS采用双子样旋转矢量法^[11]计算姿态角,用加速度计输出的积分得到速度和位置.INS仅能保

证短时间内的导航精度,长时间内的导航结果将产生时间漂移. D&C SLAM经过第2节中所述针对无人机三维环境优化,能够以10Hz的频率输出准确的水平位置和水平速度.

本文采用误差模型,以松耦合的方式进行组合滤波.导航系统的误差传播方程^[12]为

$$\dot{\varphi} = -(\omega \times) \varphi + \mu + \gamma, \quad (16)$$

$$\delta \dot{v} = C(a \times) \varphi - C\kappa + C\eta, \quad (17)$$

$$\delta \dot{x} = \delta v, \quad (18)$$

式中: φ 为载体在机体坐标系下的转动误差, δv 和 δx 为载体在惯性坐标系下的速度误差和位置误差, C 是从体轴系到惯性系的方向余弦阵, a 和 ω 为加速度计和陀螺仪的测量值, η 和 γ 为其随机噪声, κ 和 μ 为其零漂估计.

取状态变量 X 为

$$X = (\varphi, \delta v, \delta x)^T. \quad (19)$$

由方程(16)–(18)可得,系统的状态更新方程为

$$\dot{X} = FX = \begin{bmatrix} -(\omega \times) & 0 & 0 \\ C(a \times) & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \end{bmatrix} X. \quad (20)$$

独立于INS之外的导航信息有:磁传感器输出的三轴磁分量、声纳的测高及垂直方向速度、SLAM输出的水平位置和速度.将上述7个导航信息的误差作为观测量,如下所示:

$$\delta p = CB\varphi + \nu, \quad (21)$$

$$Z = (\delta p, \delta v, \delta x)^T, \quad (22)$$

$$Z = HX = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & I \end{bmatrix} X. \quad (23)$$

式(21)为磁场向量的误差方程^[12], δp 为磁场误差, B 为本地磁场向量, ν 为测量噪声, Z 为观测向量, H 为观测矩阵.

根据式(20)和式(23)构建EKF对D&C SLAM、INS以及声纳进行数据融合,即可获得MAV的全状态估计.

4 实验结果(Experiment results)

实验的硬件平台分为地面站和飞行控制系统两部分.飞行控制系统由DSP、现场可编程门阵列(FPGA)和ARM组成,功能包括惯性导航系统、组合导航和飞行控制管理,INS的解算频率为100Hz,组合导航的解算频率为10Hz.对计算要求高的D&C SLAM放在PC上的地面站执行,解算频率为10Hz.激光雷达传感器的型号为URG-04LX,量程为0~4m,精度为1%.实验由定位性能验证和组合导航性能验证两部分构成.

1) 定位性能.

定位性能实验设计如下: 无人机在室内一定高度, 预设运动轨迹为一个水平面上近似 $2.9\text{ m} \times 1.16\text{ m}$ 的矩形. 实验结果如图6所示, 地图中单位网格代表 $10\text{ cm} \times 10\text{ cm}$. 在一个计算周期内, D&C SLAM/INS组合导航系统估计的位置在地图中记为 $(x_0^n, y_0^n, \Psi_0)^T$, 同时, 将该周期内激光雷达扫描到的数据根据当前估计的MAV水平位置从航迹坐标系转化为惯性坐标系, 并将惯性坐标系下的坐标存入地图中. 坐标转换公式为

$$x_i^n = x_0^n + x_i^k \cos \Psi_0 - y_i^k \sin \Psi_0, \quad (24)$$

$$y_i^n = y_0^n + x_i^k \sin \Psi_0 + y_i^k \cos \Psi_0, \quad (25)$$

式中: i 表示第 i 个激光数据, k 和 n 分别代表航迹坐标系和惯性坐标系, 在整个运行过程中, 所有激光雷达数据组成一幅室内轮廓地图. 从图6中可以看到, 水平运动轨迹的估计曲线为标准的矩形, 与预设轨迹基本相同, 并且地图轮廓清晰, 其边界的黑点厚度不超过 10 cm , 根据式(24)–(25)可以推得D&C SLAM/INS在室内的定位误差不超过 10 cm , 有较好的精度.

2) 组合导航性能.

考虑到GPS/INS组合导航系统已被广泛应用于飞行控制系统, 本文以GPS/INS组合导航为比较基

准, 将两个组合导航算法同时在机载计算机内运行, 得到的状态估计曲线如图7所示. 可以看到, 由于速度观测对姿态估计的矫正作用, D&C SLAM/INS与GPS/INS估计的姿态角均能保持不漂移, 并且两者吻合较好; 相比GPS/INS的位置估计, D&C SLAM/INS的位置估计更加平滑, 这是由实验过程中载体低速移动时GPS信号的随机跳动造成的; 而D&C SLAM/INS的速度估计由于观测量为差分获得而方差较大. 为了验证SLAM/INS组合导航算法的可重复性, 本文统计了多次GPS/INS和D&C SLAM/INS的估计差值, 如表2所示. 总体而言, D&C SLAM/INS与GPS/INS的姿态估计性能基本一致, 在速度和位置估计方面各有优劣.

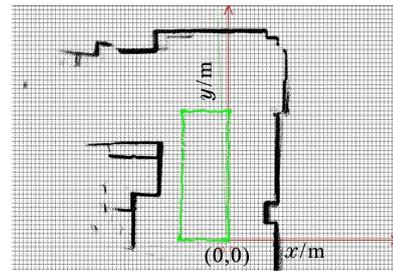


图6 D&C SLAM/INS估计的MAV水平运动轨迹(矩形框)和D&C SLAM估计的轮廓地图

Fig. 6 Horizontal movement path (rectangle) estimated by D&C SLAM/INS navigation system and the map's profile established by D&C SLAM

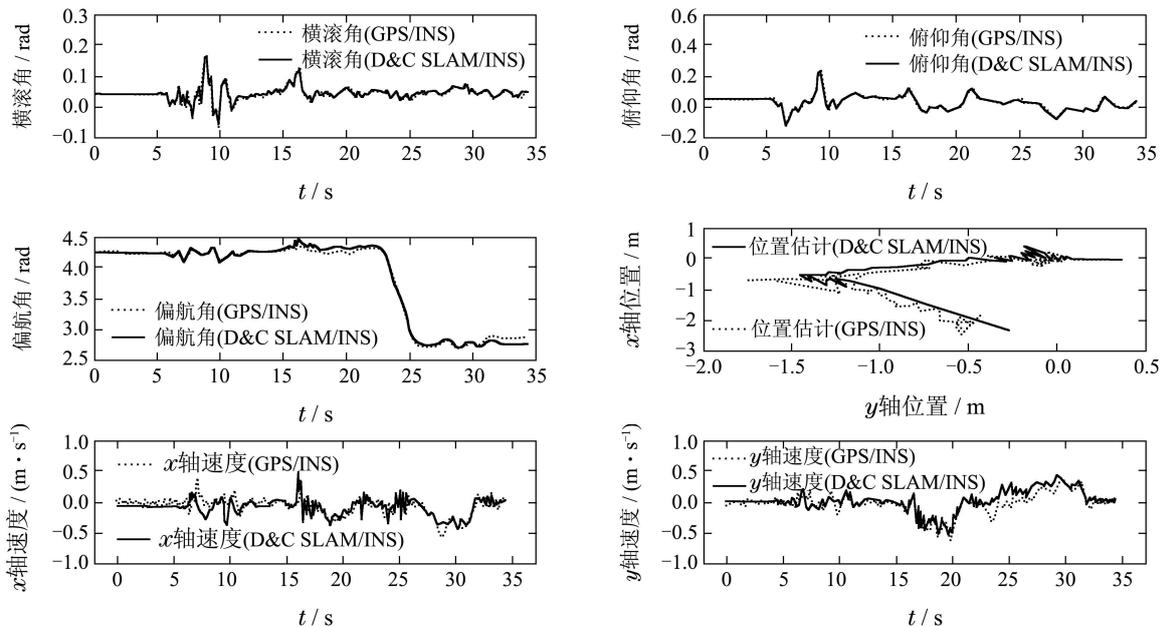


图7 GPS/INS与SLAM/INS组合导航系统的状态估计

Fig. 7 State curves estimated by GPS/INS and SLAM/INS navigation systems

需要说明的是, 由于传输时延和激光雷达的扫描时延导致D&C SLAM的位置估计存在 200 ms 左右的延迟, 在进行实际EKF组合导航时, 采用 200 ms

前的惯导数据与其构成最优平滑, 然后在此基础上由惯导信息积分外推获得当前时刻的状态估计. 如此处理可减少时延对导航性能的影响.

表2 D&C SLAM/INS状态估计误差的统计结果
(以GPS/INS的状态估计为基准)

Table 2 Error statistic results of state estimation by D&C SLAM/INS navigation system (based on the state estimation by GPS/INS)

	平均值	方差
横滚角估计误差	$1.10\text{E}-4 \text{ rad}$	$9.95\text{E}-6 \text{ rad}^2$
俯仰角估计误差	$-1.14\text{E}-3 \text{ rad}$	$9.13\text{E}-6 \text{ rad}^2$
偏航角估计误差	$4.72\text{E}-3 \text{ rad}$	$2.02\text{E}-3 \text{ rad}^2$
x 轴速度估计误差	0.0247 m/s	$0.0128 \text{ m}^2/\text{s}^2$
y 轴速度估计误差	-0.0451 m/s	$0.0102 \text{ m}^2/\text{s}^2$
δx	-0.0300 m	0.0203 m^2
δy	-0.120 m	0.0493 m^2

为了进一步验证D&C SLAM/INS室内导航方案能够应用于实际的飞行控制系统, 笔者在室内环境下进行了悬停实验, 实验平台为小型四旋翼, 实验地点为室内的某个墙角, 如图8所示. 悬停状态下的D&C SLAM/INS组合导航系统的水平位置估计如图9所示, X 和 Y 的设定值均为0. 水平位置控制的最大偏差不超过20 cm, 具备较高的悬停精度.



图8 飞行平台和室内环境

Fig. 8 Flight platform and indoor environment

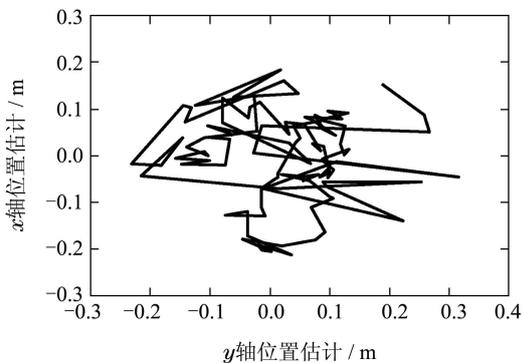


图9 悬停状态下的水平位置估计

Fig. 9 Horizontal position estimation of hovering

5 结语(Conclusions)

本文针对MAV室内导航存在的实时性差和在三维环境下易受轮廓地图波动的干扰等问题, 提出一种基于radar-scanner/INS的MAV室内导航方案. 本文改进了基于EKF的D&C SLAM算法. 具体地, 在扫描匹配过程中提出了启发性逻辑筛选激光数据,

以克服飞行器因姿态和高度变化带来的地图轮廓波动; 而在特征匹配过程中引入了较为精确的引导配对, 有效增加特征配对的数量, 提高特征配对的精度. D&C SLAM/INS组合导航输出10 Hz的定位数据, 满足了无人机飞行控制对导航实时性要求. 对比实验与室内悬停控制实验也表明本文提出的方法能有效解决微小型无人机室内导航难题. 下一步的工作将着力解决D&C SLAM算法对飞行器高动态运动的适应性问题.

参考文献(References):

- [1] 汪绍华, 杨莹. 基于卡尔曼滤波的四旋翼飞行器姿态估计和控制算法研究[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(9): 1109 – 1115. (WANG Shaohua, YANG Ying. Quadrotor aircraft attitude estimation and control based on Kalman filter [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(9): 1109 – 1115.)
- [2] 向礼, 刘雨, 苏宝库. 一种新的粒子滤波算法在INS/GPS组合导航系统中的应用[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 159 – 163. (XIANG Li, LIU Yu, SU Baoku. Improved particle filter algorithm for INS/GPS integrated navigation system [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 159 – 163.)
- [3] HOW J, BETHKE B, FRANK A, et al. Realtime indoor autonomous vehicle test environment [J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2008, 28(2): 51 – 64.
- [4] BACHRACH A, PRENTICE S, HE R, et al. RANGE-robust autonomous navigation in GPS-denied environments [J]. *Journal of Field Robotics*, 2011, 28(5): 644 – 666.
- [5] GRZONKA S, GRISSETTI G, BURGARD W. A fully autonomous indoor quadrotor [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(1): 90 – 100.
- [6] PAZ L M, TARDOS J D, NEIRA J. Divide and conquer: EKF SLAM in $O(n)$ [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(5): 1107 – 1120.
- [7] GRISSETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, 23(1): 34 – 46.
- [8] OLSON E B. Real-time correlative scan matching [C] // *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2009: 4387 – 4393.
- [9] DUDA R O, HART P E. Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures [J]. *Communications of the ACM*, 1972, 15(1): 11 – 15.
- [10] NEIRA J, TARDOS J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(6): 890 – 897.
- [11] SHEN X. *Research on SINS/GPS navigation for small-sized unmanned helicopter* [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012.
- [12] GAVRILETS V. *Autonomous aerobatic maneuvering of miniature helicopters* [D]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, 2003.

作者简介:

孔天恒 (1988-), 男, 硕士研究生, 从事无人机导航与控制的研究, E-mail: kongtianheng@gmail.com;

方舟 (1980-), 男, 副教授, 博士, 从事无人机建模、导航、制导与控制等研究, E-mail: zfang@zju.edu.cn;

李平 (1954-), 男, 教授, 博士, 从事无人机导航与控制、航空器视觉导航与制导、无人飞行器等研究, E-mail: pli@ipc.zju.edu.cn.