

基于多传感器融合的无人舰载机舰面定位研究

侯鹏帅¹, 周大鹏², 杨大鹏², 陈杰¹

(1. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819;

2. 中国航空工业集团有限公司 沈阳飞机设计研究所, 辽宁 沈阳 110035)

摘 要: 无人舰载机在航母舰面的自主定位是实现自主转运、提高驶入/驶出效率的重要前提。其中, 如何依靠机载传感设备实现GPS拒止环境下的舰载机自主舰面定位是亟待解决的关键技术。为此, 提出了一种基于视觉和激光雷达融合的无人舰载机舰面自主定位算法。该算法通过结合手眼标定和互信息标定方法进行多传感器在线标定, 使无人舰载机在面对风浪及航母运行等情况下机身摇晃导致传感器外参标定结果变化后仍能保持稳定运行; 引入因子图用于无人舰载机的多传感器位姿联合优化并基于自主转运过程中的运动模型建立了简单高效的传感器失效标准, 从而有效地融合了激光雷达和视觉定位结果, 使该算法在单个传感器失效的情况下依然可以进行精确的自主定位; 最后建立了基于多传感器的舰载机舰面仿真系统对本文算法进行验证, 实验结果表明, 本文算法在单个传感器失效的情况下定位误差仍维持在0.2 m以内, 满足实际应用要求。

关键词: 无人舰载机; 多传感器融合; 自主定位; 在线标定; 舰面仿真

中图分类号: V 249.32+8 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)01-0001-10

Research on Positioning of Unmanned Carrier-Based Aircraft Based on Multi-sensor Fusion in Ship's Surface Environment

HOU Peng-shuai¹, ZHOU Da-peng², YANG Da-peng², CHEN Jie¹

(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. Shenyang Aircraft Design & Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Ltd., Shenyang 110035, China. Corresponding author: CHEN Jie, E-mail: chenjie@me.neu.edu.cn)

Abstract: The autonomous positioning of unmanned carrier-based aircraft on the aircraft carrier is an important prerequisite for realizing autonomous transfer and improving the efficiency of entry/exit. Among them, how to rely on airborne sensing equipment to realize autonomous positioning in the ship's surface environment of carrier-based aircraft in GPS-denied environment is the key technology that needs to be solved urgently. Therefore, an autonomous positioning algorithm is proposed for unmanned carrier-based aircraft based on visual and lidar fusion. The algorithm performs multi-sensor online calibration by combining the hand-eye calibration and mutual information calibration methods, so that the unmanned carrier-based aircraft can still run stably after the fuselage shakes in the face of wind and waves and the operation of the aircraft carrier causes the sensor external parameter calibration results to change. A factor graph is introduced for multi-sensor pose joint optimization of unmanned carrier-borne aircraft, and a simple and efficient sensor failure criterion is established based on the motion model in the process of autonomous transport, so as to integrate the lidar and visual positioning results effectively so that the algorithm can operate stably even when a single sensor fails. Finally, a multi-sensor-based simulation system of carrier-based aircraft on the ship is established to verify the algorithm. Experimental results show that the positioning error of the algorithm remains within 0.2 m when a single sensor fails, which meets the requirements of practical applications.

收稿日期: 2022-07-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52175004); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2203013).

作者简介: 侯鹏帅(1998-), 男, 山西忻州人, 东北大学博士研究生; 陈杰(1988-), 男, 山西五台人, 东北大学副教授, 博士生导师。

Key words: unmanned carrier-based aircraft; multi-sensor fusion; autonomous positioning; online calibration; simulation of the ship's surface

舰载机是指在航母上进行起降的飞机,其性能与航母的战斗能力直接相关。舰载机数量越多者实力也相对越强。但舰载机的起飞和回收需要消耗大量人力和时间,在作战任务繁重的情况下,舰面工作人员将难以在短时间内对舰载机执行起降任务,这时舰载机的自主转运技术就显得尤为重要。

无人舰载机在舰面环境下的自主定位是实现其自主转运功能的重要前提,通常采用 GPS 可以满足需求。然而在执行作战任务时,常常需要面临强电磁对抗的拒止环境,此时 GPS 失效,舰载机必须依靠自身搭载的传感器进行环境感知,从而实现实时定位,以提高其作战能力。

目前典型的自主定位方案主要基于相机、惯导和激光雷达及组合。例如,LeGO-IOAM^[1]通过对激光雷达采集的点云配准从而进行位姿估计。ORB-SLAM^[2]则对相机图像中的特征进行关联从而对位姿进行求解。然而无人舰载机常常需要应对光照昼夜变化、天气变化以及高震荡等复杂舰面环境,单个传感器很有可能在某些特殊情况下失效,这就需要舰载机搭载的定位算法融合多种传感器的定位结果,从而在复杂舰面环境中保持高鲁棒性。

当前,已有一些研究人员对多传感器融合定位进行了研究。Shan 等^[3]提出的 LIO-SAM 结合惯导和激光雷达的观测信息完成了高精度定位。MSCKF^[4]算法使用扩展卡尔曼滤波将惯导观测向量与视觉特征放在同一个状态向量中进行融合优化。VINS-Mono^[5]算法实现了惯导与视觉的紧耦合,构建了具有高质量的初始化系统以及出色的全局优化体系。Graeter 等^[6]使用激光雷达获取深度信息,并采用基于视觉关键帧的 BA (bundle adjustment) 优化算法进行位姿估计和建图。Pandey 等^[7]使用视觉信息进行初步位姿估计,进而提出了一种泛化的 ICP 框架。Liang 等^[8]使用视觉特征提高了基于激光的定位算法的回环检测性能。Zhu 等^[9]提出了一种使用视觉回环检测的三维激光定位方法,通过使用可视词袋的关键帧技术来执行回环检测。Zuo 等^[10]提出了一种紧耦合的视觉—惯性—激光定位算法框架,融合了 3 个传感器的信息,进一步提高了算法的鲁棒性,避免了在激光雷达无法正常工作的情况下系统崩溃的问题。

虽然前人已经在多传感器融合与定位方面做了很多工作,但他们大多考虑在通用的室内或室外环境中运行,鲜有针对特殊的航母舰面环境以及需要设计自主转运的定位算法。比如由于航母自身的运动以及风浪导致的舰面环境震荡,惯导的观测信息相较于通用室内外场景具有更大的误差,并不适用于无人舰载机的定位;此外无人舰载机在自主转运过程中基本不会产生回环,导致定位算法中回环检测线程冗余;并且也没有根据无人舰载机自主转运过程中的运动模型来建立简单高效的传感器失效标准等。为满足无人舰载机自主转运的需求并应对复杂的舰面环境,本文提出了基于多传感器融合的无人舰载机舰面自主定位算法。该算法使用相机图像和激光雷达点云作为输入,首先,本文构建的多传感在线标定算法可以有效避免舰载机受风浪等外界因素导致的传感器外参变化,为多传感器融合提供了基础条件。随后,基于因子图联合位姿优化融合了视觉里程计和激光雷达里程计的位姿估计结果,避免了单个传感器失效导致的算法崩溃。最后,建立基于多传感器的舰载机舰面仿真系统对算法进行验证,结果表明该算法可以在舰面环境实现精确鲁棒的定位,满足实际使用要求。

1 无人舰载机舰面定位算法框架

本文提出的基于多传感器融合的无人舰载机舰面自主定位算法框架如图 1 所示,该算法包含多传感器在线标定、里程计、多传感器联合优化三部分。

多传感器在线标定部分结合手眼标定和互信息标定方法的优势,进行高精度多传感器在线标定,使无人舰载机面对风浪及航母运行等情况下机身震荡导致传感器外参标定结果变化后,仍能维持准确的标定结果。

里程计部分由视觉里程计和激光雷达里程计两部分组成。其中,视觉里程计通过对视觉特征进行数据关联从而实时估计无人舰载机的位姿,并通过局部优化获得低频但更加精确的位姿估计结果。与视觉里程计类似,激光雷达里程计通过对激光点云特征进行数据关联和实时位姿估计,并通过 Scan-map 配准获取精度更高的位姿结果。

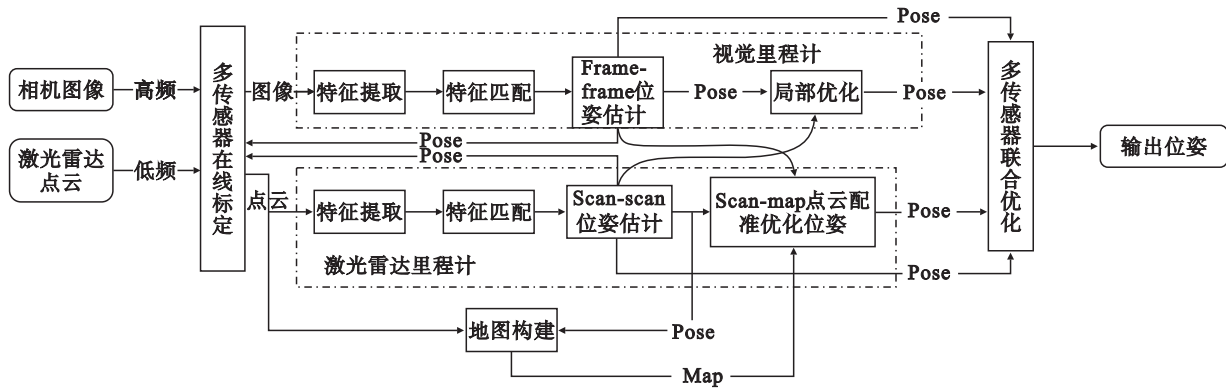


图 1 多传感器融合定位算法框架

Fig. 1 Framework of multi-sensor fusion positioning algorithm

多传感器联合优化部分引入因子图进行无人舰载机的多传感器定位联合优化,并针对无人舰载机自主转运的运动模型建立了简单高效的传感器失效判别标准,从而有效地融合了激光雷达和视觉定位结果,使无人舰载机在单个传感器失效的情况下仍能保持高精度自主定位。

2 多传感器在线标定

本文通过多传感器在线标定,使定位算法在面对风浪及航母运行等情况下机身摇晃导致外参标定结果变化后仍能保持稳定运行. 由于相机和激光雷达均是可以对周围环境进行感知的传感器,基于时间戳进行数据对齐后,即可进行在线标定计算. 其中手眼标定和互信息标定方法各有优势,因此本文融合两种方法进行标定。

2.1 手眼标定

本文利用视觉位姿和雷达位姿进行手眼标定,图2为手眼标定流程图. 设相机的外参为 A , 雷达的外参为 B , 则会形成一个等式,如公式(1)所示,从而求出相机和激光雷达标定外参 T 。

$$AT = TB. \quad (1)$$

手眼标定算法较为简单,计算成本和时间成本较低,由于它是基于视觉里程计和激光雷达里程计进行计算,故该方法具有视觉与雷达里程计的优点,但其精度会受到里程计算法精度的影响。

2.2 互信息标定

互信息标定利用激光雷达的强度图和视觉的灰度图计算两个图像的互信息从而进行配准. 视觉通过灰度建立灰度直方图,激光雷达则根据反射率建立强度直方图,从而可以建立互信息的损失函数,求出标定外参。

互信息算法中的强度直方图需要将激光雷

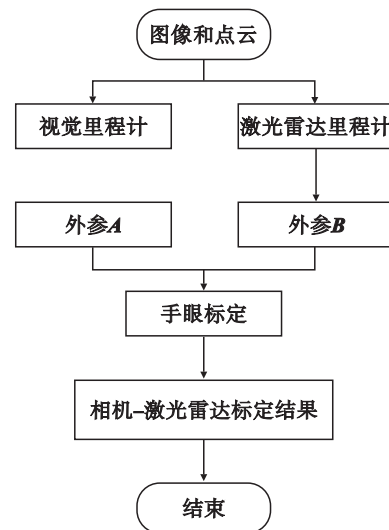


图 2 手眼标定流程图

Fig. 2 Flow chart of hand-eye calibration program

达点云中的强度值投影到图像平面,如公式(2)所示。

$$C = KTI. \quad (2)$$

其中: I 代表点云图像中的点的强度值; K 为相机的内参。

随后基于灰度直方图和强度直方图的互信息对标定外参进行求解。

$$MI(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y), \quad (3)$$

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p_X(x) \lg p_X(x), \quad (4)$$

$$H(Y) = - \sum_{y \in Y} p_Y(y) \lg p_Y(y), \quad (5)$$

$$H(X, Y) = - \sum \sum p_{XY}(x, y) \lg p_{XY}(x, y), \quad (6)$$

$$\hat{T} = \operatorname{argmax}_T MI(X, Y; T), T = [u, v, w, \phi, \theta, \psi]. \quad (7)$$

两个随机变量 X 和 Y 之间的互信息 $MI(X, Y)$ 是两个随机变量之间发生依赖性的度量. 式中 X, Y 变量分别为灰度直方图和强度直方图, $H(X)$ 和 $H(Y)$ 分别为 X 和 Y 的熵, $H(X, Y)$ 为 X

和 Y 的联合熵, 联合熵越小, 也即互信息越大, 相关性越大, 但是直接使用 $H(X, Y)$ 来判定相关性容易陷入局部最优, 因此使用 $MI(X, Y)$ 来进行判定, T 为一个六自由度的向量, 其中 u, v, w 为相机激光雷达传感器外参的平移向量, ϕ, θ, ψ 为传感器的旋转向量. 根据变换 T 中的位姿变量迭代找到互信息的最优解, 当 $MI(X, Y; T)$ 达到最大值时, 取该 T 值为标定外参.

2.3 标定结果融合

得到手眼标定和互信息标定结果后, 最终标定结果根据公式(8)计算.

$$f = \alpha \cdot L_{\text{Eye-to-hand}} + (1 - \alpha) L_{\text{Mutual-information}}. \quad (8)$$

其中: $L_{\text{Eye-to-hand}}$ 表示手眼标定结果; $L_{\text{Mutual-information}}$ 表示互信息标定结果; α 表示两种方法赋予的权重, 其根据具体场景中特征提取的数量来调节, 如公式(9)所示.

$$\alpha = \begin{cases} 0.5, & N_f > \delta; \\ 0, & N_f < \delta. \end{cases} \quad (9)$$

其中: N_f 表示图像帧所提取出的特征数; δ 表示图像帧所提取出的视觉特征数量.

3 里程计算法

3.1 视觉里程计

由于特征点可以稳定且鲁棒地对视觉特征进行描述, 对外部环境更加鲁棒, 本文采用间接法实现视觉里程计.

3.1.1 视觉特征关联

本文采用 ORB 特征点^[11]作为视觉里程计算法所需要的视觉特征, 所提取的 ORB 特征点如图 3 所示.

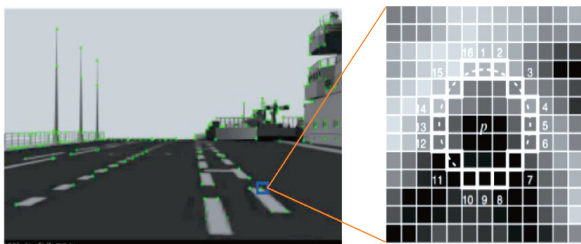


图 3 ORB 特征点

Fig. 3 ORB feature points

对于每一个 ORB 特征点, 首先提取 Fast^[12]关键点. 若某一像素点与其周围像素点灰度差异非常大, 则认为该点为一个 Fast 角点. 具体而言, 以目标像素为中心, 选取半径为 3 的 16 个像素点, 对检测圆上像素点的亮度进行编号, 当满足有一

定数量的像素点亮度大于或者小于目标像素亮度即认为该目标像素点为 Fast 关键点.

得到关键点后, ORB 特征点使用 BRIEF^[13]描述子进行特征描述. BRIEF 是一种利用关键点周围区域内像素描述关键点的一种方式, 相邻像素和关键点像素相比灰度值较大的为 1, 较小的为 0, 并被记录在集合中.

特征提取的意义在于能够利用特征进行运动估计, 而特征匹配是运动估计的前提. 其具体方法为将 t 时刻图片中提取到的每一个特征点描述子分别与 $t+1$ 时刻图片中提取到的所有特征点描述子进行匹配, 找到描述子汉明距离最小的一对特征点. 图 4 是根据 ORB 特征点得到的特征匹配结果.

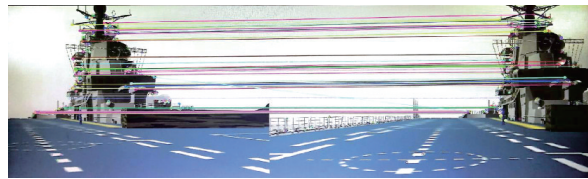


图 4 ORB 特征点匹配结果

Fig. 4 Matching results of ORB feature points

3.1.2 Frame-frame 位姿估计

由于本文假设无人舰载机处于匀速运动, 故基于恒速模型对帧间位姿进行初步估计, 随后通过最小化重投影误差继续进行优化, 如公式(10)所示.

$$\{\mathbf{R}, \mathbf{t}\} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \sum_{i \in \mathbf{X}} \rho \left(\left\| \mathbf{x}^i - \pi(\mathbf{R}\mathbf{X}^i + \mathbf{t}) \right\|_{\Sigma} \right). \quad (10)$$

其中: \mathbf{R}, \mathbf{t} 分别表示无人舰载机的旋转和平移; ρ 为鲁棒核函数; \mathbf{x}^i 为 3D 点 \mathbf{X}^i 对应的特征点; \mathbf{X} 为所有的匹配对; π 为投影函数.

$$\pi \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x \frac{X}{Z} + c_x \\ f_y \frac{Y}{Z} + c_y \\ f_x \frac{X-b}{Z} + c_x \end{bmatrix}. \quad (11)$$

其中: f_x, f_y 为焦距; c_x, c_y 为主点; b 为基线长度.

3.1.3 局部优化

若当前普通帧与上一关键帧共视程度较低时, 其被作为关键帧加入局部优化, 因此关键帧插入频率低的普通帧. 局部优化对一组共视的关键帧 K_L 和这些关键帧中看到的所有点 P_L 进行联合优化, 其精度相较于帧间位姿估计更高, 并可有效抑制位姿估计的漂移, 但其频率相对较低.

所有其他关键帧 K_F (不在 K_L 中) 以及 P_L 中的观察点对代价函数有贡献,但在优化中保持不变. 将 X_k 定义为 P_L 中的点与关键帧 k 中的关键点之间的匹配对,优化问题如公式(12)所示:

$$\begin{aligned} & \{X^i, R_j, t_l | i \in P_L, l \in K_L\} = \\ & \operatorname{argmin}_{X^i, R_j, t_l} \sum_{k \in K_L \cup K_F} \sum_{j \in X_k} \rho \left\| x^j - \pi(R_k X^i + t_k) \right\|_{\Sigma}^2. \quad (12) \end{aligned}$$

3.2 激光雷达里程计

3.2.1 点云特征提取

结合航母甲板的高度结构化场景可以采取局部区域内的平滑度来判断点云中某点是边缘特征点还是平面特征点,平滑度计算如公式(13)所示.

$$c = \frac{1}{|S| \cdot \left\| X_{(k,i)}^L \right\|} \left\| \sum_{j \in S, j \neq i} (X_{(k,i)}^L - X_{(k,j)}^L) \right\|. \quad (13)$$

其中: c 为点云中某点 i 的平滑度; S 为与点 i 处于同一次扫描的相邻点的集合; $X_{(k,i)}^L$ 为第 i 个点在雷达坐标系下的坐标值. 若某点的平滑度 c 大于某阈值,则认为该点为边缘特征点,如图 5a 所示;相反若小于某阈值则为平面特征点,如图 5b 所示. 需要注意的是,为了提升效率,被提取出来的边缘特征点和面特征点分别封装到两个单独的点云中,分别记为 E_k 和 H_k .

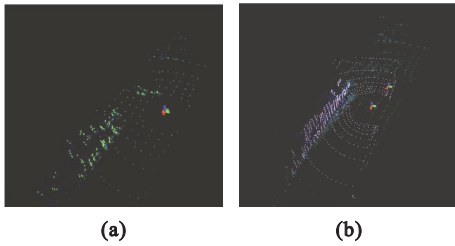


图 5 点云特征

Fig. 5 Features of point clouds

(a)—大于阈值; (b)—小于阈值.

3.2.2 特征匹配

在当前帧边缘特征点云 E_k 中选取一个点 i , 首先在 E_{k-1} 中找到距离点 i 最近的点 j , 接下来在 E_{k-1} 中选取与点 j 相邻扫描线中最近的点 l , 则 j 和 l 的连线为点 i 的匹配边缘线, 见图 6.

在当前帧面特征点云 H_k 中选取一个点 i , 首先在 H_{k-1} 中找到距离点 i 最近的点 j , 接下来在 E_{k-1} 中选取与点 j 相同扫描线中最近的点 l , 最后在相邻扫描线中找到与 j 最相近的点 m , 则 j, l 和 m 组成的平面为点 i 的匹配平面, 见图 7.

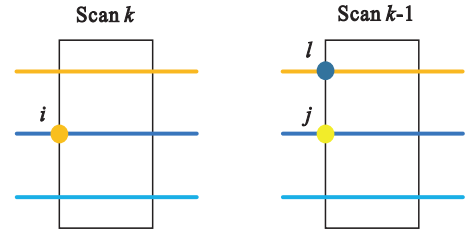


图 6 边缘特征匹配

Fig. 6 Matching of edge features

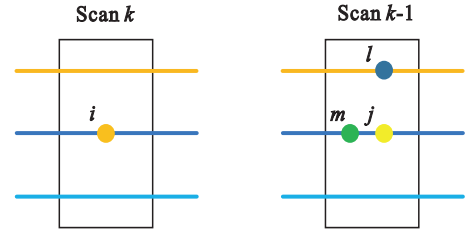


图 7 平面特征匹配

Fig. 7 Matching of planar features

3.2.3 位姿估计

与视觉里程计相同,首先基于恒速模型对帧间位姿进行初步估计,随后通过优化边缘特征与平面特征和它们对应的边缘或平面之间的距离 d_e 和 d_H 进行位姿优化,距离计算如式(14)及式(15)所示.

$$d_e = \frac{\left| (X_{(k+1,i)}^L - X_{(k,j)}^L) \times (X_{(k+1,i)}^L - X_{(k,l)}^L) \right|}{\left| X_{(k,j)}^L - X_{(k,l)}^L \right|}. \quad (14)$$

其中: $X_{(k,i)}^L$ 为第 i 个点在雷达坐标系下的坐标值; $i \in E_k; j, l \in E_{k-1}$.

$$d_H = \frac{\left| (X_{(k+1,i)}^L - X_{(k,j)}^L) \times \left((X_{(k,j)}^L - X_{(k,l)}^L) \times (X_{(k,j)}^L - X_{(k,m)}^L) \right) \right|}{\left| (X_{(k,j)}^L - X_{(k,l)}^L) \times (X_{(k,j)}^L - X_{(k,m)}^L) \right|}. \quad (15)$$

其中: $i \in H_k; j, l, m \in H_{k-1}$.

$$\{R, t\} = \operatorname{argmin}_{R, t} \sum_{i \in E_k} d_e + \sum_{i \in H_k} d_H. \quad (16)$$

Scan-map 点云配准优化过程与 Scan-scan 位姿估计大致相同,不同之处在于使用当前 Scan 与已形成的点云地图进行特征匹配,从而进行位姿优化,因此输出频率较低.

4 多传感器联合优化算法

本文通过 ISAM2^[14] 将视觉里程计算法和激光雷达里程计算法的定位结果以因子图形式加入优化,从而解决单个传感器失效时的自主定位问题,如图 8 所示. 具体的实现流程如算法 1 所

示,其中,相机位姿通过标定外参转换到激光雷达坐标系下.

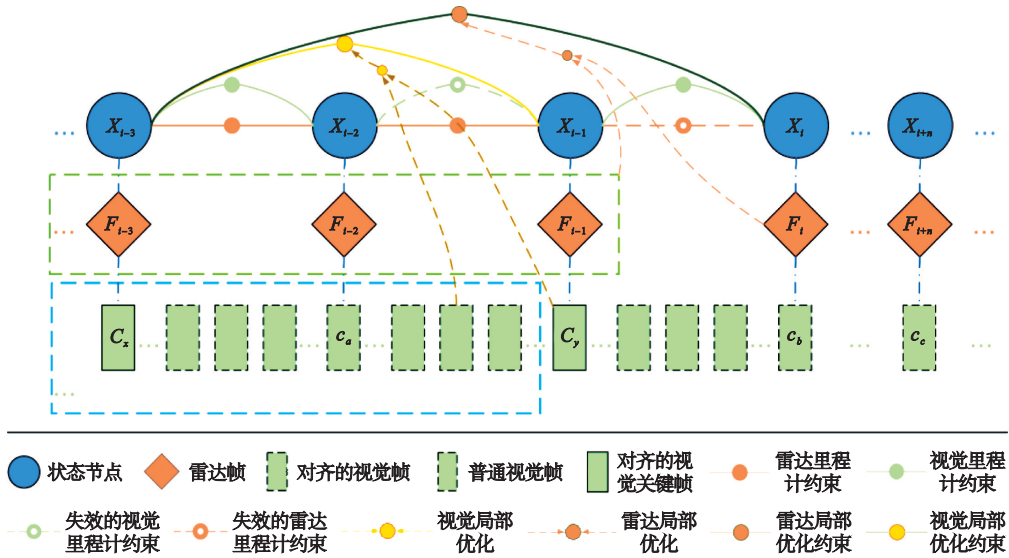


图8 联合优化因子图

Fig. 8 Factor graph of joint optimization

算法1 ISAM2算法

输入:初始化的贝叶斯树;

输出:优化后的当前帧位姿;

激光雷达里程计算法帧间位姿变换 \bar{L}_{k+1}^k ;

激光雷达里程计算法普通帧在世界坐标系下的位姿 L_{k+1}^w ;

激光雷达里程计算法 Scan-map 优化后与上一次进行 Scan-map 优化帧之间的最优帧间变换 \bar{L}_{k+1}^1 ;

上一个与雷达最新帧对齐的视觉普通帧与最新对齐的视觉普通帧之间的帧间变换 \bar{C}_{k+1}^k ;

上一个与雷达帧对齐的视觉关键帧与最新对齐的视觉关键帧之间的帧间变换 \bar{C}_{k+1}^c .

1. 构建一个初始节点,即无人舰载机的初始位姿;
2. 当机器人在激光雷达里程计算法中前进了一个单位时刻,构建一个一般节点;
3. 使用该时刻的 L_{k+1}^w 初始化该节点;
4. 判断是否有某个里程计失效;
5. 若没有失效,通过 \bar{L}_{k+1}^k 和 \bar{C}_{k+1}^k 初始化约束因子,否则只添加没有失效的里程计约束因子;
6. 贝叶斯树通过约束因子对新添加节点进行计算,由于一般节点仅与前一节点有关,因此只更新这两个节点,其他节点不更新;
7. 若有新的视觉关键帧对齐,通过 \bar{C}_{k+1}^c 初始化一个约束因子,贝叶斯树通过约束因子对新添加节点进行计算;
8. 更新与视觉关键帧对齐的两个节点以及它们

之间的所有节点,其余节点不更新;

9. 激光雷达里程计算法进行 Scan-map 局部优化后,通过 \bar{L}_{k+1}^1 初始化一个约束因子,贝叶斯树通过约束因子对新添加节点进行计算;

10. 执行步骤3~9的操作;

11. 更新全局地图.

在上述流程中,通过时间戳将两个子算法输出的位姿进行对齐并加入因子图中进行联合优化,以寻求更精确且更鲁棒的定位效果.同时,当两传感器位姿估计发生分歧时,剔除了失效的里程计约束,避免了错误的位姿估计对整体定位算法的不利影响.

由于在自主转运过程中无人舰载机基本处于匀速运动,其满足恒速模型,此外由于航母甲板为一个整体平面结构,故无人舰载机运动主要在 x 方向、 z 方向以及偏航角方向(坐标系定义为前 z ,左 x ,上 y),综上,建立如公式(17)所示的概率模型判断某传感器定位系统是否失效.

$$p(S) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(\Delta T)^2\right] \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(\Delta T)^2\right] \quad (17)$$

其中: $p(S)$ 为未失效概率,本文认为未失效概率低于75%则认为该传感器失效; ΔT 为 x , y 或偏航角方向上当前帧间位姿变换与上一帧间位姿变换之间的差值; σ 用来调节失效判断的严格程度, σ 太小可能会导致正确的位姿估计结果被排除,太大则会引入错误的位姿估计,对系统产生不利

影响。

此外,由于特征稀少、昼夜及天气变化影响,视觉里程计或激光雷达里程计会出现跟踪失败的情况。诸如上述的几类情况,都视为传感器失效情况,该传感器当前帧间位姿估计将不加入因子图进行优化,同时未失效的传感器位姿估计结果也为失效传感器定位算法的重定位提供了有力帮助。

5 实 验

5.1 基于多传感器的舰载机舰面仿真系统

5.1.1 舰面仿真环境

本文使用 Gazebo^[15] 仿真器设计的舰面仿真环境如图 9 所示,无人舰载机所处的舰面环境包括舰岛以及飞行甲板等区域,舰面上有跑道线和停机位等标志,并放置有木箱、工作人员等物体。

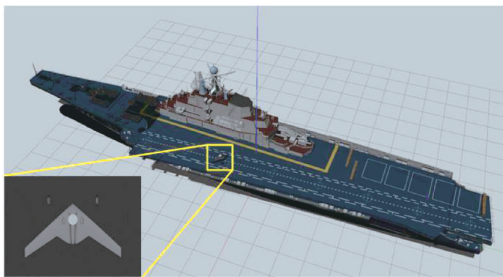


图 9 舰面仿真环境

Fig. 9 Simulation of the ship's surface environment

本文使用 URDF 来建立无人舰载机仿真模型,其可以通过跑道和其他可通行区域在该仿真环境中自由移动。URDF 文件使用可扩展标记语言 XML 对舰载机的刚体外观、关节类型、坐标位置等方面进行描述,具体来说包括无人舰载机模型的运动学与动力学描述、几何表示和碰撞模型,并且可以在 Rviz 界面中可视化^[16-17]。同时还可以通过图形界面对无人舰载机运动状态、传感器数据、环境变化等信息进行实时显示,并通过接收速度控制指令更新无人舰载机的状态,从而实现无人舰载机在仿真环境中的运动。

5.1.2 多传感器配置

无人舰载机配备有双目相机、惯导和激光雷达。其中惯导是更新频率为 100 Hz 的六轴惯导,其被刚性连接在无人舰载机内部。

双目相机采用 Kinect 型号,其被刚性连接在无人舰载机机体下方的机头处,以便于观察无人舰载机前方情况。具体而言,其帧率被设置为 30 Hz,图像分辨率为 1 920×1 080,可满足

舰载机定位的实时性要求和图像质量要求。此外,其基线长度为 7 cm,主点为(960, 540),焦距为 16 mm。

所配置的激光雷达为 32 线的 Velodyne 旋转激光雷达,为满足激光雷达对无人舰载机四周场景的实时感知,其被刚性连接于无人舰载机机身顶部。随着激光雷达内部电机旋转,其以 10 Hz 的频率进行场景感知。此外,其垂直观测范围为 $-14^{\circ}\sim 18^{\circ}$,水平角分辨率为 1° ,观测距离为 0.3~130 m。

5.1.3 系统通讯

本文利用 ROS(robot operating system)^[18] 进行通信,首先是电脑端的控制节点控制无人舰载机在仿真环境中运动,随着无人舰载机的运动,其刚性连接的相机和激光雷达会随之产生运动,并不断对舰面环境进行感知,同时传感器的数据以 topic 的形式广播,随后定位算法对接收到的不同传感器话题信息进行处理,并且可以利用 3D 可视化工具 Rviz 对数据进行实时观测,图 10 为传感器观测的可视化效果。

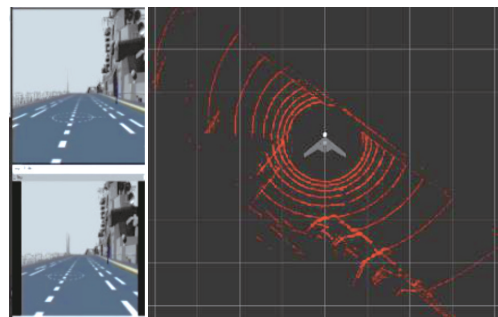


图 10 传感器观测的可视化效果

Fig. 10 Visualization effect of sensor observation

5.2 传感器标定结果

为验证相机-激光雷达在线标定算法的可靠性,如图 11 所示,在舰面仿真环境下使用实时标定的结果将激光雷达得到的点云投影到视觉获得的图像上,图中的点表示雷达点云,根据图中物体的对齐效果可以看出传感器标定结果的准确性,具体标定误差如表 1 所示。

结果表明,该在线标定算法满足实际精度要求。在此基础上考虑实时性的要求,对该算法的时间成本进行实验验证。统计其在仿真系统中进行计算所需的平均时间成本,结果表明该算法的时间损耗不超过 0.1 s,能够达到定位算法中实时性要求。

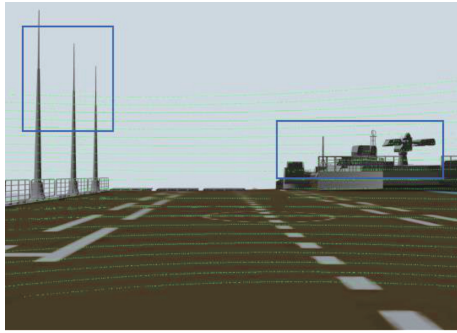


图 11 仿真系统标定结果

Fig. 11 Calibration results of simulation system

表 1 相机-激光雷达标定误差

Table 1 Camera-lidar calibration error

评估参数	Δt_x	Δt_y	Δt_z	$\Delta \theta_x$	$\Delta \theta_y$	$\Delta \theta_z$
	cm	cm	cm	($^\circ$)	($^\circ$)	($^\circ$)
误差	4.25	4.64	3.11	1.0	0.94	1.16

5.3 传感器联合优化位姿结果

本文算法采用多传感器融合进行全局定位的策略,并对融合的位姿分别进行可视化,如图 12 所示,其中图 12a 是在航母模型上使用 PC 控制舰载机运动的某一个位置.图 12b 是视觉里程计算法计算的位姿可视化,其中蓝色三角形的下三角点表示建在地图中的关键帧,而绿色表示视觉的当前关键帧,图 12c 是激光雷达里程计算法计算的位姿可视化,图中小正方形为激光雷达位姿.

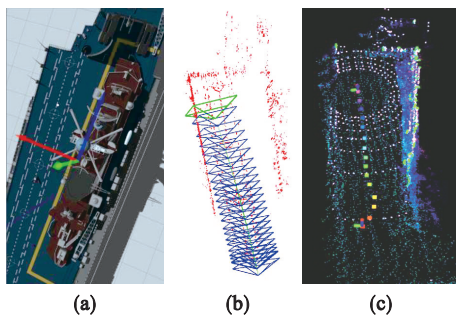


图 12 融合算法中视觉及激光雷达位姿

Fig. 12 Fusion algorithm for visual and lidar pose

(a)—舰面环境; (b)—视觉里程计位姿;
(c)—激光雷达里程计位姿.

为评估多传感器融合定位效果,通过使用 PC 端控制无人舰载机进行运动,通过 ROS 接收无人舰载机模型的真实运动位姿,并使用 EVO 来对传感器融合定位算法进行精度评估,如图 13 所示.对无人舰载机在仿真系统中运动的真值、本文算法的输出位姿、视觉里程计算法输出位姿、激光

雷达里程计算法输出位姿的轨迹进行对比,其中 V_SLAM 为视觉里程计算法位姿轨迹, L_SLAM 为激光雷达里程计算法位姿轨迹.由于航母舰面的平面特征,表示垂直方向的 y 轴方向的位姿近乎保持不变,故仅对比 x, z 方向上的轨迹.经轨迹对比,本文算法的轨迹误差小于 0.2 m,精度较 V_SLAM 或 L_SLAM 有所提升.

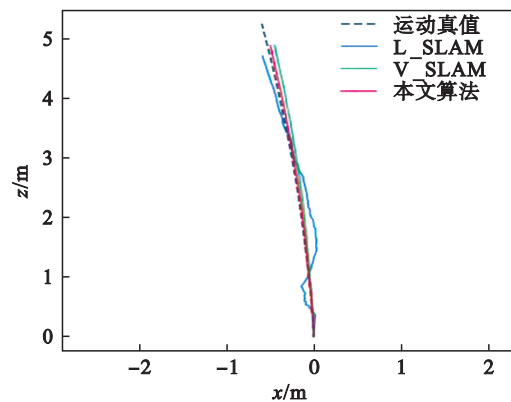


图 13 多传感器融合定位算法位姿评估

Fig. 13 Pose evaluation of multi-sensor fusion localization algorithm

为进一步验证多传感器融合定位算法的效果,将仿真系统中舰面上的飞机模型删除,从而模拟飞机出战的情形,此时由于舰面物体较少,激光雷达可获取的特征点会相较于视觉急剧下降,从而使激光雷达里程计算法产生漂移,导致激光雷达里程计算法失效.此时通过多传感器融合策略、正常运行的视觉里程计算法对位姿估计结果进行修正,如图 14 所示.

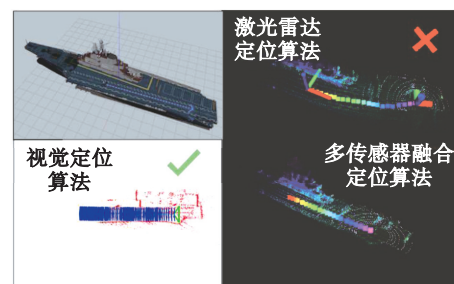


图 14 定位效果对比

Fig. 14 Comparison of positioning effect

如图 15 所示,激光雷达里程计算法在 x 方向出现较大偏差,多传感器融合定位算法使正常运行的视觉里程计算法在因子图中加入正确的约束,对定位进行修正,最终将 3 个方向的误差都稳定在 0.2 m 之内,满足无人舰载机定位的精度要求.

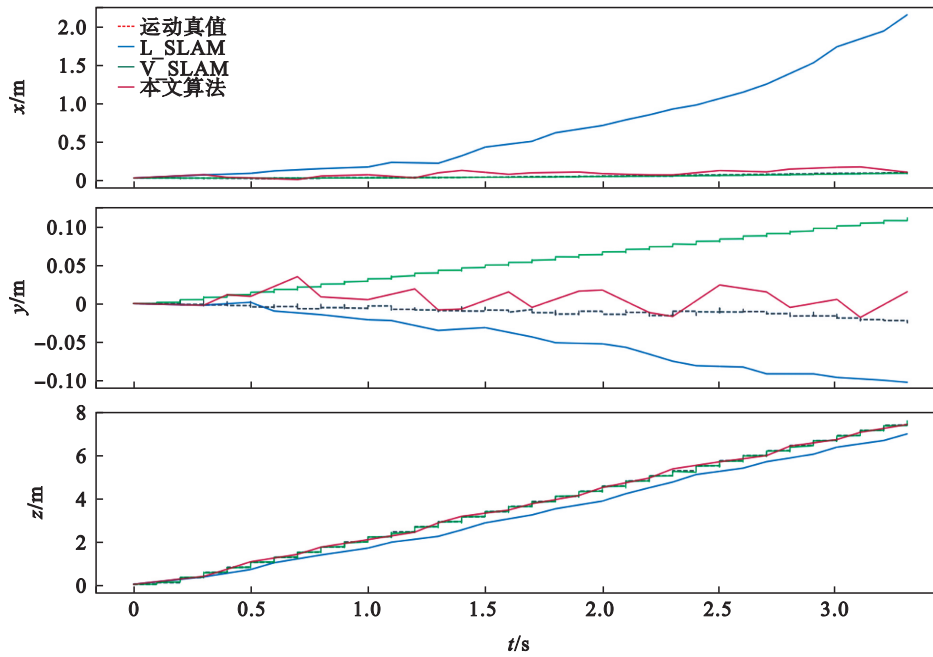


图 15 位姿修正效果

Fig. 15 Pose correction effect

6 结 语

针对无人舰载机在复杂舰面环境中自主转运技术的需求,本文提出了基于多传感器融合的无人舰载机舰面自主定位算法.该算法结合手眼标定和互信息标定方法的优势进行多传感器在线标定,使无人舰载机在由于风浪以及航母运行等导致机身震荡从而引起外参标定结果发生变化后定位算法仍能准确稳定运行.同时,该算法引入因子图融合视觉和激光雷达定位算法的定位结果,使无人舰载机在单个传感器失效的情况下仍能实现精确的自主定位.最终,本文建立了基于多传感器的舰载机舰面仿真系统对定位算法进行验证,结果表明,在单个传感器失效的情况下,其定位误差小于0.2 m,满足无人舰载机自主转运技术的要求.

参考文献

[1] Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain [C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, 2018: 4758–4765.

[2] 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.

[3] Shan T X, Englot B, Meyers D, et al. LIO-SAM: tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent

Robots and Systems (IROS). Madrid, 2020: 5135–5142.

[4] Mourikis A I, Roumeliotis S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation [C]//Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Rome, 2007: 3565–3572.

[5] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004–1020.

[6] Graeter J, Wilczynski A, Lauer M. LIMO: lidar-monocular visual odometry [C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, 2018: 7872–7879.

[7] Pandey G, Savarese S, McBride J R, et al. Visually bootstrapped generalized ICP [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai, 2011: 2660–2667.

[8] Liang X, Chen H Y, Li Y J, et al. Visual laser-SLAM in large-scale indoor environments [C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Qingdao, 2016: 19–24.

[9] Zhu Z L, Yang S W, Dai H D, et al. Loop detection and correction of 3D laser-based SLAM with visual information [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Computer Animation and Social Agents. Beijing, 2018: 53–58.

[10] Zuo X X, Geneva P, Lee W, et al. LIC-fusion: Lidar-inertial-camera odometry [C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, 2019: 5848–5854.

[11] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, 2011: 2564–2571.

[12] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [M]. Berlin: Springer, 2006: 430–443.

[13] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2010: 778–792.

(下转第 25 页)