

基于改进 MSCKF 算法的室内机器人定位方法^①



孙 弋, 张雪丽

(西安科技大学 通信与信息工程学院, 西安 710054)
通讯作者: 张雪丽, E-mail: zxueli928520@163.com

摘 要: 针对传统多状态约束卡尔曼滤波算法 (MSCKF) 在实现机器人室内定位时, 速度和位置状态方程需要对 IMU 中加速度计的测量数据进行积分, 存在漂移和累计误差, 且加速度计受重力干扰问题, 本文提出改进 MSCKF 算法. 改进 MSCKF 算法避免使用加速度计传感器, 利用轮式里程计传感器对平移测量较为精确的优点, 将 IMU 中陀螺仪和轮式里程计的数据进行融合, 改进 MSCKF 算法的扩展卡尔曼 (EKF) 状态方程. 首先利用陀螺仪传感器的角速度数据得到改进 EKF 姿态方程, 然后利用轮式里程计传感器的平移数据, 结合姿态方程中的旋转信息得到改进 EKF 速度和位置方程. 最后在机器人操作系统 (ROS) 上实现 MSCKF 及其改进算法, 并结合 Turtlebot2 机器人在室内进行实验验证. 实验结果表明, 改进 MSCKF 算法的运动轨迹更接近于真实轨迹, 定位精度较改进前所有提高, 改进前平均闭环误差是 0.429 m, 改进后平均闭环误差是 0.348 m.

关键词: MSCKF; IMU; 轮式里程计; EKF 状态方程; 机器人; 室内定位

引用格式: 孙弋, 张雪丽. 基于改进 MSCKF 算法的室内机器人定位方法. 计算机系统应用, 2020, 29(2): 238-243. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7263.html>

Method of Indoor Robot Positioning Based on Improved MSCKF Algorithm

SUN Yi, ZHANG Xue-Li

(College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The speed and position state equation of the indoor robot positioning based on the traditional MSCKF algorithm needs to integrate the measurement data of the accelerometer in the IMU which causes the drift and cumulative errors, and its accelerometer is always interfered by gravity. Aiming at this problem, this study proposes an improved MSCKF algorithm. Under the premise of not using the accelerometer sensors, the improved MSCKF utilizes the advantages of wheel odometer sensors which measure the amount of translation more accurately, fuses the data of the wheeled odometer with the data of the gyroscope in the IMU, and improves the state equation of Extended Kalman Filter (EKF) for MSCKF algorithm. First, the improve posture equation of the EKF is obtained by using the angular velocity data of the gyro sensor. Then, after combining the translation data of the wheel odometer sensor with the rotation information of the posture equation, the improve velocity and position equation of the EKF are obtained. Finally, the MSCKF and its improved algorithm are implemented on the Robot Operating System (ROS), and verified in an indoor scene with the Turtlebot2 robot. The experimental results show that the improved MSCKF algorithms' motion trajectory is closer to the real trajectory, and its positioning accuracy is also improved. Compared to the average closed-loop error which is 0.429 m, its average closed-loop error is 0.348 m.

Key words: MSCKF; IMU; wheeled odometer; EKF equation of state; robot; indoor positioning

① 收稿时间: 2019-07-06; 修改时间: 2019-07-24; 采用时间: 2019-08-07; csa 在线出版时间: 2020-01-16

引言

机器人实现应用的关键可概括为3个核心问题:我在哪、我要去哪和如何去^[1]的问题,其中“我在哪”的定位问题是首要问题^[2],而且随着机器人在矿井^[3]、医疗^[4]、服务^[5]等领域的应用,定位精准性的需求逐渐成为人们研究和关注的重点^[6,7].由于单一传感器的定位精度和可适用性有限,目前,机器人定位普遍采用将多种传感器数据进行融合的方式实现^[8-11],其中惯性测量单元(IMU)和相机(camera)存在互补性^[12],因此IMU和Camera传感器的数据融合方式受到了更多青睐.

IMU和Camera数据融合问题又称为VIO(Visual-Inertial Odometry)问题.目前,基于滤波的主流VIO算法有:Multi-Sensor Fusion(MSF)、Multi-State Constraint Kalman Filter(MSCKF)、Robust Visual Inertial Odometry(ROVIO)等.其中MSCKF^[13]是2007年由Mourikis等提出的算法,该算法采用扩展卡尔曼(EKF)^[14]将IMU和单目Camera传感器数据进行EKF融合,融合方法是用IMU运动模型构建EKF状态方程,用单目Camera的重投影误差建立EKF量测模型.

近年来,随着机器人行业的迅速发展,关于MSCKF算法的研究有许多进展.文献[15]从计算代价角度,集成了EKF-SLAM和MSCKF两种算法.首先预测每个特征分配策略的计算成本,然后制定目标函数,最后用目标函数的最小化决定定位系统所使用的融合策略.该算法对状态向量也进行了增广,使得当系统进行更新时,长时间跟踪的特征点能及时得到利用.文献[16]是将原来的单目Camera改为立体Camera,提高定位的稳健性,并且边缘化采用Two-way Marginalization策略,考虑了无人机应用中悬停等特性.文献[17]利用了全方位摄像机获得球形图像,从更宽的视眼内获得更多的视觉特征与IMU测量相结合,避免因环境纹理不足造成定位效果不佳的问题.文献[18]在初始化阶段应用sigma点滤波器,使得当机器人初始化阶段遭受冲击时定位与导航性能仍然可靠.

本文针对传统MSCKF算法使用的IMU中加速度计传感器的自身缺点:测量信息中包含重力信息,且算法在执行时无法很好的将重力加速度有效去除^[19];速度和位置状态方程经积分解算得到,存在偏置漂移累计和距离测量精度随时间恶化^[20]等问题,提出了改进MSCKF算法.改进的MSCKF算法用轮式里程计(Wheeled Odometer,后续使用W-Odom表示)取代加

速度计传感器,利用W-Odom对机器人运动的平移数据测量较为稳定和准确的优点^[19],改进传统MSCKF算法的EKF状态方程.改进的EKF状态方程使用陀螺仪构建姿态方程,使用轮式里程计构建速度和位置方程,避免状态方程受重力干扰和由于积分产生累计误差的问题,使预测更有效,从而提升定位精度.

1 MSCKF 算法

MSCKF是基于EKF滤波的IMU和Camera的数据融合算法.在介绍MSCKF算法之前,首先需要对相关的坐标系进行定义和约定.在本文中, I 表示IMU坐标系,又称为载体坐标系,与载体固连,随载体运动而变化; C 表示相机坐标系; G 表示全局坐标系,是固定不变的坐标系,本文定义 G 系在算法的初始位置,即是以机器人中心点位置为原点, z 轴为垂直载体向上, x 轴指向载体的前部, y 轴指向载体的左侧.上述坐标系均满足右手定则.

MSCKF算法的系统状态向量 X 定义为:

$$X = [X_{IMU}, {}^I_C q^1, {}^I_{PC} q^2, {}^I_{PC} p^2, \dots, {}^I_C q^N, {}^I_{PC} p^N]^T \quad (1)$$

其中, $X_{IMU} = [{}^I_G q, b_\omega, V_I, b_f, {}^G_{PI}]^T$ 为IMU状态,依次表示IMU的姿态、陀螺仪零偏、机体IMU速度、加速度计零偏和机体IMU在全局坐标系下的位置.剩余部分是Camera位姿状态,为滑窗内 N 帧图像对应的相机姿态 ${}^I_C q$ 和位置 ${}^I_{PC}$.MSCKF算法的主体是EKF的预测和更新过程,其中预测过程对应EKF状态方程,更新过程对应EKF量测方程.本文提出的改进MSCKF算法是对传统MSCKF算法的EKF状态方程中速度方程和位置方程的替换,因此本文只论述MSCKF算法预测部分的EKF状态方程,并在此基础上论述改进MSCKF算法.MSCKF算法的EKF量测方程参考文献[21].

MSCKF算法的EKF状态方程使用IMU数据对系统状态向量进行预测.IMU测量输出的数据是角速度 ω 和线加速度 f ,将其经坐标转换可得到角速度 $\hat{\omega}$ 和线加速度 \hat{f} 在IMU坐标系下的表示,这其中包含了陀螺仪和加速度计的零偏 b_ω 、 b_f 以及噪声 w_ω 、 w_f ,因此真实的角速度 $\hat{\omega}$ 和加速度 \hat{f} 定义为:

$$\hat{\omega} = \tilde{\omega} - b_\omega - w_\omega \quad (2)$$

$$\hat{f} = \tilde{f} - b_f - w_f \quad (3)$$

MSCKF算法的状态方程推导较为复杂,本文直接

给出连续状态方程,具体推导过程见文献[21]:

$${}^I_G \dot{\hat{q}} = \frac{1}{2} \Omega(\hat{\omega}) {}^I_G \hat{q} \quad (4)$$

$$\hat{b}_\omega = 0_{3 \times 1} \quad (5)$$

$${}^G \dot{\hat{v}} = C_G^T \hat{f} + {}^G g \quad (6)$$

$$\hat{b}_f = 0_{3 \times 1} \quad (7)$$

$${}^G \dot{\hat{p}} = {}^G \hat{v} \quad (8)$$

$${}^I_C \dot{\hat{q}} = 0_{3 \times 1} \quad (9)$$

$${}^I \dot{\hat{q}}_C = 0_{3 \times 1} \quad (10)$$

其中, $\Omega(\hat{\omega}) = \begin{pmatrix} -[\hat{\omega}_\times] & \hat{\omega} \\ \hat{\omega}^T & 0 \end{pmatrix}$, $\hat{\omega}_\times$ 是 $\hat{\omega}$ 的反对称矩阵.

式(4)为姿态状态方程,式(6)为速度状态方程,式(8)为位置状态方程.通过对上述方程采用积分方法即可实现对系统状态向量的预测.

2 MSCKF 算法的改进与实现

2.1 改进 MSCKF 算法

由传统 MSCKF 算法的 EKF 状态方程可以看出,速度方程受重力影响,且是对加速度计测量的线加速度数据和重力加速度进行积分得到,位置状态方程是对速度再次积分,即对线加速度数据进行两次积分得到,这使得速度和位置方程受重力干扰,且位置漂移随时间二次增长.针对此问题,本文利用 W-Odom 传感器以及 IMU 中陀螺仪的互补性:陀螺仪测量的角速度短时间内精度较高, W-Odom 对平移测量较为准确,以及室内环境特点:机器人在二维平面内运动,替换 EKF 状态方程中的式(6)和式(8),改进 MSCKF 算法.

首先分析 W-Odom.已知本文实验使用的 Turtlebot2 机器人采用两轮差速底盘控制,轮子半径为 r ,左右轮之间距离为 L ,轮子行走一圈编码器的总脉冲数为 sum ,设 Δt 时间内左右编码器输出的脉冲数为 N_L 、 N_R ,左右轮的线速度为 V_L 、 V_R ,机器人的速度 v 与角速度 ω_0 ,由式(11)–式(17)可计算出机器人的速度 v 以及位置 x 、 y .其中式(13)为速度方程,式(16)和式(17)是 W-Odom 位置方程.

$$V_L = \frac{N_L}{sum} \times \frac{\pi \cdot r}{\Delta t} \quad (11)$$

$$V_R = \frac{N_R}{sum} \times \frac{\pi \cdot r}{\Delta t} \quad (12)$$

$$v = \frac{N_L + N_R}{2} \quad (13)$$

$$\omega_0 = \frac{2(N_L - N_R)}{L} \quad (14)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \omega_0 \Delta T \quad (15)$$

$$x_{k+1} = x_k + v \cos(\theta_{k+1}) \Delta t \quad (16)$$

$$y_{k+1} = y_k + v \sin(\theta_{k+1}) \Delta t \quad (17)$$

改进 MSCKF 算法首先用 W-Odom 的速度方程式(13)替换 EKF 速度状态方程式(6);其次用 EKF 姿态状态方程式(4)求得姿态角中的航向角 θ ,并用 θ 代替 W-Odom 的位置方程式(16)和式(17)中的 θ ,改进位置方程,最后用改进后的位置方程替换 EKF 位置状态方程式(8),即得到改进的 MSCKF 算法.改进 MSCKF 算法舍弃 IMU 中加速度计的使用,综合利用 IMU 中陀螺仪和 W-Odom 的各自特点,将两种传感器数据进行融合,改进传统 MSCKF 算法的 EKF 状态方程,适用于机器人在室内的运动.

2.2 MSCKF 与改进 MSCKF 算法的实现

2.2.1 MSCKF 与改进 MSCKF 算法的实现流程

MSCKF 算法通过 IMU 数据预测状态向量,通过单目 Camera 对环境进行观测,提取自然路标,并运用路标信息的路标误差约束对预测的状态信息进行修正更新.如图1是传统 MSCKF 算法的流程图,图中的英文对应的是程序里不同的函数.

判断 10 s 内是否有新一帧图像.若在 10 s 内无图像帧到来,则 MSCKF 算法停止状态量更新,结束;若有新一帧图像到来,则进行下一步.

(1) 判断是否初始化.若没有完成初始化,则进行初始化,并构造 MSCKF 状态向量,进行下一步;若已经完成初始化,则直接进行下一步.

(2) EKF 预测.传统 MSCKF 算法输入为 IMU 数据,调用根据第 1 节 EKF 状态方程编写的函数,输出系统状态向量的预测值和对应的协方差矩阵.

(3) 对新图像进行光流跟踪、匹配,并提取新的特征点.

(4) 将新一帧图像的位姿 pose 加入到状态向量和协方差中(增广).

(5) 特征点处理.

① 若之前视图中的特征点在当前帧中观测不到(看不见的特征点), 则将该特征的跟踪列表加入到 measurementUpdate 中, 用于更新 MSCKF 状态向量。

② 若当前帧观测到的特征是之前在视图中已经观测到的特征点(成熟特征点), 则将该特征点加入到跟踪列表。

③ 对新提取的特征点分配新的 featureID, 加入到跟踪列表。

(6) 循环遍历所有加入到 measurementUpdate 中的特征点, 进行 EKF 更新, 得到 MSCKF 系统状态向量的最优解。

① 对特征点进行三角化, 精确得到当前路标点在全局坐标系的位置。

② 特征点的边缘化: 将重投影误差中的关于特征点误差的约束进行边缘化(左零空间投影), 将特征点误差约束转化为系统状态向量的约束(待优化变量)。

③ 利用重投影误差, 采用视觉更新, 进行一次线性化, 求解当前帧时刻系统状态向量的最优解。

(7) 将滑动窗口滑图像帧进行边缘化, 使其维持在固定的长度。

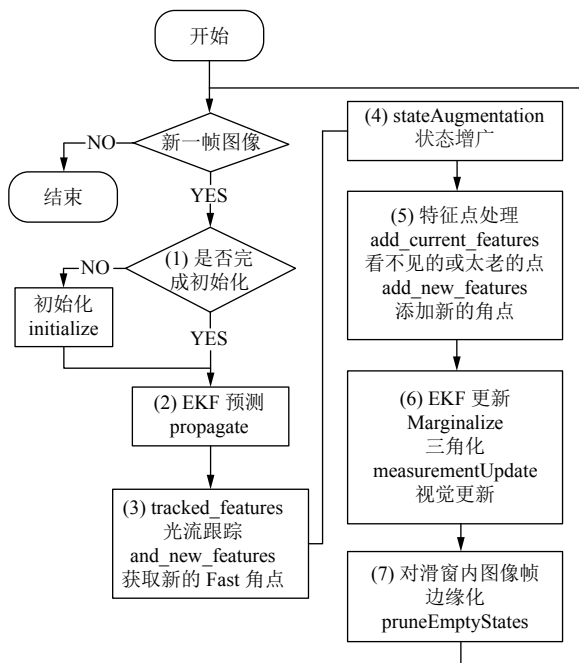


图1 传统 MSCKF 算法流程图

以上是 MSCKF 算法的流程图. 改进 MSCKF 算法是在原算法基础上, 对第二步 EKF 预测部分的状态方程进行改进. 改进算法的输入为 W-Odom 数据和

IMU 中陀螺仪的数据, 且执行的函数(方程)不同, 执行的函数为 im_propagate.

由此, 可以完成一次对当前时刻机器人位置的估计, 当新一帧图像到来之后, 循环执行此步骤, 即实现 MSCKF 算法及其改进算法。

2.2.2 MSCKF 与改进 MSCKF 算法的实现

本文使用 Turtlebot2 机器人, 在装有 Ubuntu 16.04 机器人操作系统(ROS)的 Lenovo G50 笔记本电脑上进行实验测试. 如图 2 所示, 是带有 kokuki 底盘的 Turtlebot2 机器人, 内置了 IMU 和轮式里程计传感器, 在此基础上外加单目相机和核心处理器 Intel i5, 就组成了实验硬件. ROS 是实现机器人定位的软件部分. ROS 可提供用户、计算机操作系统以及外部设备间的通信功能, 并集成了一系列定位、导航等行为的工具和库, 能够在不同的机器人平台(如 Turtlebot)上辅助研究人员进行机器人系统相关的研究和开发, 创建定位、导航等复杂的机器人行为。



图2 Turtlebot2 机器人

本文使用的 MSCKF 及其改进算法以 msckf 和 im_msckf 包封装在 ROS 内. MSCKF 及其改进算法首先订阅陀螺仪、轮式里程计、单目 Camera 发布的话题, 然后执行根据 2.1.1 节编写的算法处理数据, 并以 msg 格式发布 msckf 和 im_msckf 话题. 最后在 Ubuntu 16.04 系统上编写 msckf.py, 该文件订阅 MSCKF 及其改进算法发布的话题, 并以 txt 形式输出 MSCKF 及其改进算法计算的机器人位置坐标。

MSCKF 及改进算法有两个比较重要的文件: src/ros_interface.cpp 和 src/cornet_detector.cpp. 其中 src/ros_interface.cpp 是算法主体, 包括状态预测、状态增广和测量更新等步骤. src/cornet_detector.cpp 是视觉前端处理部分, 主要进行光流跟踪及特征点处理等操作.

3 实验结果分析

本文采用两种策略验证改进 MSCKF 算法的有效性: 一种是使机器人做规定轨迹运动, 用 Matlab 读取 TXT 数据, 绘制运动轨迹图, 对比真实轨迹与算法轨迹, 直观的观察机器人运动过程中的定位精度; 第二种策略不关注机器人的真实运动轨迹, 关注机器人运动时间长短与闭环定位精度的关系, 因此使机器人做闭环轨迹运动, 并将 (0.00, 0.00) 与算法计算的终点位置的距离作为衡量定位准确度的指标 (闭环误差), 绘制闭环误差表, 统计平均闭环误差. 其中机器人运动的实验环境为实验室和走廊两种环境, 如图 3 所示.



图 3 实验环境

3.1 规定轨迹运动

遥控使机器人做封闭规定轨迹运动, 实验运动环境为图 3(a). 实验前预先在路径上设置 4 个坐标点 (0.00, 0.00)、(3.80, 0.00)、(3.80, 2.70)、(2.70, 0.00), 规定机器人路线为矩形, 运动距离为 13 m, 且各坐标点之间的运动为直线, 运动一圈后回到起点位置 (0.00, 0.00).

图 4 为一次实验 Matlab 绘制的运动轨迹图. 图中五角星为机器人起点及终点位置, 直线轨迹为规定的机器人运动轨迹, x 号轨迹为使用传统 MSCKF 算法的 IMU/Camera 运动轨迹, 圆圈轨迹为改进 MSCKF 算法的 IMU/W-Odom/Camera 运动轨迹. 图中可直观的看出, 改进 MSCKF 算法的整体运动轨迹更接近真实轨迹, 计算的终点位置也更接近起点 (0.00, 0.00).

3.2 封闭轨迹运动

遥控使机器人在走廊内从起点 (0.00, 0.00) 开始运

动, 最后回到起点 (0.00, 0.00), 即做闭环轨迹运动, 且实验中机器人的运动为直线和转弯的结合. 为更好的分析闭环定位误差, 减小由于运动时间、环境、操作误差和偶然性对实验结果的干扰, 本文在两种环境下进行了运动时间不同的 5 次实验, 其中, 实验 2 和实验 4 实验环境为图 3(a), 其余实验环境为图 3(b), 统计的运动闭环误差如表 1. 表中 x、y 表示算法计算得到的终点坐标, 闭环误差是该终点坐标与起点 (0.00, 0.00) 的距离.

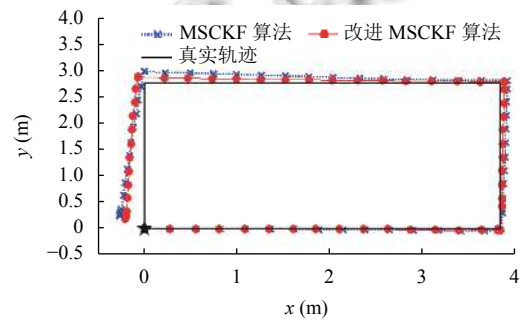


图 4 规定路线运动轨迹

表 1 闭环误差

实验	时长 (s)	MSCKF 算法			改进 MSCKF 算法		
		x(m)	y(m)	闭环误差 (m)	x(m)	y(m)	闭环误差 (m)
1	168	-0.295	0.222	0.369	-0.242	0.172	0.297
2	198	-0.269	0.241	0.361	-0.208	0.182	0.276
3	236	-0.345	0.298	0.456	-0.286	0.243	0.375
4	262	-0.332	0.289	0.440	-0.274	0.237	0.362
5	298	-0.403	0.325	0.518	-0.311	0.296	0.429
平均闭环误差 (m)		0.429			0.348		

对比实验 1-实验 4 的结果可以看出, 实验 2 和实验 4 的运动时间较长, 但其定位精度优于实验 1 和实验 3, 说明在特征纹理丰富环境, 单目 Camera 在更新时可选取的有效特征点较多, 使得 MSCKF 算法定位效果优于特征贫乏环境. 由表 1 中可以看出, 改进 MSCKF 算法定位精度优于传统 MSCKF 算法, 平均闭环误差提升了 0.081 m, 定位精度提升, 说明改进 MSCKF 算法使用轮式里程计对平移运动的约束比加速度计好, 改进 MSCKF 算法的定位结果更优.

4 结束语

针对传统 MSCKF 算法实现机器人室内定位时加速度计传感器的固有缺点: 受重力干扰和需积分解算得到速度和位置方程的问题, 本文提出了改进 MSCKF

算法. 改进算法使用轮式里程计取代 IMU 中加速度计传感器, 替换传统 MSCKF 算法中 EKF 速度和位置状态方程, 使 EKF 预测更加准确. 同时将 MSCKF 及其改进算法封装在 ROS 内, 结合 Turtlebot2 机器人实现算法并进行实验验证. 通过对实验结果分析得到, MSCKF 算法及改进 MSCKF 算法在特征纹理丰富环境中的定位效果要优于特征贫乏环境, 且改进 MSCKF 算法的整体运动轨迹更接近真实轨迹, 闭环误差也优于传统的 MSCKF 算法, 这为后续室内机器人进行自主导航和路径规划提供了更好的前提.

参考文献

- 1 Durrant-Whyte H. Where am I? A tutorial on mobile vehicle localization. *Industrial Robot: An International Journal*, 1994, 21(2): 11–16. [doi: [10.1108/EUM000000004145](https://doi.org/10.1108/EUM000000004145)]
- 2 夏凌楠, 张波, 王营冠, 等. 基于惯性传感器和视觉里程计的机器人定位. *仪器仪表学报*, 2013, 34(1): 166–172. [doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2013.01.024](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2013.01.024)]
- 3 刘园园, 葛世荣, 朱华, 等. 煤矿救灾机器人定位技术研究. *煤矿机械*, 2011, 32(1): 49–52. [doi: [10.3969/j.issn.1003-0794.2011.01.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0794.2011.01.021)]
- 4 Masamune K, Kurima I, Kuwana K, *et al.* HIFU positioning robot for less-invasive fetal treatment. *Procedia CIRP*, 2013, 5: 286–289. [doi: [10.1016/j.procir.2013.01.056](https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.01.056)]
- 5 褚辉, 李长勇, 杨凯, 等. 多信息融合的物流机器人定位与导航算法的研究. *机械设计与制造*, 2019, (4): 240–243. [doi: [10.3969/j.issn.1001-3997.2019.04.059](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3997.2019.04.059)]
- 6 文邹韬, 冯穗力. 基于 VIO 和 Wi-Fi 指纹技术的室内定位系统设计. *电讯技术*, 2019, 59(4): 449–454. [doi: [10.3969/j.issn.1001-893x.2019.04.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-893x.2019.04.014)]
- 7 徐则中, 庄燕滨. 移动机器人定位方法对比研究. *系统仿真学报*, 2009, 21(7): 1891–1896.
- 8 陈小宁, 黄玉清, 杨佳. 多传感器信息融合在移动机器人定位中的应用. *传感器与微系统*, 2008, 27(6): 110–113. [doi: [10.3969/j.issn.1000-9787.2008.06.035](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-9787.2008.06.035)]
- 9 Yuan K, Wang H, Zhang H. Robot position realization based on multi-sensor information fusion algorithm. *Fourth international symposium on computational intelligence and design*. Hangzhou, China. 2011. 294–297. [doi: [10.1109/ISCID.2011.81](https://doi.org/10.1109/ISCID.2011.81)]
- 10 Marín L, Vallés M, Soriano Á, *et al.* Multi sensor fusion framework for indoor-outdoor localization of limited resource mobile robots. *Sensors*, 2013, 13(10): 14133–14160. [doi: [10.3390/s131014133](https://doi.org/10.3390/s131014133)]
- 11 何壮壮, 丁德锐, 王永雄. 基于多传感器融合的移动机器人定位. *计算机与数字工程*, 2019, 47(2): 325–329, 343. [doi: [10.3969/j.issn.1672-9722.2019.02.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-9722.2019.02.014)]
- 12 Corke P, Lobo J, Dias J. An introduction to inertial and visual sensing. *The International Journal of Robotics Research*, 2007, 26(6): 519–535. [doi: [10.1177/0278364907079279](https://doi.org/10.1177/0278364907079279)]
- 13 Mourikis AI, Roumeliotis SI. A multi-state constraint kalman filter for vision-aided inertial navigation. *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Roma, Italy. 2007. 3565–3572. [doi: [10.1109/ROBOT.2007.364024](https://doi.org/10.1109/ROBOT.2007.364024)]
- 14 Groves PD. GNSS 与惯性及多传感器组合导航系统原理. 练军想, 曹聚亮, 吴文启, 等, 译. 北京: 国防工业出版社, 2011. 66–68.
- 15 Li MY, Mourikis AI. Optimization-based estimator design for vision-aided inertial navigation. *Robotics: Science and Systems*. 2013. 241–248.
- 16 Sun K, Mohta K, Pfrommer B, *et al.* Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(2): 965–972. [doi: [10.1109/LRA.2018.2793349](https://doi.org/10.1109/LRA.2018.2793349)]
- 17 Ramezani M, Khoshelham K, Fraser C. Pose estimation by omnidirectional visual-inertial odometry. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 105: 26–37. [doi: [10.1016/j.robot.2018.03.007](https://doi.org/10.1016/j.robot.2018.03.007)]
- 18 Feng W, Zheng L. Rapid and robust initialization for monocular visual inertial navigation within multi-state Kalman filter. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2018, 31(1): 148–160. [doi: [10.1016/j.cja.2017.10.011](https://doi.org/10.1016/j.cja.2017.10.011)]
- 19 李东轩. 多传感器融合的室内移动机器人定位[硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- 20 Liu HHS, Pang GKH. Accelerometer for mobile robot positioning. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2001, 37(3): 812–819. [doi: [10.1109/28.924763](https://doi.org/10.1109/28.924763)]
- 21 文坤. 多状态多视图约束视觉/惯性组合导航算法研究[硕士学位论文]. 长沙: 国防科学技术大学, 2016.