

引用格式:孙楠,裴信彪,王春军,等. 基于立体视觉—惯导 SLAM 的四旋翼无人机导航算法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(5):33-38. [SUN N, PEI X B, WANG C J, et al. Four-rotor UAV navigation algorithms based on stereo visual-inertial SLAM [J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(5): 33-38.]

基于立体视觉—惯导 SLAM 的四旋翼无人机导航算法

孙楠^{1,2},裴信彪¹,王春军³,李继辉^{1,2},
彭程¹,白越¹

(1 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;2 中国科学院大学,北京 100049;
3 北京全路通信信号研究设计院集团有限公司,北京 100049)

摘 要: 针对基于视觉的同时定位与地图构建(SLAM)系统在快速运动和特征不足时存在精度低和跟踪易失败的问题,提出了一种基于紧耦合的非线性优化的立体视觉—惯导 SLAM (visual inertial SLAM, VI-SLAM) 算法. 首先,以关键帧的位姿作为约束,初始化惯性测量单元(IMU)的偏差,并根据 IMU 预积分预测当前帧的位姿;然后,在后端优化中采取非线性局部平滑的方法,融合视觉 SLAM 的位姿估计与 IMU 预积分;并通过回环检测消除累积误差,采用图优化算法进行全局地图优化. 通过 EuRoC 数据集验证该系统的性能,对比视觉 SLAM 算法平均精度提升了 1 倍左右. 并将该算法应用于立体视觉四旋翼飞行控制平台,验证所提算法的实际应用性.

关键词: 视觉—惯导 SLAM; 初始化; 预积分; 非线性优化; 紧耦合

中图分类号: V249. 3

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2020)05—0033—06

Four-rotor UAV navigation algorithms based on stereo visual-inertial SLAM

SUN Nan^{1,2}, PEI Xin-biao¹, WANG Chun-jun³,
LI Ji-hui^{1,2}, PENG Cheng¹, BAI Yue¹

(1 Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, China; 2 University of Chinese Academy of Sciences,
Beijing 100049, China; 3 CRSC research & design institute Group Co., Ltd, Beijing 100049, China)

Abstract: In the case of too fast movement and lack of features, the simultaneous localization and mapping (SLAM) system based on visual features has low accuracy and is liable to fail in tracking. For this problem, a tightly coupled stereo visual-inertial SLAM (VI-SLAM) algorithm using nonlinear optimization is proposed. Firstly, with the pose of the key frame as the constraint, the bias of the Inertial Measurement Unit (IMU) is initialized, and the pose of the current frame is predicted based on the IMU pre-integration, then, the non-linear local smoothing method is used in the back end optimization, fusing the pose estimation of vision SLAM and IMU pre-integration, and the cumulative error is eliminated by loop detection, the global map optimization is carried out by graph optimization. The performance of the system is validated by EuRoC dataset, and the average accuracy of the system is about twice as high as that of the visual SLAM algorithm. The algorithm is applied to the stereo vision Four-rotor UAV platform, and the practical application of the proposed algorithm is verified.

Key words: visual-inertial SLAM; pre-integration; initialization; nonlinear optimization; tightly coupled

收稿日期: 2019—08—14; 修回日期: 2019—09—06

基金项目: 国家自然科学基金(11372309;61304017);吉林省科技发展计划重点项目(20150204074GX;20160204010NY);省院合作科技专项资金项目(2017SYHZ0024);中科院青促会项目(2014192)

1 引言

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)系统以摄像机为主要传感器,估计摄像机位姿和环境地图^[1],在实现无人机的自主导航中取得了较大进展.但是纯视觉 SLAM 在相机运动过快导致图像模糊、特征缺失的环境下存在着精确度降低甚至无法估计位姿的问题.对于较短时间内的快速运动,惯性测量单元(IMU)能够提供一些很好的估计.并且相机数据又可以校正 IMU 的累计漂移误差,二者的互补性非常适合于融合,以提高系统的精度和鲁棒性.基于惯性传感器(IMU)的 VSLAM,即 VI-SLAM(visual-inertial SLAM),从状态估计的角度划分,处理方法主要分为滤波和优化两类.基于滤波器的方法仅处理当前数据,计算量小,但状态估计非最优;基于优化的方法通过迭代重新线性化,计算复杂,但精度高、鲁棒性好.按融合方式主要被分为松耦合和紧耦合,紧耦合是指把 VSLAM 和 IMU 共同估算一个状态量,松耦合是指将 IMU 定位与视觉估计的位姿直接进行耦合解算.本文基于非线性优化的立体视觉—惯性融合 SLAM 算法^[2],是以 ORB-SLAM2^[3]为基础,在后端优化过程中将视觉 SLAM 的位姿估计^[4]与 IMU^[5]预积分以紧耦合的方式进行融合.

2 基本原理

2.1 坐标系约定

在 VIO 器件里,通常集成了相机和 IMU 器件.视觉—惯导系统坐标系如图 1 所示.IMU 坐标系到世界坐标系的变换表示为 $T_{WB} = (T_{WB}, wp_B)$, T_{WB}, wp_B 分别为旋转矩阵和平移向量.IMU 坐标系到相机坐标系的变换为 $T_{CB} = (T_{CB}, cp_B)$,实验前可以被标定校准^[6].

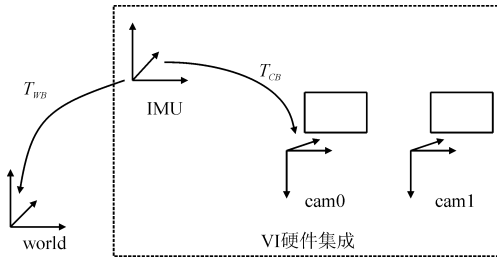


图 1 坐标系关系图

2.2 预积分 IMU 数据

IMU 以时间间隔 Δt 进行采样,传感器的三轴加

速度 a_B 和角速度 ω_B 在 Δt 时间内保持恒定, a_B 和 ω_B 均会受到 IMU 偏差和随机噪声的影响,加速度计和陀螺仪的偏差分别为 b_a 和 b_g ,随机噪声分别为 η_a 和 η_g . IMU 姿态 R_{WB} 、速度 wv_B 、位置 wp_B 更新方程为:

$$\begin{aligned} R_{WB}^{k+1} &= R_{WB}^k \text{Exp}((\omega_g^k - b_g^k - \eta_{gd}^k) \Delta t) \\ wv_B^{k+1} &= wv_B^k + g_w \Delta t + R_{WB}^k (a_B^k - b_a^k - \eta_{ad}^k) \Delta t \\ wp_B^{k+1} &= wp_B^k + wv_B^k \Delta t + \frac{1}{2} g_w \Delta t^2 + \\ &\quad \frac{1}{2} R_{WB}^k (a_B^k - b_a^k - \eta_{ad}^k) \Delta t^2 \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\dot{b}_a(t) = \eta_a$; $\dot{b}_g(t) = \eta_g$; $\eta_a, \eta_g, \eta_{ad}, \eta_{gd}$ 均为高斯白噪声,且 $\eta_{ad}(t), \eta_{gd}(t)$ 为 $\eta_a(t), \eta_g(t)$ 的离散值.

IMU 采样频率远大于相机采样频率,所以仅由 IMU 观测量无法计算偏差.将 2 个关键帧之间的 IMU 数据积分在一起—预积分(Preintegration),以 2 个关键帧之间的位姿变换作为约束,计算 2 个关键帧之间的相对运动增量.

$$\begin{aligned} \Delta R_{ij} &= R_{WB}^i R_{WB}^j = \prod_{k=i}^{j-1} \text{Exp}((\omega_g^k - b_g^k - \eta_{gd}^k) \Delta t) \\ \Delta v_{ij} &= R_{WB}^i (wv_B^j - wv_B^i - g_w \Delta t_{ij}) \\ &= \sum_{k=i}^{j-1} \Delta R_{ik} (a_B^k - b_a^k - \eta_{ad}^k) \Delta t \\ \Delta p_{ij} &= R_{WB}^i (wp_B^j - wp_B^i - wv_B^i \Delta t_{ij} - \frac{1}{2} g_w \Delta t_{ij}^2) \\ &= \sum_{k=i}^{j-1} [\Delta v_{ik} \Delta t + \frac{1}{2} \Delta R_{ik} (a_B^k - b_a^k - \eta_{ad}^k) \Delta t^2] \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $\Delta v_{ik} = R_{WB}^i (wv_B^k - wv_B^i - g_w \Delta t_{ik})$, $\Delta R_{ik} = R_{WB}^i R_{WB}^k$. Δv_{ij} 和 Δp_{ij} 并不代表真实的速度和位姿变化的增值,这种表示只是为了可以使公式(2)的等号右边与时间的状态和重力都没有关系.

式(2)明显和偏差及噪声都有关,且关系复杂.先假设偏差不动,仅讨论噪声,然后再讨论偏差.由泰勒一阶近似估计与李代数相关性分离噪声数据,经化简得:

$$\begin{aligned} \tilde{\Delta R}_{ij} &= R_i^T R_j \text{Exp}(\delta \varphi_{ij}) \\ \tilde{\Delta v}_{ij} &= R_i^T (v_j - v_i - g_w \Delta t_{ij}) + \delta v_{ij} \\ \tilde{\Delta p}_{ij} &= R_i^T (p_j - p_i - v_i \Delta t_{ij} - \frac{1}{2} g_w \Delta t_{ij}^2) + \delta p_{ij} \end{aligned} \quad (3)$$

式中,

$$\begin{aligned} \delta \varphi_{ij} &\cong \sum_{k=i}^{j-1} \tilde{\Delta R}_{k+1,j}^T J_i^k \eta_{gd}^k \Delta t \\ \delta v_{ij} &\cong \sum_{k=i}^{j-1} [-\tilde{\Delta R}_{ik} (\tilde{a}_B^k - b_a^k)^\wedge \delta \varphi_{ij} \Delta t + \tilde{\Delta R}_{ik}^T \eta_{ad}^k \Delta t] \end{aligned}$$

$$\delta p_{ij} \cong \sum_{k=i}^{j-1} [\delta v_{ij} \Delta t - \frac{1}{2} \Delta \tilde{R}_{ik} (\tilde{a}_B^k - b_a^i)^\wedge \delta \varphi_{ij} \Delta t^2 + \frac{1}{2} \Delta \tilde{R}_{ik}^T \eta_{ad}^k \Delta t^2] \quad (4)$$

它和观测模型相差噪声向量 $\eta_{ij}^A = [\delta \varphi_{ij}^T, \delta v_{ij}^T, \delta p_{ij}^T]^T$, 将 η_{ij}^A 近似为零均值正态分布, 需精确地计算噪声数据的协方差. 式(4) 将 η_{ij}^A 表达为 IMU 测量噪声 $\eta_{ij}^A = [\eta_{gs}^k, \eta_{ad}^k]$ 的线性函数, 根据 η_{ij}^A 的协方差, 可计算出 η_{ij}^A 的协方差 $\sum_{ij}$.

接着处理偏差, 在预积分论文中, Forser 等^[7] 定义了两个关键帧之间的误差量: $\Delta R_{ij}, \Delta v_{ij}, \Delta p_{ij}$, 给出了一种近似更新方式. 观测量对零偏的雅可比 $\{\frac{\partial \Delta R_{ij}}{\partial b_g}, \frac{\partial \Delta v_{ij}}{\partial b_g}, \frac{\partial \Delta p_{ij}}{\partial b_a}, \dots\}$ 的具体表现形式参见文献[7], 预积分测量值及相关的雅可比通过迭代方式进行更新. 连续的 2 个关键帧(i, j) 的关系由相对运动增量表达为:

$$\begin{aligned} R_{WB}^i &= R_{WB}^i \Delta R_{ij} \text{Exp}(\frac{\partial \Delta R_{ij}}{\partial b_g} \partial b_g^i) \\ wv_B^i &= wv_B^i + g_w \Delta t_{ij} + R_{WB}^i (\Delta v_{ij} (\bar{b}_g^i, \bar{b}_a^i) + \frac{\partial \Delta v_{ij}}{\partial b_g} \partial b_g^i + \frac{\partial \Delta v_{ij}}{\partial b_a} \partial b_a^i) \\ wp_B^i &= wp_B^i + wv_B^i \Delta t_{ij} + \frac{1}{2} g_w \Delta t_{ij}^2 + \\ &R_{WB}^i (\Delta p_{ij} (\bar{b}_g^i, \bar{b}_a^i) + \frac{\partial \Delta p_{ij}}{\partial b_g} \partial b_g^i + \frac{\partial \Delta p_{ij}}{\partial b_a} \partial b_a^i) \end{aligned} \quad (5)$$

3 非线性优化的视觉-惯导 SLAM

3.1 IMU 初始化

根据两个连续关键帧之间的姿态估计陀螺仪的偏差, 假设相邻关键帧之间的偏差保持不变, 可以被忽略不计. 通过将 IMU 陀螺仪的预积分与 ORB-SLAM2 估计的相对姿态之间的误差最小化, 计算 IMU 的陀螺仪偏差为:

$$\argmin_{\bar{b}_g} \sum_{i=1}^{N-1} \left\| \text{Log} \left(\left(\Delta R_{ij} \text{Exp} \left(\frac{\partial \Delta R_{ij}}{\partial b_g} \partial b_g^i \right) \right)^T R_{BW}^i R_{WB}^i \right) \right\|^2 \quad (6)$$

式中, N 为关键帧的数目, $R_{WB}^i = R_{WC}^i R_{CB}^i$, R_{WC}^i 为 ORB-SLAM2 估计的旋转矩阵, R_{CB}^i 为已知量(事先标定).

陀螺仪的偏差估计出后, 需要再次计算预积分器. 在立体视觉 SLAM 中, 绝对尺度的尺度因子为

1. 重力和加速度计的偏差不容易被区分, 所以先不考虑加速度计的偏差, 通过视觉 SLAM 的位姿估计重力, 可以得到:

$$wp_C^{k+1} = wp_C^k + wv_B^k \Delta t_{k,k+1} + \frac{1}{2} g_w \Delta t_{k,k+1}^2 + R_{WB}^k \Delta P_{k,k+1} + (R_{WC}^k - R_{WC}^{k+1})_C p_B \quad (7)$$

用式(7) 描述 2 组连续关键帧($k, k+1$) 和($k+1, k+2$), 并通过速度的预积分关系, 将速度项 wv_B^{k+1} 消去, 经简化得到等式(8).

$$[\lambda(k) \beta(k)] \begin{bmatrix} s \\ g_w \end{bmatrix} = \gamma(k) \quad (8)$$

式中,

$$\begin{aligned} \lambda(k) &= (wp_C^k - wp_C^{k+1}) \Delta t_{23} - (wp_C^{k+1} - wp_C^{k+2}) \Delta t_{12} \\ \beta(k) &= \frac{1}{2} I_{3 \times 3} (\Delta t_{12}^2 \Delta t_{23} + \Delta t_{23}^2 \Delta t_{12}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \gamma(k) &= (R_{WC}^k - R_{WC}^{k+1})_C p_B \Delta t_{23} - (R_{WC}^{k+1} - R_{WC}^{k+2})_C p_B \Delta t_{12} + \\ &R_{WB}^k \Delta p_{23} \Delta t_{12} + R_{WB}^k \Delta v_{12} \Delta t_{23} - R_{WB}^k \Delta p_{12} \Delta t_{23} \end{aligned} \quad (9)$$

采用奇异值分解求解 g_w, g_w 受到扰动:

$$g_w = R_{WI} \text{Exp}(\vartheta) I_G G \approx R_{WI} I_G G - R_{WI} (I_G) \times G \delta \vartheta \quad (10)$$

式中, R_{WI} 为 $I_G = [0, 0, -1]$ 到 g_w 的旋转矩阵, ϑ 为扰动.

类似求解重力的方法, 可以得到

$$[\varphi(k) \zeta(k)] \begin{bmatrix} \vartheta \\ b_a \end{bmatrix} = \phi(k) \quad (11)$$

采用奇异值分解求算 b_a , 获得加速度计偏差之后进一步的优化重力估计. 由以上分别估计出了陀螺仪和加速度计的偏差, 然后结合式(5) 即可计算关键帧的速度.

3.2 视觉与 IMU 融合的位姿估计

根据 IMU 预积分的模型可以预测当前帧的姿态、位置和速度, 在位姿优化中将该预测值作为初始值. 预测过程需要上一帧的位姿以及对应 IMU 速度和 IMU 零偏, 根据预积分 IMU 估计出当前帧的位姿和速度 $\{R_{WB}^{k+1}, wp_B^{k+1}\}, wv_B^{k+1}$, 设优化状态量为:

$$\Phi = [R_{WB}^{k+1}, wp_B^{k+1}, wv_B^{k+1}, b_g^{k+1}, b_a^{k+1}] \quad (12)$$

重投影误差是真实 3D 特征点在图像平面上的投影与双目相机计算出的重投影之间的差值. 将重投影误差和 IMU 的状态量最小化, 得到待优化的状态目标为:

$$\Phi^* = \argmin_{\Phi} (E_{\text{proj}}(k, k+1) + E_{\text{IMU}}(i, j)) \quad (13)$$

式中, E_{proj} 是视觉重投影误差, 定义如下:

$$E_{\text{proj}}(k, k+1) = \sum_m \rho(\|x_S^m - \pi_S(X_C^m)\|^2_{\sum_m})$$

$$X_C^k = R_{CB} R_{BW}^k (X_W^k - w p_B^i) + c p_B$$

第 m 个特征点的坐标为 $x_S^m = (u_L^m, v_L^m, u_L^m)$, 匹配点的空间坐标为 $X_C^m = (X, Y, Z)$, 第 m 个点的投影方程为:

$$\pi_S(X_C^m) = \begin{bmatrix} f_x(X/Z) + c_x \\ f_y(X/Z) + c_y \\ -f_x((X-b)/Z) + c_x \end{bmatrix} \quad (15)$$

$E_{\text{IMU}}(i, j)$ 表示两帧图像 i, j 时间内 IMU 状态的估算误差, 表示如下:

$$E_{\text{IMU}}(i, j) = \rho([e_R^T, e_v^T, e_p^T] \sum_i [e_R^T, e_v^T, e_p^T]^T) + \rho(e_b^T \sum_R e_b)$$

$$e_R = \text{Log}((\Delta R_{ij} \text{Exp}(J_{\Delta b}^g b_g^j))^T R_{BW}^i R_{BW}^j)$$

$$e_v = R_{BW}^i (w v_B^i - w v_B^j - g w \Delta t_{ij}) - (\Delta v_{ij} + J_{\Delta b}^g b_g^j + J_{\Delta b}^g b_a^j)$$

$$e_p = R_{BW}^i (w p_B^i - w p_B^j - w v_B^i - \frac{1}{2} g w \Delta t_{ij}^2) - (\Delta p_{ij} + J_{\Delta b}^g b_g^j + J_{\Delta b}^g b_a^j)$$

$$e_b = b^j - b^i \quad (16)$$

根据 IMU 预积分估计当前帧的位姿, 并在优化中增加约束, 重新采集当前帧的特征点, 提高了位姿估计的准确性。

3.3 后端优化与闭环检测

后端优化过程中以视觉 ORB-SLAM2 为基础, 并同时考虑 IMU 预积分的约束, 实现视觉—惯导 SLAM 的融合优化。为了确保后端优化的可靠性, 滑动窗口 N 取 15, 并使用结合全局地图三维点的滑动窗口进行优化。在滑动窗口内同时优化前 N 帧关键帧的状态估计及 IMU 预积分的约束。构成的目标函数为:

$$\{T_{CW}, X_W, b_a, b_g, v\} = \underset{T_{CW}, X_W, b_a, b_g, v}{\text{argmin}} (E_{\text{VSLAM}} + E_{\text{IMU}}) \quad (17)$$

式中, E_{VSLAM} 为 VSLAM 的误差项。

回环检测的主要目的是判断当前摄像机的位姿是否是曾经到达过的位姿, 同时在进行重定位的时候发挥作用。采用词袋模型 (Bag-of-Words, BoW) 完成回环检测, 用来比较两个图像的相似程度, 将大量的特征点数据转换为离散的“词”, 降低了闭环检测时匹配的运算量。

4 四旋翼飞行平台

实验平台为配备板载微型计算机、双目视觉传

感器和飞行控制板的 CQ-4 旋翼无人机。飞行控制平台部分主要是由 Pixhawk 模块实现, Pixhawk 为一个具有双处理器的飞行控制器。核心处理器为具有强大运算能力的 32 bit STM32F427 微处理器, 采用 Cortex M4 内核, 主频为 168 M; 协处理器 STM32F103 用于监测故障。微型计算机采用 NVIDIA Jetson TX2, 是一款高性能、低功耗的超级计算机模块, 采用 NVIDIA PascalTM 架构。视觉传感器采用的是 ZED 立体相机, 可以支持高分辨率的视频记录和 3D 映射, 可以捕获 110° 广角视频和深度, 深度感知可达 20 米。

板载计算机是由 USB3.0 接口读取 ZED 立体相机输出的左右图像, 并且以 ROS(robot operating system)^[8] 消息主题方式发布。本文提出的视觉—惯导 SLAM 算法通过订阅消息接收数据, 完成整个系统的跟踪、优化、回环与建图^[9]。运动指令由 ROS 主题的形式发布, Pixhawk 飞控接收该数据, 然后传输给电子调速器, 达到对电机的控制目的。系统框架如图 2 所示, 搭建的实验平台如图 3 所示。

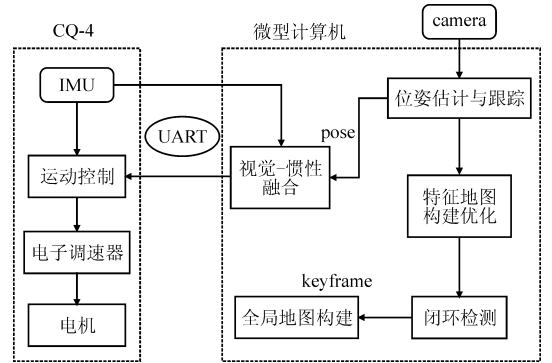


图 2 系统框架图



图 3 四旋翼无人机平台

实验中使用的计算机配置为 Intel i7-8750H、独显 GTX1060 6 G、内存 16 G 和固态硬盘 512 G。所有实验均是采用 C、C++ 编程, 在 Ubuntu 16.04 系统中实现, 使用 CLion 进行整个代码的编写与调

试.用到的开源函数库主要为:Eigen、OpenCV、g2o 等.

5 实验结果分析

5.1 IMU 初始化性能测试

为验证本文算法的稳健性和精度,通过 EuRoC 数据集进行评估,该数据集包含两个场景,共包括 11 个数据序列.通过微型飞行器(micro aerial vehicle, MAV)上的双目摄像机与 IMU 传感器对数据进行采集,并由运动捕获系统记录真实轨迹,适合于评估 VSLAM 与 IMU 融合的系统方案.

采用 EuRoC 数据序列 V101 和 V102 用于 25 s 的初始化,进行对 IMU 初始化算法的测试与评估.初始化运行在 ORB-SLAM2 每次插入关键帧时,并且以每秒 10 帧速率运行序列,这样重复初始化时就不会干扰系统的正常行为.目的是可以分析变量的收敛性,通过初始化算法处理更多的关键帧,即得到更长的轨迹,实验结果如图 4、图 5 所示.从两组实验结果可以看出,在前几秒内由于无人机还没有运动,IMU 的加速度偏差较大.但在 10 s 时间之后,IMU 陀螺、加速度零偏都收敛到了稳定值,确保了 IMU 初始化的可靠性.

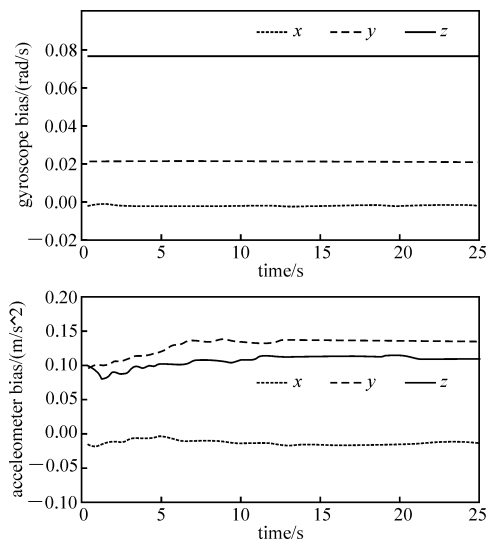


图 4 IMU 初始化结果(数据集 V101)

5.2 算法导航性能验证

在本文的实验条件下,验证 VI-SLAM 的导航性能.将本文算法与纯视觉 SLAM 算法进行对比分析,运行 EuRoC 数据集的数据序列 V101 和 V102,获得各自的估计轨迹与真实轨迹的对比,运行的实验结果如图 6、图 7 所示.图中虚线为真实轨迹,黑线为纯视觉的估计轨迹,灰线为本文 VI-SLAM 的

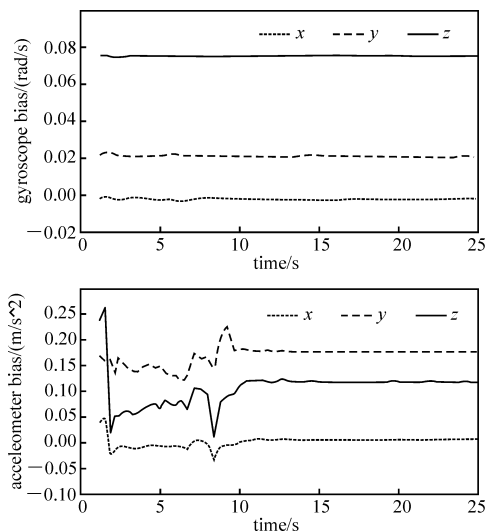


图 5 IMU 初始化结果(数据集 V102)

估计轨迹.从图中可看出,纯视觉 SLAM 运行轨迹与真实值之间误差较大,甚至在特征缺失环境下出现导航失败.相对比,本文算法与真值之间的偏差明显较小,验证了本文算法具有一定的鲁棒性.

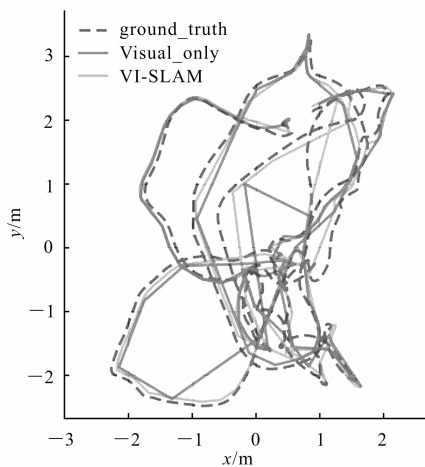


图 6 运行 V101 的轨迹对比

本文使用实验指标 RMSE,即绝对轨迹误差的均方根误差,进行评估估计轨迹相对真实轨迹的偏离程度,公式为(18).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{d_i - f_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (18)$$

对比视觉 SLAM,使用本文算法运行数据序列 V101、V102、V103、V201、V202,并计算估计轨迹与真实轨迹之间的 RMSE,如图 8 所示.本文算法的平均 RMSE 约为纯视觉 SLAM 的 50%,精度提高了 1 倍左右.

将本文算法应用在四旋翼无人机平台上,验证

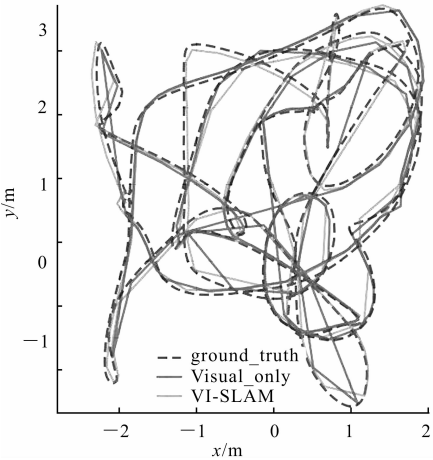


图 7 运行 V102 的轨迹对比

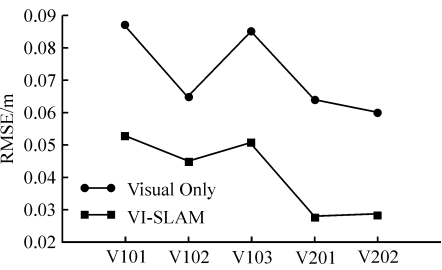


图 8 绝对轨迹误差的对比

本文算法在实际应用中的性能. 无人机的飞行航迹由外部运动捕捉系统 OptiTrack 获取, VI-SLAM 系统实时估计飞行轨迹. 实验结果如图 9 所示, 分别是无人机飞行平台 x 轴、 y 轴和 z 轴随时间的变化曲线, 其中实线为 VI-SLAM 估计轨迹, 虚线为 UAV 实际飞行轨迹. 实验中状态估计线程对每帧图像的处理时间约为 50 ms, 基本可以满足未来实际导航的实时性要求. 整个飞行区域为 $(-2, -2, 0)$ 到 $(5, 5, 3)$, 总的飞行时间约为 120 s.

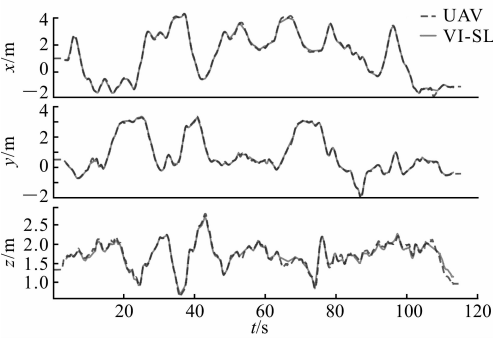


图 9 四旋翼无人机飞行实验

6 结束语

基于非线性优化的紧耦合立体视觉—惯导

SLAM 系统, 相比纯视觉 SLAM 具有更高的鲁棒性和精度. 和单目视觉+IMU 相比较, 不依赖于单目 SLAM 良好的初始化^[10-11]. 此外, 全局地图的构建作为单独的一个线程运行, 满足了无人机导航实时性的需求, 并且通过 EuRoC 数据集验证了本文算法的优良性能. 但是本文算法还未能解决导航环境中动态的障碍物定位问题, 因此利用 IMU 特性进一步提高在动态环境下视觉—惯导 SLAM 的稳健性是下一步要研究工作的重点^[12-13].

参考文献:

[1] LIN H C, LÜ Q, ZHANG Y, et al. The sparse and dense VSLAM: a survey[J]. Robot, 2016, 38(5): 621-631.

[2] ASADI E, BOTTASSO C L. Tightly-coupled stereo vision-aided inertial navigation using feature-based motion sensors[J]. Advanced Robotics, 2014, 28(11): 717-729.

[3] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.

[4] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 796-803.

[5] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Key frame-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization[J]. International Journal of Robotics Research, 2015, 34(3): 314-334.

[6] FURGALE P, REHDER J, SIEGWART R. Unified temporal and spatial calibration for multi-sensor systems[C]//IEEE RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, USA, 2014: 1280-1286.

[7] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 33(1): 1-21.

[8] FERNÁNDEZ E, CRESPO L S, MAHTANI A, et al. Learning ROS for robotics programming[M]. Birmingham: Packt Publishing Ltd, 2013: 35-48.

[9] 高翔, 张涛, 刘毅. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017.

[10] 张朝飞, 罗建军, 龚柏春, 等. 一种复杂多介质环境下的视觉/惯性自适应组合导航方法[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(2): 190-195.

$$\mathbf{G}' = \begin{bmatrix} 1001011001101001 \\ 0101010101010101 \\ 0011001100110011 \\ 0000111100001111 \\ 0000000011111111 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_0' \\ v_1' \\ v_2' \\ v_3' \\ v_4' \end{bmatrix}$$

可见 $\mathbf{G}'$ 为 5×16 阶矩阵, 可知线性分组码的码长 $n = 16$, 信息位长 $k = 5$.

从 $m = \log_2 n = \log_2 16 = 4$ 为整数, 不能判断分析数据未采用 RM 编码.

进一步, 从 $\mathbf{G}'$ 中各行向量 $v_0', v_1', v_2', v_3', v_4'$ 重量均为偶数, 也不能判断分析数据未采用 RM 编码.

由 $k = \sum_{i=0}^r C_m^i$, 代入已知值, $5 = \sum_{i=0}^r C_4^i = C_4^0 + C_4^1 + C_4^2 + C_4^3 + C_4^4$, 可得 $r = 1$.

当假定分析数据采用 RM 编码时, 已确定 $r = 1, n = 16, k = 5, m = 4$. 结合 RM 码生成矩阵特征, 可知 RM 码的生成矩阵

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} 1111111111111111 \\ 0101010101010101 \\ 0011001100110011 \\ 0000111100001111 \\ 0000000011111111 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_0 \\ v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{bmatrix}$$

从 $\mathbf{G}$ 出发, 可知 $v_0' = v_0 + v_1 + v_2 + v_3 + v_4, v_1' = v_1, v_2' = v_2, v_3' = v_3, v_4' = v_4$. 可见 $\mathbf{G}'$ 各行均可从 $\mathbf{G}$ 的行线性组合得到, 据此可判断分析数据采用了 RM 编码, 且其生成矩阵为 $\mathbf{G}$.

5 结束语

本文提出了 RM 码的特征分析方法, 通过线性

变换确定等价系统码的生成矩阵, 从而确定分析码字的码长和信息位长, 结合对码长取值、生成矩阵行向量重量的约束, 可进行是否为 RM 编码的初步判断. 进而假定分析数据采用 RM 编码, 求出 RM 码阶数, 得到 RM 码的生成矩阵, 如等价系统码的生成矩阵可从 RM 码的生成矩阵通过行线性组合得到, 则可确认采用了 RM 编码, 且生成矩阵求解正确.

参考文献:

[1] MULLER D E. Application of Boolean algebra to switching circuit design and to error detection [J]. Transactions of the IRE Professional Group on Electronic Computers, 1954, EC-3(3): 6-12.

[2] ETSI TR 102 580 V1. 1. 1, Terrestrial Trunked Radio (TETRA); Release 2; Designer's Guide; TETRA High-Speed Data (HSD); TETRA Enhanced Data Service (TEDS) [S]. 2007: 54-59.

[3] ARIKAN E. A performance comparison of polar codes and Reed-Muller codes [J]. Communications Letters IEEE, 2008, 12(6): 447-449.

[4] 刘玉君. 信道编码[M]. 郑州: 河南科学技术出版社, 2001: 44-46.

[5] 张永光, 翟绪论. 比特流分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018: 95-98.

[6] 黄丽, 湛稳固, 黄雨佳, 等. 信道编码中交织器的盲识别[J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(10): 103250-2.

作者简介:

张永光 男, (1979-), 硕士, 研究员. 研究方向为通信信号处理. E-mail: 43766435@qq. com.

(上接第 38 页)

[11] 张玉龙, 张国山. 基于关键帧的视觉惯性 SLAM 闭环检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(11): 1777-1787.

[12] 侯荣波, 魏武, 黄婷, 等. 基于 ORB-SLAM 的室内机器人定位和三维稠密地图构建[J]. 计算机应用, 2017, 37(5): 1439-1444.

[13] 赵洋, 刘国良, 田国会, 等. 基于深度学习的视觉 SLAM 综述[J]. 机器人, 2017, 39(6): 889-896.

作者简介:

孙楠 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为无人机视觉-

惯性导航.

裴信彪 男, (1990-), 博士, 助理研究员. 研究方向为多旋翼无人机多传感器的数据融合与控制方法.

王春军 男, (1983-), 硕士, 工程师. 研究方向为自动驾驶和视觉导航.

李继辉 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无人机目标检测.

彭程 女, (1987-), 博士, 助理研究员. 研究方向为微小型无人机自动控制.

白越(通讯作者) 男, (1979-), 博士, 研究员, 博士生导师. 研究方向为微小型无人飞行器动力学与控制.

E-mail: baiy@ciomp. ac. cn.