文章编号：2096-1472(2022)-09-13-05
DOI:10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2022.009.004

基于多信息融合的轮式机器人定位算法研究

沈念伟，于大泳

(上海理工大学机械工程学院，上海 200093)
✉17853589237@163.com; 825298801@qq.com

摘　要：为了提升室内轮式机器人在移动过程中的定位精度，提出一种基于多信息融合的定位算法。鉴于单一传感器的定位缺陷，使用多传感器信息进行数据融合来提升定位精度，将机器人里程计和惯性测量单元(Inertia Measurement Unit，IMU)解算的位姿信息通过扩展卡尔曼滤波进行信息融合，组成里程计融合器；然后将里程计融合器解算的位姿信息与激光雷达的点云信息进行融合，组成激光雷达融合器；最后根据不同的地图环境，对里程计融合器和激光雷达融合器的数据进行加权融合，组成加权融合器。经过实验验证，多传感器的融合相对于单一传感器平均定位精度提高了约60%。

关键词：机器人定位；ICP；多信息融合；扩展卡尔曼滤波
中图分类号：TP391　**文献标识码**：A

Research on Positioning Algorithm of Wheeled Robot based on Multi-information Fusion

SHEN Nianwei, YU Dayong

(*School of Mechanical Engineering*, *University of Shanghai for Science and Technology*, *Shanghai* 200093, *China*)
✉17853589237@163.com; 825298801@qq.com

Abstract: In order to improve the positioning accuracy of indoor wheeled robots in the moving process, this paper proposes a positioning algorithm based on multi-information fusion. In view of the positioning defect of a single sensor, multi-sensor information is used for data fusion to improve the positioning accuracy. The position and pose information calculated by robot odometer and IMU(Inertia Measurement Unit) is fused through extended Kalman filter to form an odometer fuser. Then, the position and pose information calculated by the odometer fuser is fused with the point cloud information of the lidar to form a lidar fuser. Finally, according to different map environments, the data of odometer fuser and lidar fuser are weighted and fused to form a weighted fuser. It has been verified by experiments that the average positioning accuracy of multi-sensor fusion improves by about 60%, compared to that of a single sensor.

Keywords: robot positioning; ICP(Iterative Closest Point); multi-information fusion; extended Kalman filter

www.rjgcZZ.com

1 引言(Introduction)

机器人在室内定位的过程中，位姿是极为重要的，精确地获取位姿能够大大减小导航的误差。机器人位姿主要依靠传感器去获取，但是单一传感器存在一定的缺陷，而多种传感器的信息融合却能够产生更加准确、稳定以及可靠的定位精度。目前用于定位的传感器的种类繁多，例如人们所熟知的GPS导航定位系统、激光雷达传感器、IMU传感器和里程计，等等。这些传感器都可以用于不同场景的导航，GPS依据天上的卫星系统来进行定位导航，在室外的定位效果最佳，但是在室内却差强人意，一般用于汽车、手机等产品上；激光雷达传感器是通过发射激光束获取点云数据来进行定位的，但是在一些较为窄长的通道地图中定位效果却不太理想；IMU是通过加速度计和陀螺仪来获取机器人的线速度和角速度进行定位的，其最大的优势是在短时内能够产生极佳的定位效果，但是随着时间的推移，IMU也会产生累积误差，之后的定位效果也不尽人意；里程计主要通过安装在车轮上的光电编码器来获取机器人的位姿信息，但是在机器人的运动过程中难免会出现车轮打滑的情况，其定位效果也会

大打折扣。

综上所述，使用单一的传感器进行定位，肯定无法适应不同的场景，其定位效果会有欠缺，很难达到理想的状态，因此考虑使用多传感器的信息进行融合来提高机器人的定位精度。

2 传感器定位原理(Sensor positioning principle)

2.1 里程计定位原理

在轮式机器人的运动过程中，里程计发挥着重要的作用，其主要的功能就是定位。里程计可在一定时间内推算出机器人的位姿变化，并且已经得到了广泛的应用，其特点是数据采集快、在市场上的销售价格较低，其主要的工作原理是依赖于车轮电机上的光电编码器。光电编码器的主要作用是检测车轮所转过的弧度，可以推算机器人移动的距离，在已知车轮的半径以及机器人运动时间时，根据公式就可以测出机器人电机的转速，最后根据车轮上电机驱动的传动比以及车轮半径就可以计算出机器人所在位置的变化情况。里程计的分辨率δ如公式(1)所示：

$$\delta=\frac{2\pi R}{\eta p} \tag{1}$$

其中，R表示车轮半径，η表示电机的减速比，p表示编码器的精度。在已知里程计的分辨率之后，就可以推理出机器人左右车轮的位移增量：

$$\begin{aligned}\triangle d_l&=\delta\cdot N_l\\ \triangle d_r&=\delta\cdot N_r\end{aligned} \tag{2}$$

其中，N_l和N_r为机器人左车轮和右车轮光电编码器输出的脉冲数。

里程计模型为弧线型，因为机器人在运动过程中不可能一直沿着直线行走，其位移和角度随时都会发生变化，如图1所示。假设机器人左右轮的间距为$2d$，在t时刻的位姿为(x_t,y_t,θ_t)，在$t+1$时刻的位姿为$(x_{t+1},y_{t+1},\theta_{t+1})$，则从$t$时刻到$t+1$时刻机器人的位姿变化如公式(3)所示：

$$\begin{aligned}\triangle S_t&=(\triangle d_l+\triangle d_r)/2\\ \triangle\theta_t&=(\triangle d_l-\triangle d_r)/2d\end{aligned} \tag{3}$$

令$r=\frac{\triangle S_t}{\triangle\theta_t}$，里程计模型可以表示为：

$$f(x_{t+1},y_{t+1},\theta_{t+1})=\begin{pmatrix}x_t+r[\cos(\theta_t+\triangle\theta_t)-\cos\theta_t]\\ y_t+r[\sin(\theta_t+\triangle\theta_t)-\sin\theta_t]\\ \theta_t+\triangle\theta_t\end{pmatrix} \tag{4}$$

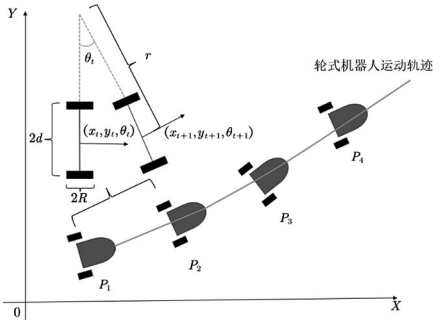


图1 里程计模型

Fig.1 Odometer model

里程计传感器在车轮打滑的情况下会产生一定的定位误差，这样的误差会在很大程度上降低里程计的精度。因此，使用里程计时一般都会配备IMU传感器来进行校正，这样就可以很好地克服这个缺点。

2.2 IMU定位原理

IMU传感器主要是依靠陀螺仪和加速度计来进行定位的，首先陀螺仪传感器可以获得机器人的角速度数据，加速度计传感器可以获得机器人的加速度数据，对加速度数据进行两次积分后得到机器人的位移数据。

对于IMU传感器的姿态解算，目前常用且较为优秀的算法为方向余弦矩阵算法(Direction Cosine Matrix，DCM)[1]。这种算法本质上是一种互补滤波算法，是一个用低通滤波器滤除高频噪声，用高通滤波器滤除低频噪声，分别把相对应测量中的噪声去除，然后融合两种信号的过程，如图2所示。

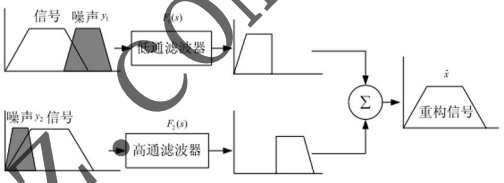


图2 互补滤波原理

Fig.2 Principle of complementary filtering

其具体流程主要分三步进行：

(1)构建方向余弦矩阵方程。机器人在运动过程中，其在空间中的位姿是绕着x、y、z轴运动所形成的，绕轴旋转的顺序不相同，所使用的分解方式也不相同。最常用的分解方法是欧拉角法，其原理是把机器人的位姿变换通过在x、y、z轴的旋转顺序来表示，即：

$$R=rot(x,\beta)rot(y,\gamma)rot(z,\alpha) \tag{5}$$

其中，β、γ和α分别代表的是机器人的俯仰角、翻滚角和偏转角，如图3所示；$rot(x,\beta)$、$rot(y,\gamma)$和$rot(z,\alpha)$分别代表的是绕着x、y、z轴的旋转矩阵；矩阵R表示的是机器人在世界坐标系下的位姿变换到IMU坐标系下位姿的旋转矩阵，即方向余弦矩阵。

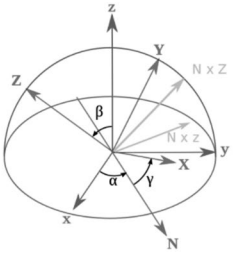


图3 欧拉角示意图

Fig.3 Euler angle diagram

(2)方向余弦矩阵对时间进行求导。在得到机器人的方向余弦矩阵之后，对其进行求导，可得到欧拉角的微分方程，即：

www.rigczz.com

$$\begin{bmatrix} p_x \\ q_y \\ r_z \end{bmatrix} = rot(x,\beta)rot(y,\gamma)\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\alpha} \end{bmatrix} + rot(x,\beta)\begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\gamma} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \dot{\beta} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中，p_x、q_y和r_z表示的是x、y、z轴方向上的角速度，$\dot{\alpha}$、$\dot{\gamma}$和$\dot{\beta}$分别代表x、y、z轴欧拉角的导数。

(3)求解欧拉角的微分方程。根据公式(6)反解出欧拉角的导数：

$$\begin{cases} \dot{\beta} = (q_y \sin\theta + r_z \cos\theta)\tan\gamma + p_x \\ \dot{\gamma} = q_y \cos\theta - r_z \sin\theta \\ \dot{\alpha} = (q_y \sin\theta + r_z \cos\theta)/\cos\gamma \end{cases} \quad (7)$$

可以采用四阶龙格库塔法[2]对欧拉角的微分方程进行求解，结果即为机器人的实时位姿。

2.3 激光雷达定位原理

对于激光雷达传感器的位姿解算算法而言，目前比较常用就是最近点搜索法(Iterative Closest Point，ICP)[3]。ICP的基本原理及推导过程如下：

(1)设置初始的变换矩阵R和T，R为旋转矩阵，T为平移矩阵，默认初始值为零。

(2)有两组点云集，分别为$\{P_i\}$和$\{Q_i\}$，其中$\{P_i\}$是源点云，$\{Q_i\}$是当前帧的点云。

(3)在点云集$\{P_i\}$中为点云集$\{Q_i\}$寻找最近的点云，构成匹配点对(p_i,q_i)，从图4可以看出，ICP算法采用两个点云之间的欧氏距离作为误差。

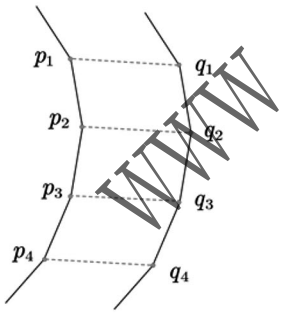


图4 ICP算法的匹配原理

Fig.4 Matching principle of ICP algorithm

(4)因为机器人的移动和传感器自身所存在的噪声，无法达到两组点云都能够相互匹配，因此定义一个误差函数err_{ICP}：

$$err_{ICP} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|q_i - Rp_i - T|^2 \quad (8)$$

其中，n表示点云的个数，q_i是点云集$\{Q_i\}$中的点云，p_i是点云集$\{P_i\}$中与q_i最近的点云。

(5)通过使err_{ICP}的值最小求解最优的旋转矩阵R和平移矩阵T，对误差函数求解：

$$err_{ICP} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|q_i - u_q - R(p_i - u_p)|^2 + |u_q - Ru_p - T|^2 \quad (9)$$

其中，误差函数err_{ICP}的最终项中只跟旋转矩阵R有关的项是$|q_i - u_q - R(p_i - u_p)|^2$，当已知$R$时可以通过$(u_q - Ru_p - T)$项求出平移矩阵$T$，因此将$err_{ICP}$转换为最小化函数$err_{\min}$：

$$err_{\min} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|q_i - u_q - R(p_i - u_p)|^2 \quad (10)$$

通过对矩阵进行SVD分解，求出$err_{\min}$函数的最小值就能够求出最优的旋转矩阵R和平移矩阵T。

3 多传感器信息融合算法的设计(Design of multi-sensor information fusion algorithm)

通过第2部分的传感器定位原理可知，依靠单一的传感器进行定位时，机器人可能会存在比较大的定位误差，这些误差会导致机器人“迷失方向”。因此，本文提出一种多传感器信息融合的定位算法[4]，其流程图如图5所示。

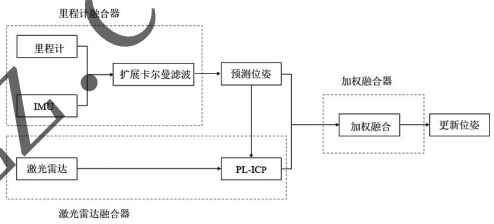


图5 多传感器信息融合定位流程图

Fig.5 Flow chart of multi-sensor information fusion positioning

3.1 里程计融合器的研究设计

里程计融合器是通过扩展卡尔曼滤波算法[5-6]融合里程计传感器和IMU传感器的信息。在运用扩展卡尔曼滤波过程中，用里程计的运动模型作为预测量，用IMU的数据作为观测量。根据公式(4)可得扩展卡尔曼滤波的系统状态方程：

$$x_t^O = g(x_{t-1}^O, u_t) + \varepsilon_t = \begin{bmatrix} x_t^O + r[\cos(\theta_t + \triangle\theta_t) - \cos\theta_t] \\ y_t^O + r[\sin(\theta_t + \triangle\theta_t) - \sin\theta_t] \\ \theta_t + \triangle\theta_t \end{bmatrix} + \varepsilon_t \quad (11)$$

对扩展卡尔曼滤波的系统状态方程进行泰勒展开的一阶线性化处理，其结果即为雅可比矩阵(Jacobian Matrix)：

$$G_{t-1}^O = g'(x_{t-1}^O, u_t) = \frac{\partial g(x_{t-1}^O, u_t)}{\partial x_{t-1}^O} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -r[\sin(\theta_t + \triangle\theta_t) + \sin\theta_t] \\ 0 & 1 & r[\cos(\theta_t + \triangle\theta_t) - \cos\theta_t] \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

由于里程计传感器在工作过程中会因为路面原因造成机器人打滑而产生一定的误差，因此可以利用IMU来对里程计进行位姿修正，最后得到最优的位姿。本课题所研究的机器人为室内机器人，实际的工作环境只能够绕着z轴旋转，对于IMU而言，只需要其z轴的数据即可，因此IMU的观测量为$(0,0,\xi_t)^{\mathrm{T}}$，扩展卡尔曼滤波的系统观测方程为：

www.rigczz.com

$$z_t^I = H_t x_t^I + \delta_t \tag{13}$$

其中，观测矩阵H_t为：

$$H_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{14}$$

根据公式(13)和公式(14)可以求出系统的观测方程：

$$z_t^I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_t^I \\ y_t^I \\ \xi_t^I \end{bmatrix} + \delta_t \tag{15}$$

系统状态方程及观测方程都已经求出，将它们带入扩展卡尔曼滤波的预测方程和更新方程，对两个传感器的信息进行融合迭代，就能够求出里程计融合器输出的最优位姿估计$\hat{x}_t^{\text{out}}$。

3.2 激光雷达融合器的研究设计

由于激光雷达求解机器人位姿会因为没有精准的初始位姿导致定位失败，因此本文设计了激光雷达融合器，其最主要的作用是融合激光雷达的信息以及里程计融合器输出的位姿信息来对机器人进行位姿解算，信息融合的算法依旧是运用扩展卡尔曼滤波算法[7-8]。

在激光雷达融合器的设计中，激光雷达的数据作为观测量，激光雷达的观测模型如公式(16)所示：

$$z_t^L = h(x_t^L) + \delta_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_t^L \\ y_t^L \\ \theta_t^L \end{bmatrix} + \delta_t \tag{16}$$

在第2部分中介绍了使用ICP算法进行激光雷达的定位，使用这种方法的优点就是定位精度高，但是该算法的使用比较依赖位姿的初始值，一旦初始值效果不理想，就容易导致算法陷入局部最优的情况，这样就会导致定位精度降低。激光雷达融合器的设计流程如下所示：

(1)里程计融合器的系统状态方程为：

$$\hat{x}_t^O = g(\hat{x}_{t-1}^{O\text{out}}, u_t) \tag{17}$$

(2)根据ICP算法，其算法的初始值是里程计融合器输出的位姿，其激光雷达的测量值为：

$$x_t^L = PLICP(\hat{x}_t^{O\text{out}}, scan_t, scan_{t+1}) \tag{18}$$

(3)更新t时刻的位姿状态量，并且输出激光雷达融合器的值：

$$\hat{x}_t^{L\text{out}} = \hat{x}_t^O + K_t(x_t^L - h(\hat{x}_t^O)) \tag{19}$$

(4)跳转到第一步进行迭代，可以不断地输出激光雷达融合器的值。

3.3 加权融合器的研究设计

加权融合器的主要作用就是对里程计融合器的输出值以及激光雷达融合器的输出值进行加权融合。在位姿解算过程中，由于不同的传感器其特性也不相同，因此对两个滤波器的输出值进行加权融合，进一步提高机器人的定位精度。假设里程计融合器输出的最优位姿和协方差分别是$\hat{x}_1$和$\hat{P}_1$，激光雷达融合器输出的最优位姿和协方差分别是$\hat{x}_2$和$\hat{P}_2$。加权融合之后可以得到一个融合后的最优位姿估计和协方差：

$$\begin{cases} \hat{P}_k = \alpha_1 \hat{P}_1 + \alpha_2 \hat{P}_2 \\ \hat{x}_k = \alpha_1 \hat{x}_1 + \alpha_2 \hat{x}_2 \\ \alpha_1 + \alpha_2 = 1 \end{cases} \tag{20}$$

其中，$\hat{P}_k$和$\hat{x}_k$分别代表融合后的协方差和最优的位姿估计，α_1和α_2分别代表里程计融合器和激光雷达融合器的权重。

对于权重的比例分配问题，可以考虑激光雷达传感器和里程计传感器之间的特性。里程计传感器短时间定位精度比较高，但是长时间的定位精度误差会越来越大，反而激光雷达传感器具有长时间定位精度误差小的特性，两者之间可以相互配合。当机器人进行短距离的运动时，里程计传感器的定位精度较高，经过大量实验可得，此时权重α_1的值取0.7时误差较小，整体的输出状态以里程计传感器为主。当机器人进行长距离的运动时，里程计传感器的定位精度降低，激光雷达传感器的定位精度较高于里程计传感器，因此权重α_2的值取0.8，整体的输出状态以激光雷达传感器为主。权重融合滤波器考虑了机器人在不同的运动场景中运用不同的融合器进行定位，可以合理地发挥传感器的特性，较大程度地提高机器人的定位精度和鲁棒性。

4 实验分析(Experimental analysis)

本课题为了验证多信息融合定位算法的优势，在上海理工大学综合楼进行了实验验证。实验环境如图6所示，机器人位姿解算的参考值是ROS系统中move_base功能包所发布的话题数据，通过Cartographer算法建立地图，所建地图如图7所示。

图6 实验的真实环境

Fig.6 Real environment of experiment

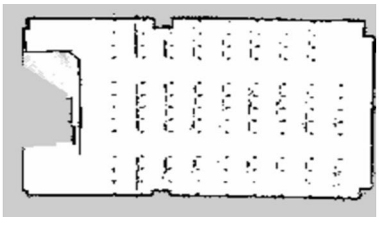
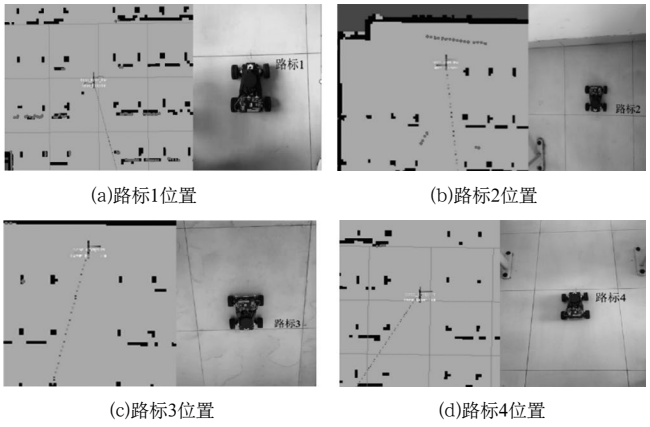


图7 Cartographer建图

Fig.7 Cartographer mapping

www.rjgcz.com

首先，在实验场景中标记一个初始点，记为坐标(0,0)，初始点位于机器人底盘的中心位置。以机器人正前方为*y*轴，垂直*y*轴方向为*x*轴建立直角坐标系，在复杂的实验场景中随机设置四个路标，并且测量和记录机器人在坐标系中的位置。然后，在终端输入rosrun turtlesim turtle_teleop_key，操作机器人移动，机器人运动到路标位置时，计算机终端会输出机器人的位姿数据。在教室中随机设置的四个路标如图8所示。



(a)路标1位置　(b)路标2位置

(c)路标3位置　(d)路标4位置

图8 机器人在地图中的路标位置

Fig.8 Robot's landmark location on the map

每次机器人从起始点移动到路标处后就记录下机器人的位姿信息，然后继续朝向下一个路标移动，直到返回初始点，更换路标坐标，重复三次实验。单独进行单一里程计定位、单一激光雷达定位及多传感器信息融合定位，误差结果如表1所示，根据误差结果的绝对值绘制误差折线图如图9所示。通过对比可知，多信息融合的定位误差最小，且相对于单一传感器，其平均定位精度提高了约60%。

表1 在复杂环境中机器人的定位误差

Tab.1 Positioning error of robot in complex environment

次数	路标点	实际坐标/m	里程计定位误差/cm	激光雷达定位误差/cm	多传感器融合定位误差/cm
1	1	(−2.5,5.5)	29.5	44.2	14.8
	2	(−2.5,12.5)	36.8	52.6	22.1
	3	(2.5,12.5)	53.5	78.7	31.1
	4	(2.5,5.5)	72.4	92.7	39.8
2	1	(−2.5,5.5)	30.5	46.8	15.2
	2	(−2.5,12.5)	38.5	54.5	24.8
	3	(2.5,12.5)	58.8	73.5	33.5
	4	(2.5,5.5)	76.4	96.4	40.1
3	1	(−2.5,5.5)	32.1	47.3	15.1
	2	(−2.5,12.5)	39.1	53.9	22.3
	3	(2.5,12.5)	49.6	102.6	29.4
	4	(2.5,5.5)	58.8	119.4	38.7

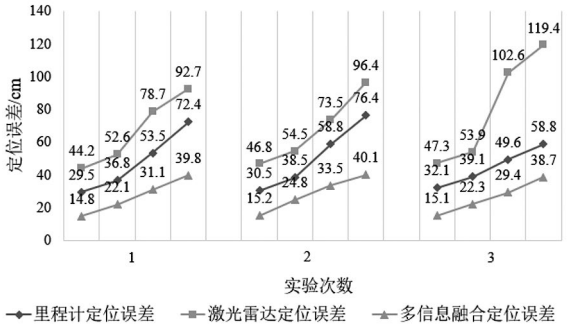


图9 定位误差折线图

Fig.9 Line chart of positioning error

5 结论(Conclusion)

机器人的定位问题一直是机器人导航研究的难点，仅靠单一的传感器无法达到较为理想的定位状态。合理利用里程计、IMU和激光雷达，通过对多传感器的信息进行融合，能够极大提高定位精度。通过实验结果可知，相对于单一传感器而言，多信息融合的定位精度提升了60%，从而使得后期机器人的导航精度也会有所提升。

参考文献(References)

[1] 李维仲,王小虎,蔡述江.捷联惯性导航、制导系统中方向余弦矩阵的递推算法[J].宇航学报,2006(3):349−353.

[2] 富明慧,梁华力.一种改进的精细−龙格库塔法[J].中山大学学报(自然科学版),2009(5):1−5.

[3] 戴静兰,陈志杨,叶修梓.ICP算法在点云配准中的应用[J].中国图象图形学报,2007(3):517−521.

[4] 马先重.基于多传感器融合的室内移动机器人定位及障碍物检测与测量研究[D].武汉:武汉科技大学,2021.

[5] SUN X H, WEN C L, WEN T. A novel step−by−step high−order extended Kalman filter design for a class of complex systems with multiple basic multipliers [J]. Chinese Journal of Electronics, 2021, 30(2):313−321.

[6] LI X, WANG Y, LIU D W. Research on extended Kalman filter and particle filter combinational algorithm in UWB and foot−mounted IMU fusion positioning[J]. Mobile Information Systems, 2018(2):1−17.

[7] 刘永昌,龚元明.基于卡尔曼滤波的超宽带定位技术应用[J].软件工程,2021(7):24−27.

[8] LIN S G. Assisted adaptive extended Kalman filter for low−cost single−frequency GPS/SBAS kinematic positioning[J]. GPS Solutions, 2015(2):215−223.

作者简介：

沈念伟(1996−)，男，硕士生.研究领域：机器人，嵌入式开发.

于大泳(1977−)，男，博士，高级工程师.研究领域：并联机构精度分析标定，电磁兼容.

www.rigcz.com