

改进的单目视觉实时定位与测图方法*

李帅鑫, 李广云, 周阳林, 李明磊, 王 力
(信息工程大学导航与空天目标工程学院 郑州 450052)

摘要:针对经典单目实时定位与测图(SLAM)采用卡尔曼滤波(EKF)滤波和FAST特征角点所存在的非线性误差和鲁棒性较差的问题,提出了一种改进的单目视觉实时定位与测图方法。该方法采用相机中心的迭代EKF(IEKF)滤波方法,将特征点在当前相机坐标系下表达,并在线性化展开点附近迭代更新,不断逼近最优位置,从而最小化线性化误差;针对特征点跟踪的鲁棒性、高效性及分布不均的问题,选用具有尺度和旋转不变性,且探测和匹配效率更高的ORB特征作为特征角点,并采用一种由探测到筛选阶段的整体网格化处理方法;另外,采用特征点逆深度参数化方法,避免了因深度信息未知而导致的局部地图初始化错误问题,并采用1点随机抽样一致方法(RANSAC)滤波更新方法剔除错误的特征匹配,保证滤波估计的准确与稳定。实验采用外符合精度对算法进行评价,结果表明:新方法具有更强的鲁棒性,绝对定位精度提升至2.24 m,误差轨迹比提升至1.3%,且满足实时性要求,是一种实用性较强的单目视觉实时定位与测图方法。

关键词:单目实时定位与测图;ORB;迭代卡尔曼滤波;逆深度;1点随机抽样一致方法

中图分类号: TP242.6 TH76 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Improved monocular simultaneous localization and mapping solution

Li Shuaxin, Li Guangyun, Zhou Yanglin, Li Minglei, Wang Li

(School of Navigation and Aerospace engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: An improved monocular simultaneous localization and mapping method is proposed to solve a series of problems existing in the conventional monocular SLAM system, which is based on the classical EKF filter and FAST corners. To reduce the state estimation error resulting from deviation of expansion point when linearization, the camera-centered iterated EKF is applied to monocular SLAM system, which can minimize linearized error by iterative updating and representing all feature locations in the current camera frame. For robustness and efficiency of tracking features, and a homogeneous distribution of feature points, ORB features, which have the property of fast detection and matching, and invariance to scale and rotation, are selected as the feature points. Moreover, cell division method through detection to selection is applied. And the utilization of inverse depth parameterization for point features can efficiently avoid the problem of scalable ambiguity when map initialization. In addition, 1-point RANSAC approach can ensure the stability and precision of filter by eliminating the wrong feature matching. The performance of system is evaluated by the ground truth. Experiments show that this new method is more robust and precise in comparison with the other monocular SLAM solutions, and meets the real-time processing requirements. The absolute trajectory positioning precision increases to 2.24 m and the mean error over the trajectory increases to 1.3%. To sum up, the proposed method is a practical solution to monocular localization and mapping.

Keywords: monocular simultaneous localization and mapping (SLAM); ORB; iterated extended Kalman filter (IEKF); Inverse depth; 1-point random sample consensus (RANSAC)

0 引言

实时定位与测图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术是移动载体在未知环境下实现自主定位与导航的关键技术。传统的导航定位手段包括卫星导航和惯性导航。基于全球卫星导航系统 (global navigation satellite system, GNSS) 的卫星导航技术在室内、水下等场景下无法使用; 惯性导航系统 (inertial navigation system, INS) 存在严重的误差积累问题, 且高精度的惯性器件价格昂贵, 应用成本较高。而基于视觉传感器的 SLAM 技术具有不依赖外部信号源、自动化程度高、传感器价格低廉的特点, 近年来成为移动载体自主定位与环境感知领域的研究热点。

基于贝叶斯滤波器 (Bayes filter, BF) 理论的滤波方法被广泛应用于 SLAM 问题。其中, 扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 的应用最为广泛^[1]。单目 SLAM 技术是指仅利用运动的单目相机实时采集到的连续影像, 估计相机的运动轨迹并实现场景的三维重建。Davison A. J. 等人^[2]将 EKF 应用于单目 SLAM 中, 提出了基于稀疏 FAST 特征的 MonoSALM 解决方案, 为 SLAM 问题的研究开辟了新的思路。但这一方法存在以下不足: 1) 将地图特征点参数化为笛卡尔坐标系下的三维坐标点, 使得影像序列中视差较小、距离相机较远的特征点并不能很好的以高斯分布的形式在滤波器中表示; 2) EKF 滤波器在 SLAM 中的收敛性和一致性问题; 3) 线性化展开点偏差引起的线性化误差问题; 4) 局部特征的探测问题, MonoSLAM 选用的 FAST 角点不具备仿射不变性, 在相机运动过程中难以连续追踪, 无法保证系统的准确性和鲁棒性。

针对问题 1), Civera J 等人^[3]提出了逆深度的特征点参数化方法, 可以很好地解决这一问题, 也成为解决尺度不确定时地图初始化问题的最优方法。针对问题 2), Huang S 等人^[4]指出基于 EKF 的 SLAM 产生对状态向量不确定性低估这一不一致性问题的主要原因是 SLAM 问题中对环境特征点的不完全观测, 使得不能被连续追踪的点将从滤波器中剔除; 为改善 EKF 的不一致性, Lourenco P 等人^[5]提出传感器中心 EKF 方法 (sensor-centered EKF, SC-EKF), 将地图特征表示为当前传感器坐标系下的坐标点, 并证明了这种方法具有更好的一致性; 韩萍等人^[6]提出单形无迹求积卡尔曼滤波方法, 一定程度改善了一致性问题。针对收敛性问题, Carlone L 等人^[7]采用李群 SO3 表示相机姿态, 得到了收敛性更好且精度更高的状态估计结果。针对问题 3), 迭代 EKF (iterated EKF, IEKF) 通过在线性化展开点不断迭代找到线性化最优工作点, 从而减小线性化误差; 徐元等人^[8]将 IEKF 应用于多传感器组合导航系统数据融合滤波, 较 EKF 精度显著提升; Bourmaud

G 等人^[9-10]将欧氏空间下的 IEKF 扩展到李群, 提出李群 IEKF (iterated extended Kalman filter on lie groups, LG-IEKF), 并阐述了 IEKF 与优化方法的内在联系, 从收敛性和非线性误差两方面同时提升滤波器性能, 但该方法仍处于理论研究数据仿真阶段, 缺乏实用价值; 针对问题 4) 局部特征的选取问题, 也是稀疏特征 SLAM 研究的一个重要部分。局部特征包括加速分割检测特征 (features from accelerated segment, FAST)、尺度不变特征 (scale-invariant feature transform, SIFT)、加速鲁棒特征 (speeded up robust features, SURF) 和改进了基于二进制描述符的二进制鲁棒独立基础特征 (binary robust independent element feature, BRIEF) 定向旋转特征的 ORB (oriented FAST and BRIEF) 特征^[11]。赵立坤等人^[12]和李海洋等人^[13]提出的视觉里程计中分别选用 SIFT 和 SURF 特征, 但这两种特征的探测会消耗大量计算资源, 不适合用于实时解算的 SLAM 系统。Rublee E 等人^[14]提出的 ORB 特征是 FAST 特征的一种改进, 它不仅探测速度快, 且具有旋转和尺度不变性, 在很多场景下配准正确率与 SURF 角点相当甚至更优, 更符合 SLAM 系统的要求。

本文针对基于滤波方法的单目 SLAM 所存在的问题, 提出了一种优化的单目相机实时定位与测图方法。该方法采用 IEKF 滤波算法为理论框架, 以优化 EKF 的收敛性, 减小线性化误差。采用旋转四元数描述相机姿态, 用逆深度参数化方法表示地图特征。在特征追踪阶段, 选择具有尺度和旋转不变性的 ORB 特征, 并采用 1 点随机抽样一致方法 (random sample consensus, RANSAC) 剔除错误匹配。最后实现了单目相机在未知环境下实时的自主定位与环境表达。另外, 研究滤波方法在单目 SLAM 中的应用, 对多传感器数据融合算法的研究和多传感器组合定位系统的集成具有启发意义。

1 系统概述

图 1 所示为本文所提出的改进单目 SLAM 方法的整体框架, 可分为基于 IEKF 的滤波处理、特征点的追踪与配准和地图点管理 3 个部分。

相机中心 IEKF 滤波方法遵循通用 EKF (general EKF, G-EKF) 框架^[15]是整个系统的核心。主要任务是完成上一时刻的状态向量和协方差阵到当前时刻的更新, 即获得相机的运动轨迹和三维的稀疏特征点地图。

特征点的追踪与处理主要包括当前帧特征点的探测, 探测到的特征点与滤波器状态向量中特征点的匹配, 对错误匹配的消除等任务。追踪特征选用 ORB 特征, 为保证提取的特征点均匀、平坦的分布于图像内, 采用网格化处理方法对其进行筛选。对所有匹配点的筛选采用 1 点 RANSAC 方法。

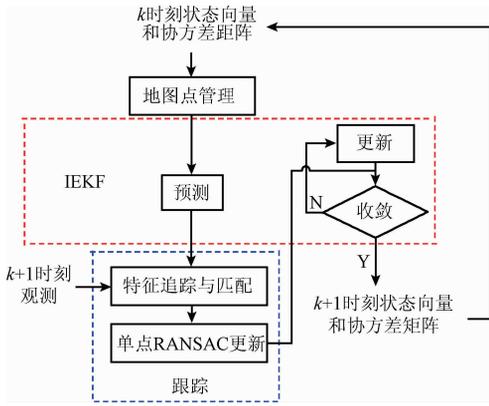


图 1 单目 SLAM 系统原理

Fig. 1 Block diagram of monocular SLAM system

地图点管理的主要任务包括初始化新的特征点、删除追踪不到的特征点、更新特征点相关信息、将特征点插入稀疏特征地图等。当某一特征点将从滤波器的状态向量中被删除时,若该特征点深度值确定,即存在视差较大的两帧影像可三角化出该特征点的深度值,则将特征点添加到局部地图中。

2 相机中心 IEKF 位姿估计方法

2.1 问题描述

基于 G-EKF 框架的 SLAM 是根据给定的传感器运动模型和传感器观测模型,对传感器位姿和所有观测到的特征点位置进行估计。在相机中心 IEKF 中, k 时刻的状态向量可以参数化为一个多维的高斯分布 $\mathbf{x}_k \sim N(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{P}_k)$, k 时刻的全状态向量估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 包含相机的位置 \mathbf{r}_k^{WC} 、相机的姿态 \mathbf{q}_k^{WC} 、相机运动的线速度 \mathbf{v}_k^W 、角速度 $\boldsymbol{\omega}_k^C$ 以及 n 个特征点 $\hat{\mathbf{y}}_k$ 。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = (\mathbf{r}_k^{WC} \ \mathbf{q}_k^{WC} \ \mathbf{v}_k^W \ \boldsymbol{\omega}_k^C \ \hat{\mathbf{y}}_k)^T \quad (1)$$

式中: $\hat{\mathbf{y}}_k = (\hat{\mathbf{y}}_k^1 \ \cdots \ \hat{\mathbf{y}}_k^n)^T$, 初始参数化为逆深度,若满足转换阈值则将其转换为笛卡尔坐标系下的三维坐标点。文献[3]对特征点逆深度参数化方法进行了详细推导,这里直接给出结论,滤波器状态向量中第 i 个特征点采用笛卡尔坐标参数化方法可以描述为:

$$\hat{\mathbf{y}}_k^i = (X^W \ Y^W \ Z^W)^T \quad (2)$$

式(2)表示该点在大地坐标系下的三维坐标。其逆深度参数化表达为:

$$\hat{\mathbf{y}}_k^i = (\hat{x}_i \ \hat{y}_i \ \hat{z}_i \ \hat{\theta}_i \ \hat{\phi}_i \ \hat{\rho}_i)^T \quad (3)$$

式中: $(\hat{x}_i \ \hat{y}_i \ \hat{z}_i)^T$ 表示第 1 次观测到该特征点的相机位置; $\hat{\theta}_i$ 表示方位角,即第 i 个特征点与第 1 次观测到该特征时的相机光心的连线与当前相机坐标系 z 轴正向的夹角; $\hat{\phi}_i$ 表示连线与 XOZ 平面的夹角; $\hat{\rho}_i$ 表示特征点到

相机深度值 \hat{d}_i 的倒数,即 $\hat{\rho}_i = 1/\hat{d}_i$ (见图 2)。逆深度与三维坐标存在转换关系:

$$\begin{pmatrix} X^W \\ Y^W \\ Z^W \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ \hat{z}_i \end{pmatrix} + \frac{1}{\hat{\rho}_i} \mathbf{m}(\hat{\theta}_i, \hat{\phi}_i) \quad (4)$$

$$\mathbf{m}(\hat{\theta}_i, \hat{\phi}_i) = (\cos \hat{\phi}_i \sin \hat{\theta}_i \quad -\sin \hat{\phi}_i \quad \cos \hat{\phi}_i \cos \hat{\theta}_i)^T \quad (5)$$

式中:函数 $\mathbf{m}(a, b)$ 返回连线方向的单位向量。

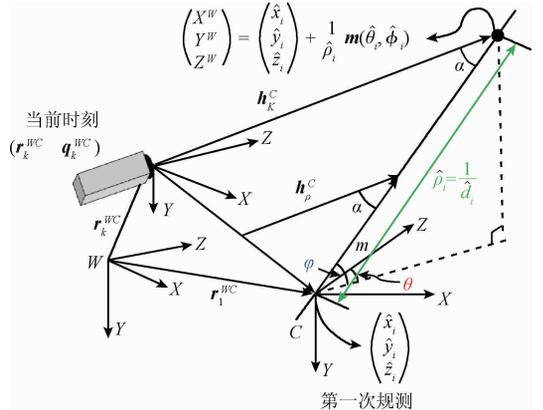


图 2 逆深度参数化示意图

Fig. 2 Schematic diagram of inverse depth parameterization

2.2 状态预测

1) 运动模型

状态预测是根据相机运动模型及 k 时刻状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_{klk}$ 和协方差阵 \mathbf{P}_{klk} 的估计值,预测 $k+1$ 时刻的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_{k+1k}$ 和 \mathbf{P}_{k+1k} 。相机运动模型采用恒速运动模型,即相机以固定角速度和线速度运动:

$$f(\mathbf{x}_k) = \begin{pmatrix} \mathbf{r}_k + \mathbf{v}_k \Delta t \\ \mathbf{q}_k \times \boldsymbol{\omega}_k \Delta t \\ \mathbf{v}_k \\ \boldsymbol{\omega}_k \end{pmatrix} \quad (6)$$

2) 状态预测

状态向量和协方差阵的预测过程:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k+1k} = f(\hat{\mathbf{x}}_{klk}) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k+1k} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{klk} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\Phi} \mathbf{G}_k^T \quad (8)$$

若将状态向量不确定度描述为 $\mathbf{x}_{k+1k} = \bar{\mathbf{x}}_{k+1k} \oplus \mathbf{e}$, 表示估计的状态向量与真实的状态向量之间存在一个与状态向量维数相同的误差向量 \mathbf{e} , 符号 \oplus 表示状态空间上的一种连续映射,其逆运算为 \ominus 。速度噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 满足 $\boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \boldsymbol{\Phi})$, $\boldsymbol{\Phi}$ 为速度噪声的协方差阵。则 $\mathbf{F}_k = \frac{\partial(f(\hat{\mathbf{x}}_{klk} \oplus \mathbf{e}, 0) \ominus f(\hat{\mathbf{x}}_{klk}, 0))}{\partial \mathbf{e}} \Big|_{\mathbf{e}=0}$, 即状态噪声在运动模型下的误差传播对状态噪声的雅克比矩阵; $\mathbf{G}_k =$

$\left. \frac{\partial(f(\hat{\mathbf{x}}_{klk}, \boldsymbol{\varepsilon}) \ominus f(\hat{\mathbf{x}}_{klk}, \boldsymbol{\varepsilon}))}{\partial \boldsymbol{\varepsilon}} \right|_{\boldsymbol{\varepsilon}=0}$, 即速度噪声在运动模型

下的误差传播对速度噪声的雅克比矩阵; 需要指出, 在预测阶段, 不将状态向量中的地图特征点转换到预测的相机坐标系下, 因为此时相机位姿估计并不准确, 对应的协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 较大, 在状态更新后再进行变换可以减小线性化误差。因此, 在状态预测步骤, 仅计算相机状态所

对应的雅克比矩阵, 即 $\mathbf{F}_k = \begin{pmatrix} \mathbf{F}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix}$, $\mathbf{G}_k = \begin{pmatrix} \mathbf{G}_k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$ 。

2.3 状态更新

1) 观测模型

单目相机的观测模型即完成空间三维坐标系、相机坐标系与像平面坐标系的相互转换。由于参数化方式不同, 特征点空间坐标系到相机坐标系的转换有所不同(见图2)。对笛卡尔坐标系参数化的特征点:

$$\mathbf{h}_k^C = \mathbf{R}^{CW} \begin{pmatrix} X^W \\ Y^W \\ Z^W \end{pmatrix} - \mathbf{r}^{WC} \quad (9)$$

即空间坐标系到相机坐标系的刚体变换。对逆深度参数化的特征点:

$$\mathbf{h}_k^C = \mathbf{R}^{CW} \left(\hat{\rho}_i \begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ \hat{z}_i \end{pmatrix} - \mathbf{r}^{WC} \right) + \mathbf{m}(\hat{\theta}_i, \hat{\phi}_i) \quad (10)$$

再将特征点由相机坐标系转换到像平面坐标系:

$$\mathbf{h}_k = \begin{pmatrix} f_x(x_k^p + \Delta u) + u_0 \\ f_y(y_k^p + \Delta v) + v_0 \end{pmatrix} \quad (11)$$

镜头畸变模型^[16]:

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} \Delta u \\ \Delta v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta u_r \\ \Delta v_r \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta u_i \\ \Delta v_i \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \Delta u_r \\ \Delta v_r \end{pmatrix} = (k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \begin{pmatrix} x_k^p \\ y_k^p \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \Delta u_i \\ \Delta v_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2p_1 x_k^p y_k^p + p_2 (r^2 + 2x_k^{p2}) \\ p_1 (r^2 + 2y_k^{p2}) + 2p_2 x_k^p y_k^p \end{pmatrix} \end{cases} \quad (12)$$

式(9)~(12)即为单目相机观测模型 $h(\mathbf{x}_k)$ 。其中, 参数 $\{f_x, f_y, u_0, v_0, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2\}$ 为相机内参, $r^2 = (x_k^p)^2 + (y_k^p)^2$, $(x_k^p, y_k^p) = \begin{pmatrix} \mathbf{h}_k^C(x) \\ \mathbf{h}_k^C(z) \end{pmatrix}$ 。当深度 $\hat{z}_i \rightarrow \infty$

时, 式(10)化简为 $\mathbf{h}_k^C \approx \mathbf{R}^{CW} \mathbf{m}(\hat{\theta}_i, \hat{\phi}_i)$, 即量测方程仅提供特征点的方位信息, 体现了逆深度参数化方法在深度估计值不确定时的优越性。

2) 状态更新

状态向量和协方差阵的更新过程为:

$$\mathbf{S}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1}^l \mathbf{P}_{k+1|k} (\mathbf{H}_{k+1}^l)^T + \boldsymbol{\Psi} \quad (13)$$

$$\mathbf{K}_{k+1|k} = \mathbf{P}_{k+1|k} (\mathbf{H}_{k+1}^l)^T \mathbf{S}_{k+1}^{-1} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\delta}^l = h(\bar{\mathbf{x}}_{k+1|k}) - \mathbf{z}_{k+1} \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l = \bar{\mathbf{x}}_{k+1|k} \oplus \mathbf{K}_{k+1|k} \boldsymbol{\delta}^l \quad (16)$$

式中: 观测噪声 $\boldsymbol{\psi}$ 满足 $\boldsymbol{\psi} \sim N(0, \boldsymbol{\Psi})$, $\boldsymbol{\Psi}$ 为速度噪声的协方差阵。上标 l 为迭代次数, 当 $l=0$ 时, $\mathbf{H}_{k+1}^0 = \left. \frac{\partial(h(\bar{\mathbf{x}}_{k+1|k} \oplus \mathbf{e}, 0))}{\partial \mathbf{e}} \right|_{\mathbf{e}=0}$, 即状态误差在观测模型下的误差传播对状态误差的雅克比矩阵; \mathbf{z}_{k+1} 为观测量。

2.4 迭代更新

为减小 EKF 线性化时引入的泰勒展开截断误差和线性化展开点偏差, 采用迭代更新逼近非线性系统的 IEKF。迭代更新时将一步更新的结果 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^0$ 作为新的状态向量估计值:

$$\boldsymbol{\delta}^l = h(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{l-1}) - \mathbf{z}_{k+1} \quad (17)$$

$$\mathbf{H}_{k+1}^l = \left. \frac{\partial(h(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{l-1} \oplus \mathbf{e}, 0))}{\partial \mathbf{e}} \right|_{\mathbf{e}=0} \quad (18)$$

将式(17)、(18)并代入式(13)~(16)迭代计算 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l$, 直到迭代收敛, 得到:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^l) \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (20)$$

3 特征追踪与数据关联方法

3.1 ORB 特征提取

ORB 特征是 FAST 特征探测与 BRIEF 特征描述的优化与结合, 具有旋转不变性, 在一定范围内具有尺度不变性, 且采用二进制串特征特征, 匹配速度很快, 完全满足实时要求, 在很多应用场景下都可以获得较好的匹配效果。文献[12]指出特征点在图像中的分布对相机相对运动估计有很大的影响, 特征点在图像上分布的越均匀, 位姿估计越准确。

为保证 ORB 特征分布足够均匀, 结合文献[17]提出的格网化处理方法优化 ORB 的探测。首先, 对每一层特征金字塔均进行网格划分, 并保证每个网格中至少包含 5 个 FAST 角点, 若未探测到任何角点, 则改变探测阈值重新探测。而后将各层特征金字塔内找到的所有角点添加为该帧图像的特征点。最后计算各个特征角点的方向和 ORB 描述子, 如图 3 所示。

基于滤波的 SLAM 复杂度随滤波器状态向量内特征点个数成指数上升, 因此往往采用随机采样的方式从所有特征点中随机选取。随机采样时首先对图像进行网格划分, 而后从各个栅格内分别采样, 从而保证滤波器内特征点的均匀分布。

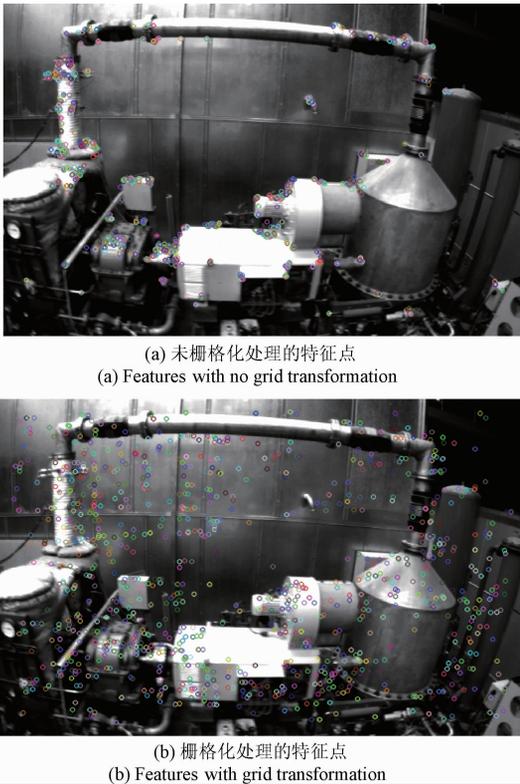


图 3 ORB 特征点分布对比

Fig. 3 Distribution comparison of ORB features

3.2 1 点 RANSAC 更新

ORB 特征虽然匹配速度足够快,但误匹配率较 SIFT 而言更高。错误的匹配将导致位姿估计错误,因此,对错误匹配进行筛选十分必要。结合 IEKF 的迭代思想,采用 1 点 RANSAC 更新得到的状态向量和协方差矩阵估值作为迭代的初值。1 点 RANSAC 算法状态假设的建立文献[18]中已进行了深入阐述。由 RANSAC 假设结束判断式(21)可以看出,假设检验次数随求解假设模型的匹配点个数增加而增加。

$$n_{hyp} = \frac{\log(1-p)}{\log[1-(1-e)^m]} \quad (21)$$

式中: n_{hyp} 为假设检验次数, p 为在所有检验中至少一次不存在错配的概率, e 为外点的比例, m 为匹配个数。当采用 1 点 RANSAC 时 $m = 1$, 检验次数大大缩减,保证了系统运行效率。其主要步骤分为低新息内点的筛选与滤波器部分更新和高新息内点的筛选与滤波器部分更新两步。

1) 低新息内点的筛选与滤波器部分更新

对每一次检验,首先从 k 到 $k+1$ 时刻的所有匹配中随机选取一个 z_{k+1}^i , 并将该观测代入式(13)~(16)计算状态假设向量 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{hyp}$ 。之后利用 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{hyp}$ 估计所有匹配

点在当前相机位姿下预测的观测值,并与实际观测对比,依次判断各个特征点是否为 z_{k+1}^i 的内点。根据得到的内点个数更新检验次数,决定是否终止检验。最后,所有内点组成 z_{k+1}^{low} , 带入滤波器更新状态向量得到 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{low}$ 。

2) 高新息内点的筛选与滤波器部分更新

对于剩余的匹配点,一部分是错误匹配,但也存在一些深度估计不确定,或距离相机较近受相机位姿估计偏差影响较大的正确匹配。根据低新息内点的部分更新,可将这些正确匹配重新筛选出来。首先根据 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{low}$ 重新计算剩余匹配点在当前状态下预测的观测值 \mathbf{h}_i 和雅克比矩阵 \mathbf{H}_i , 而后代入式(20)、(13)依次计算各匹配点预测观测值的协方差阵 \mathbf{S}_i , 根据 $(z - \mathbf{h})^T \mathbf{S}_i^{-1} (z - \mathbf{h}) < \chi_{2,0.01}^2$ 判断是否为高新息内点。最后,组成 z_{k+1}^{high} 状态更新得到 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^0$, 完成 IEKF 迭代前的准备计算。

4 实验分析

4.1 实验介绍

为验证本文提出的改进的单目 SLAM 方法,选用 RAWSEEDS^[19] 开源数据集对文献[18]中所采用的 EKF 单目 SLAM 算法、文献[13]中采用的基于 SURF 角点的 EKF 单目 SLAM 方法及本文的改进算法进行比较与评价。将解算得到的相机位姿估值与数据集给出的参考轨迹比较,采用外符合精度评价方法:

$$e_k = \sqrt{(\mathbf{r}_k^W - \mathbf{r}_k^{GPS})(\mathbf{r}_k^W - \mathbf{r}_k^{GPS})^T} \quad (22)$$

式中: e_k 为 k 时刻相机位置估计偏差, \mathbf{r}_k^{GPS} 为 k 时刻相机的卫星定位系统(Global Positioning System, GPS)参考位置, \mathbf{r}_k^W 为估计的相机位置在世界坐标系下的坐标。需要指出的是, \mathbf{r}_k^W 所定义的局部世界坐标系是相机起始位置所在的坐标系 $\mathbf{r}_k^{C_0}$, 与参考坐标所定义的坐标系存在刚体变换关系。

$$\mathbf{r}_k^W = \mathbf{R}_k^{C_0C} \mathbf{r}_k^C = s(\mathbf{R}_0^C)^{-1} (\mathbf{r}_k^{GPS} - \mathbf{r}_0^C) \quad (23)$$

式中: $\mathbf{R}_k^{C_0C}$ 为 k 时刻相机坐标系与初始时刻相机坐标系的旋转矩阵, \mathbf{R}_0^C 、 \mathbf{r}_0^C 表示 GPS 坐标系到初始时刻相机坐标系的旋转矩阵和平移向量, s 表示尺度因子。

RAWSEEDS 数据集采用多传感器组合平台进行数据采集,如图 4(a)所示,以 1 m/s 的速度平稳运动,同时用 GPS 给出平台的参考轨迹。数据采集环境为静态的室外环境,如图 4(b)~(c)所示,相机采用 Unibrain Fire-I,并给出相机的内参及相机和天线的安置参数,相机拍摄频率 30 Hz,图像为 320×240 的 RGB 图像,实验选取其中 6 900 帧约 175 m 的数据,采用 C++ 程序进行处理(见图 4(b)~(d)),其中圆表示低新息内点,方框表示高新息内点。

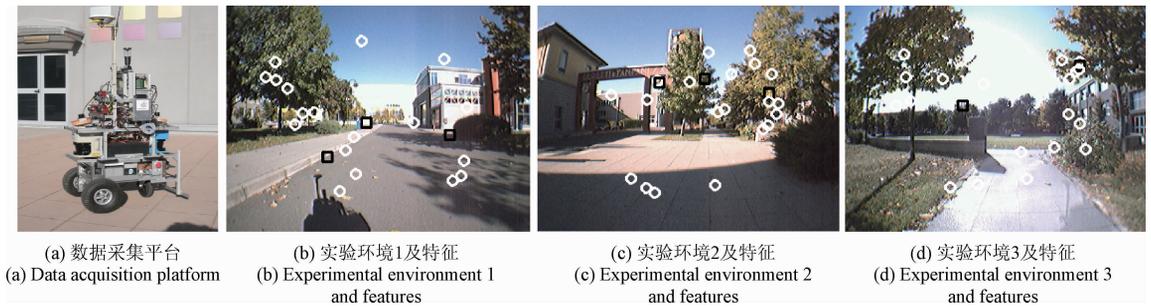


图4 实验环境及特征点示意图

Fig.4 The experimental environment and detected features

4.2 精度分析

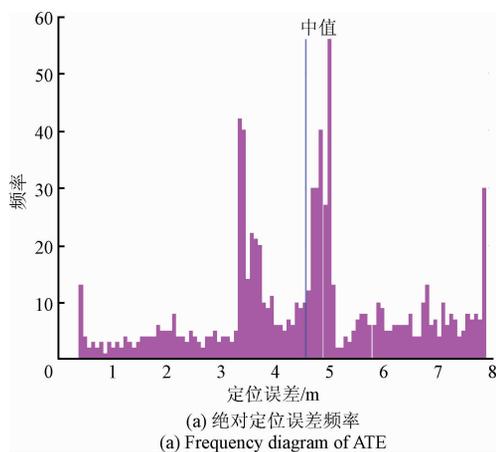
通过对绝对路径误差 (absolute trajectory error, ATE) 和相对位姿误差 (relative pose error, RPE) 的分析对两种方法的性能进行评估。

表1所示为两种方法的平均定位误差、最大误差、平均轨迹误差与路径比及数据处理时间;图5~7所示为3种方法的 ATE 和 RPE 示意图,分别表示:1) ATE 与频次的关系,ATE 的值舍入后以 0.1 为一组;2) 不同时刻水平方向的 ATE,空白部分为 GPS 信号失锁的位置;3) 不同时刻对上一时刻的相对姿态偏差和相对位置偏差,对应帧间相机位姿的旋转和平移。

表1 定位结果

Table 1 Positioning results

方法	平均 误差/m	最大 误差/m	平均误差 轨迹比/%	处理 时间/s
EKF-SLAM ^[18]	4.55	7.90	2.6	201.64
SURF EKF-SLAM ^[13]	2.83	8.05	1.6	291.92
改进的 SLAM	2.24	4.43	1.3	227.35



(a) 绝对定位误差频率
(a) Frequency diagram of ATE

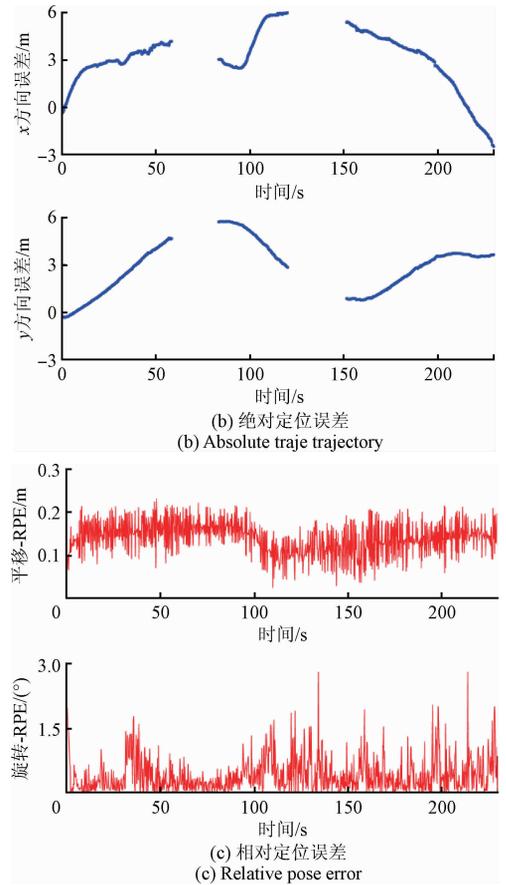


图5 文献[18]中单目 SLAM 方法 ATE 和 RPE
Fig.5 ATE and RPE of monocular SLAM method
in Ref. [18]

由表1可以看出,本文所提出的改进的单目 SLAM 精度高于文献[18]中基于 FAST 角点和 1 点 RANSAC 的 EKF 单目 SLAM,在 175 m 的轨迹内整体精度提升 2.31 m,误差轨迹比由 2.6% 提升一倍至 1.3%;但由于 IEKF 迭代方法的影响,整体数据处理时间略有下降,累

计时间减缓 25.71s,可见精度的提升对运算时间稍有影响,但仍小于数据采集总时长 230 s,因此符合实时处理的要求;本文所提方法较文献[13]中基于 SURF 角点和 1 点 RANSAC 的 EKF 单目 SLAM 方法精度略微提升 0.59 m;通过对比两种方法,发现文献[13]中方法定位精度提升 1.72 m,误差轨迹比提升 1.0%,说明 SURF 角点的鲁棒性要明显优于 FAST 角点,配准成功率更高保证位姿估计结果更准确;但 SURF 角点的探测与配准消耗大量时间,总处理时间较其余两种方法减缓 45% 和 28%,达 291.92 s,远大于数据采集时间,因此不能作为

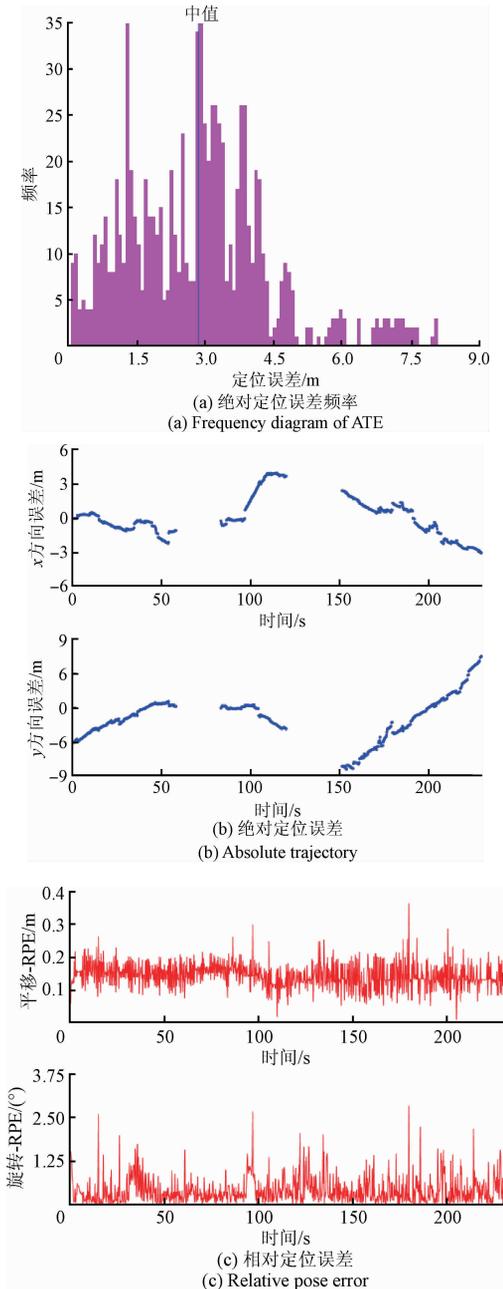


图 6 文献[13]中单目 SLAM 方法 ATE 和 RPE
Fig.6 ATE and RPE of monocular SLAM method in Ref. [13]

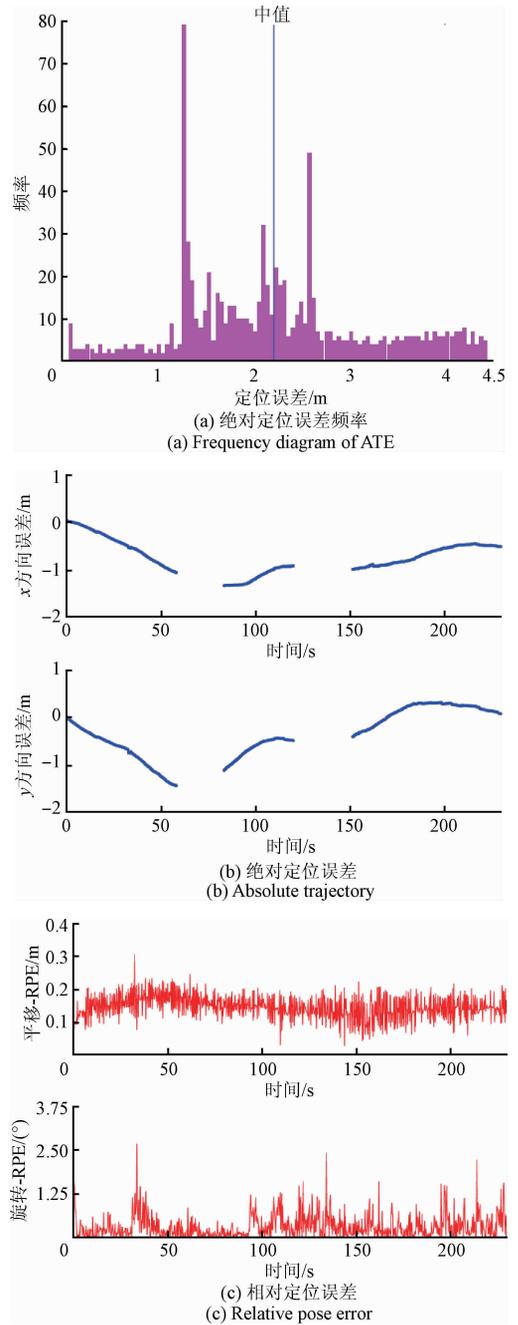


图 7 优化的单目 SLAM 方法 ATE 和 RPE 示意图
Fig.7 ATE and RPE of Improved monocular SLAM method

实时处理方案;同时可以看出 IEKF 迭代对时间的消耗远小于特征探测与配准对时间的消耗,说明特征角点高效、准确的探测与配准是实时处理的关键所在。由图 5 可以看出,尽管绝对路径误差达到 m 级,但相对位姿误差较小,说明定位精度受到误差积累的影响。3 种方法的相对平移精度整体在 0.2 m 以内,但本文所提出的基于 ORB 角点的改进单目 SLAM 方法和基于 SURF 角点的 SLAM 方法相对旋转精度更高,整体较文献[19]中方法

提升了约 0.3° 。即3种方法的相对平移精度一致时,旋转偏差越小,整体ATE越小,精度越高。对相机位姿的估计,本质上就是一个不断计算坐标系转换关系的过程,以上结果说明其转换精度受旋转影响更大,当相对旋转的精度提升时,ATE也将大大提升。因此可以推测,将相机与IMU等可以测量相对运动姿态的传感器组合,对姿态估计附加观测约束,可以得到更为准确的运动轨迹估计。

5 结 论

本文针对基于EKF的单目SLAM存在的问题提出了一种基于IEKF和ORB特征的改进单目SLAM方法。该方法通过不断配准相邻帧的ORB特征,实时估计相机运动状态并建立稀疏的局部地图。采用1点RANSAC方法进行滤波更新,并作为初值代入IEKF滤波器估计相机相对运动,从而避免了特征的错配并减小了EKF的线性化误差;采用逆深度的参数化方法表示地图点,克服了单目SLAM的尺度不确定性问题;另外,采用一种整体栅格化ORB特征提取方法,保证了特征点在图像内的均匀分布。实验结果表明,本文所提出的改进单目SLAM方法的相对位姿估计更加准确,有效降低了轨迹漂移的速率,整体轨迹精度提升至2.24 m,误差轨迹比提升至1.3%,且满足实时性要求。同时通过实验分析可以推测,利用姿态测量传感器为姿态估计结果附加观测约束,可以抑制轨迹随时间的发散,对下一步开展基于滤波方法的多传感器数据融合研究具有启发作用。

利用单目视觉传感器及系数特征进行自主定位具有环境鲁棒性强、传感器成本低廉等优势,也同样存在着轨迹发散、特征提取易出现问题、深度信息未知、构建的地图稀疏不直观等诸多问题。因此采用多传感器数据融合方法将是下一步的研究重点。结合惯性设备等可以对相对位姿进行量测的传感器和激光扫描仪等可以获得环境稠密点云的传感器,将能更好地解决复杂环境下移动载体的自主运动及环境建模工作。

参考文献

- [1] 任沁源,李平. 结合视觉里程计的微小型空中机器人SLAM研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(2): 475-480.
REN Q Y, LI P. The SLAM combining with visual odometry for small-scale aerial robots [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(2):475-480.
- [2] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(6):1052-1067.
- [3] CIVERA J, DAVISON A J, MONTIEL J M M. Inverse depth parametrization for monocular SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5):932-945.
- [4] HUANG S, DISSANAYAKE G. Convergence and consistency analysis for extended Kalman filter based SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(5):1036-1049.
- [5] LOURENCO P, GUERREIRO B J, BATISTA P, et al. Simultaneous localization and mapping for aerial vehicles: A 3-D sensor-based GAS filter[J]. Autonomous Robots, 2016, 40(5):881-902.
- [6] 韩萍,桑威林,石庆研. 一种新型非线性卡尔曼滤波方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(3):632-638.
HAN P, SANG W L, SHI Q Y. Novel nonlinear Kalman filtering method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(3):632-638.
- [7] CARLONE L, MACCHIA V, BONA F T B. Quaternion-based EKF-SLAM from relative pose measurements: Observability analysis and applications [J]. Robotica, 2015, 33(6):1250-1280.
- [8] 徐元,陈熙源. 面向室内行人的Range-only UWB/INS紧组合导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2115-2121.
XU Y, CHEN X Y. Range-only UWB/INS tightly-coupled integrated navigation method for indoor pedestrian [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9):2115-2121.
- [9] BOURMAUD G, MEGRET R, GIREMUS A, et al. Global motion estimation from relative measurements using iterated extended Kalman filter on matrix Lie groups[C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2015:3362-3366.
- [10] BOURMAUD G, MEGRET R, GIREMUS A, et al. From intrinsic optimization to iterated extended Kalman filtering on lie groups [J]. Journal of Mathematical Imaging & Vision, 2016, 55(3):284-303.
- [11] FRAUNDORFER F, SCARAMUZZA D. Visual odometry: Part II: Matching, robustness, optimization, and applications [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(2):78-90.
- [12] 赵立坤,武二永,郭燧平,等. 基于概率选取随机特征点的单目视觉SLAM方法[J]. 机器人, 2010, 32(5):642-646.
ZHAO L K, WU ER Y, GUO Y P. Visual monocular SLAM based on probabilistic selection of random feature points[J]. Robot, 2010, 32(5):642-646.
- [13] 李海洋,李洪波,林颖,等. 基于Kinect的SLAM方法[J]. 中南大学学报:自然科学版, 2013,44(增刊2):

28-32.

LI H Y, LI H B, LIN Y. Method of SLAM with Kinect[J]. Journal of Central South University :Science and Technology, 2013,44(Suppl. 2):28-32.

- [14] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2012: 2564-2571.
- [15] ZHANG T, WU K, SONG J, et al. Convergence and Consistency Analysis for a 3-D Invariant-EKF SLAM[J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2017, 2(2): 733-740.
- [16] 曹佃生. 广角镜头畸变测量及校正方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015,29(8):1210-1215.
CAO D SH. Distortion measurement and correction method of wide-angle lens [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015,29(8): 1210-1215.
- [17] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDÓS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5):1147-1163.
- [18] CIVERA J, GRASA O G, DAVISON A J, et al. 1-Point RANSAC for extended Kalman filtering: Application to real-time structure from motion and visual odometry[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(5):609-631.
- [19] FONTANA G, MATTEUCCI M, SORRENTI D G. Rawseeds:

Building a benchmarking toolkit for autonomous robotics[J]. Springerbriefs in Applied Sciences & Technology, 2014(7):55-68.

作者简介



李帅鑫(通讯作者),2015 年于中南大学获得学士学位,现为信息工程大学硕士研究生,主要研究方向为多传感器组合导航,实时定位与测图技术。

E-mail:lsx_navigation@sina.com

Li Shuaxin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Central South University in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Information Engineering University. His main research interests include multi-sensor integrated navigation technology and simultaneous localization and mapping technology.



李广云,1987 年于郑州测绘学院获得硕士学位,现为解放军信息工程大学教授、博士生导师,主要研究方向为精密工程与工业测量、导航应用及导航定位与位置服务。

E-mail:guangyun_li@163.com

Li Guangyun received his M. Sc. degree from Zhengzhou Institute of Surveying and Mapping in 1987. Now he is a professor and doctoral supervisor in School of Navigation and Aerospace Engineering, Information Engineering University. His main research interests include precise engineering and industry measurement, navigation and location services and applications.