

doi: 10.7690/bgzdh.2024.05.019

室内巡检机器人的定位方法

陈 斌, 陶卫军

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对巡检机器人在室内环境进行巡检任务时无法准确到达指定位置的问题, 提出一种基于激光雷达和里程计的分区域定位方法。当机器人工作在定位精度要求不高的非目标区域时, 采用激光雷达加里程计的定位算法进行导航; 而当机器人进入包含指定位置的目标区域时, 则利用搭载在机器人上的激光测距传感器和已知位置的地标来推算机器人的当前位姿, 并根据机器人的当前误差进行位姿矫正, 实现机器人在目标位置的精确定位。实验结果表明: 该定位方法的位置误差 $<2\text{ cm}$, 偏转角误差 $<1^\circ$, 满足巡检机器人的定位精度要求, 具备可行性和实际价值。

关键词: 巡检机器人; 激光雷达; 里程计; 地标; 局域定位

中图分类号: TP24 **文献标志码:** A

Positioning Method of Indoor Inspection Robot

Chen Bin, Tao Weijun

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aiming at the problem that the inspection robot can not accurately reach the designated location when it carries out inspection tasks in indoor environment, a regional localization method based on laser radar and odometer is proposed. When the robot works in the non-target area where the positioning accuracy requirement is not high, the positioning algorithm of laser radar and odometer is used for navigation; When the robot enters the target area including the specified position, the current pose of the robot is calculated by using the laser ranging sensor carried on the robot and the landmark of the known position, and the pose is corrected according to the current error of the robot to realize the precise positioning of the robot at the target position. The experimental results show that the position error is less than 2 cm and the deflection angle error is less than 1° , which meets the positioning accuracy requirements of the inspection robot and has feasibility and practical value.

Keywords: inspection robot; laser radar; odometer; landmark; local location

0 引言

室内移动机器人定位方法按照定位原理可分为相对定位和绝对定位。随着日益复杂的工作环境, 任何单一的定位方法都无法满足当前的定位需求; 因此, 目前室内移动机器人主要采用多传感器融合的定位方法。其中, 基于激光雷达和里程计的定位方法是目前最成熟的定位方法, 轮式里程计依靠安装在电机上的光电编码器来实现机器人位姿的解算, 是一种相对定位方式, 但系统存在累计误差, 导致定位精度下降^[1]; 激光雷达虽然定位精度较高, 但当遇到激光反射点不足、有效测量距离有限的情况时, 激光雷达采集到的信息量过少, 造成激光扫描信息和地图匹配失效, 从而导致定位失败。基于激光雷达和里程计的定位方法其精度一般只能达到分米级。相比于普通的移动机器人, 巡检机器人的特殊之处在于通常需要在多个指定的目标位置对管道阀门、仪表数据等进行检查, 对固定位置的定位

精度要求更高, 单纯依靠基于激光雷达和里程计的定位方法无法满足巡检机器人的精度要求。

近年来, 为提高巡检机器人指定位置的定位精度, 主流方向是采用预先建立的环境模型和外部传感器直接获取机器人当前的位姿信息, 用于修正里程计带来的误差, 实现机器人在全局坐标系下的精确定位^[2]。如基于视觉传感器和二维码地标的定位方法, 通过在环境中预先布置具有特征点的二维码, 机器人利用搭载的相机来获取二维码上的特征点, 从而解算机器人的位姿信息, 虽然可以有效消除里程计带来的累计误差, 但是一方面二维码通常需要铺设在天花板或地面上, 容易磨损玷污, 影响定位^[3]; 另一方面视觉传感器对于环境光照条件敏感, 图像标定复杂^[4-5]。再如基于超宽带通信 (ultra wide band communication, UWB) 的融合定位方法, 通过在环境中设置无线载波基站, 然后接收机器人上搭载的标签反射回来的信号推算机器人与基站之间的

收稿日期: 2024-01-11; 修回日期: 2024-02-17

第一作者: 陈 斌(1998—), 男, 山西人, 硕士。

距离，利用三点定位原理，实现机器人在全局坐标系下的精确定位；但是系统存在漂移误差，当室内环境复杂，基站与标签之间存在遮挡时，定位精度下降^[6-8]。

针对上述问题，笔者提出一种基于激光雷达和里程计的分区定位方法。在非目标区域时，采用激光雷达和里程计的融合定位算法进行定位导航，当机器人进入指定位置的目标区域后，利用搭载的激光测距传感器和目标位置附近的地标构建机器人的定位模型，解算机器人的位姿信息，实现机器人在全局坐标系下的精确定位。最后，通过实验验证该方法可以实现预期的定位精度要求。

1 巡检机器人的总体定位方案

如图 1 所示，根据巡检机器人的工作特点，将预先已知的环境地图分为 2 种区域。针对定位精度要求较高的目标位置，在预定轨迹的前方和左侧布置激光反射板用于辅助定位，由目标位置及反射板信标构成的区域称为目标区域，对于定位精度要求不高的非目标区域，依靠基于激光雷达和里程计的导航系统控制机器人向目标位置靠近；但由于里程计和激光雷达的累计误差，机器人的实际路径和预定的轨迹必然存在偏差，只能实现机器人目标位置的粗略定位。通过机器人上搭载的高精度激光测距传感器来解算机器人在全局坐标系下的实际位姿，修正里程计和激光雷达带来的误差，重新矫正机器人的位姿，实现机器人在目标位置的精确定位，其定位流程如图 2 所示。

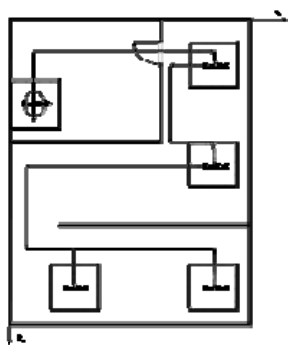


图 1 机器人的巡检环境地图

2 巡检机器人的运动学模型

由于巡检机器人的工作环境主要为室内，其地面较为平坦，很少存在需要爬坡的情况，而且轮式机器人的结构简单、控制方便，与基于激光雷达和里程计的定位系统契合度高；因此，笔者研究的室内巡检机器人采用两轮差速的运动结构，其运动学

模型如图 3 所示。

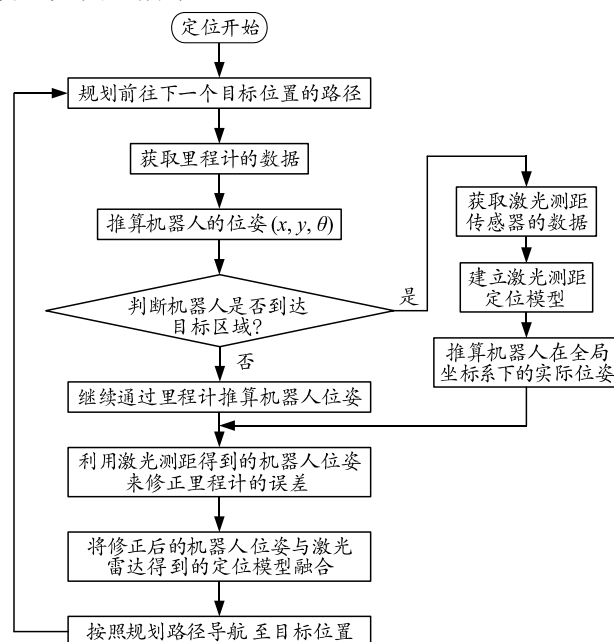


图 2 机器人的定位流程

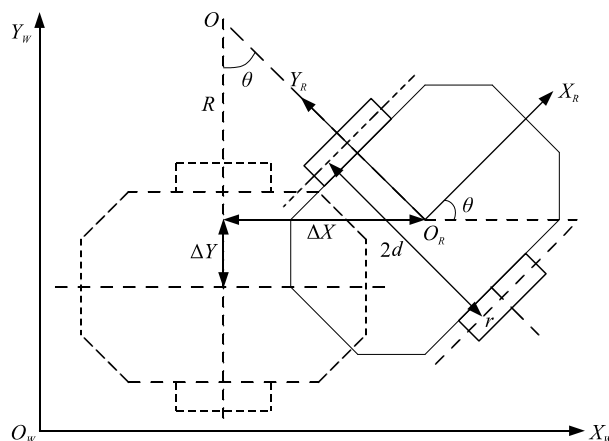


图 3 巡检机器人的运动学模型

图中： $X_w O_w Y_w$ 是世界坐标系； $X_r O_r Y_r$ 是机器人坐标系；机器人在任意时刻的位姿可以表示为 $(x \ y \ \theta)^T$ ，其中， (x, y) 表示机器人在全局坐标系中的位置， θ 表示机器人坐标系的航向角。假定机器人左右车轮中心的距离为 $2d$ ，车轮半径为 r ，左右车轮的线速度分别为 V_L 和 V_R ，则可得到机器人的运动学模型^[9]为：

$$\begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (V_L + V_R)/2 \\ (V_R - V_L)/2d \end{bmatrix}; \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}. \quad (2)$$

式中 v 和 ω 为机器人绕其旋转中心 O 的线速度和角速度。

3 传感器定位原理

3.1 里程计定位模型

通过电机搭载的光电编码器采集脉冲，假定编码器的分辨率为 K 脉冲/转，在 Δt 时间内输出 N 个脉冲，则车轮的移动距离 ΔS 为：

$$\Delta S = 2\pi rN/K \quad (3)$$

由上式可以得到在 Δt 时间内，左右车轮的移动距离分别为 ΔS_L 和 S_R ，进而可以计算得到机器人左右车轮的线速度分别为：

$$V_L = \Delta S_L / \Delta t; \quad (4)$$

$$V_R = \Delta S_R / \Delta t. \quad (5)$$

代入式(1)可以得到机器人的线速度 v 和角速度 ω ：

$$v = (\Delta S_L + \Delta S_R) / 2\Delta t; \quad (6)$$

$$\omega = (\Delta S_R - \Delta S_L) / (2d \cdot \Delta t). \quad (7)$$

假定在 t_1 时刻机器人的位姿为 $(x_1 \ y_1 \ \theta_1)^T$ ，在 t_2 时刻机器人的位姿为 $(x_2 \ y_2 \ \theta_2)^T$ 。 Δt 时间间隔内，机器人绕旋转中心 O 做匀速圆周运动，如图 4 所示。

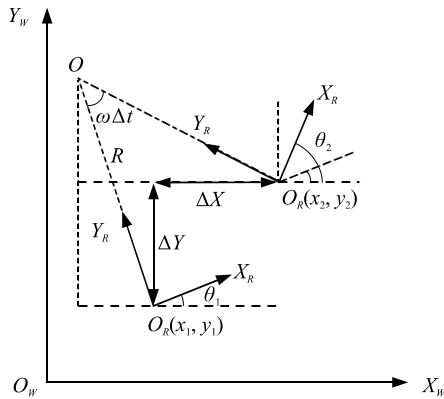


图 4 里程计定位模型

根据式(6)和(7)可得机器人的角速度为 ω ，线速度为 v ，进而得到机器人的旋转半径 R 为：

$$R = v / \omega. \quad (8)$$

根据图 2 中的几何关系可以得到 Δt 时间内机器人的位姿变化：

$$\begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(\sin(\omega\Delta t + \theta_1) - \sin \theta_1) \\ R(\cos \theta_1 - \cos(\omega\Delta t + \theta_1)) \\ \omega\Delta t \end{bmatrix}. \quad (9)$$

综上所述，在 t_2 时刻机器人的位姿为：

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + R(\sin(\omega\Delta t + \theta_1) - \sin \theta_1) \\ y_1 + R(\cos \theta_1 - \cos(\omega\Delta t + \theta_1)) \\ \theta_1 + \omega\Delta t \end{bmatrix}. \quad (10)$$

实际使用时由于轮子打滑、磨损等原因，里程计定位存在累计误差；因此，机器人在任意时刻 k 的位姿可以表示为：

$$X_k = f(X_{k-1}, u_k) + \omega_k. \quad (11)$$

式中： X_k, X_{k-1} 为机器人在 k 时刻和 $k-1$ 时刻的位姿； u_k 为 Δt 时间间隔内里程计的运动量； ω_k 为机器人 k 时刻时的累计误差。

由式(11)不难看出，随着定位时间不断增加，机器人的累计误差会逐渐增大，最终导致定位精度下降；因此，里程计更加适合短时间定位，通常需要与其他定位方式融合，用以修正里程计的误差，提高定位精度^[10]。

3.2 激光测距传感器定位原理

3.2.1 激光测距传感器

针对巡检机器人目标位置的精确定位问题，笔者采用一种精度很高的测距传感器来构建定位模型，如图 5 所示。该传感器基于 TOF 的原理，通过连续发射的激光束到被测物体上，然后接收从物体表面反射回来的激光束，根据发射和接收到激光束的时间差来计算得到被测物体的距离，精度可以达到 mm 级；但是激光测距传感器只能获得一个方向的距离信息，而机器人的位姿需要通过 $[x \ y \ \theta]^T$ 3 个参数进行确定。至少需要 3 个激光测距传感器才能确定机器人位置^[11-12]。



图 5 L2s 激光测距传感器

3.2.2 激光测距定位模型

笔者基于反射板和激光测距传感器构建的机器人定位模型如图 6 所示。首先，将 4 个激光测距传感器对称地布置在机器人的前后和左右两侧，并且处于同一平面上；其次，在目标位置附近放置 2 块垂直的激光反射板作为信标用来辅助定位，假定巡检的目标位置为 (x_0, y_0) ，则反射板的全局坐标分别为：

$$X_b = x_0 + x_b; \quad (12)$$

$$Y_b = y_0 + y_b. \quad (13)$$

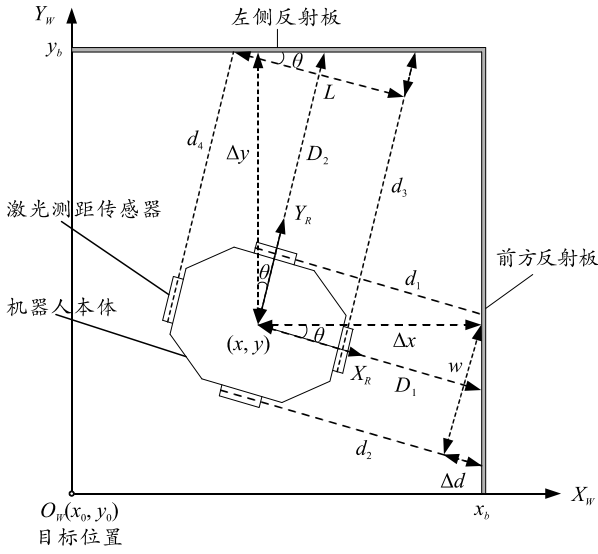


图 6 激光测距定位模型

当巡检机器人位于目标位置区域时，机器人的位姿可表示为 $[x \ y \ \theta]^T$ ，假定两侧传感器与机器人前方反射板的距离分别为 d_1 和 d_2 ，传感器之间的距离为 W ；前后传感器与机器人左侧反射板的距离分别为 d_3 和 d_4 ，传感器之间的距离为 L ，如图 4 所示。根据几何关系，可以得到机器人 x 轴的偏转角 θ_1 为：

$$\theta_1 = \arctan((d_1 - d_2)/W)。 \quad (14)$$

同理，机器人 y 轴的偏转角 θ_2 为：

$$\theta_2 = \arctan((d_3 - d_4)/L)。 \quad (15)$$

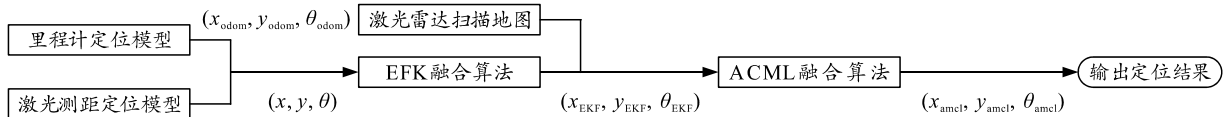


图 7 数据融合框架

首先，采用基于扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 算法^[13]构建一个初级滤波器，将激光测距模型得到的机器人位姿 $(x, y, \theta)^T$ 作为观测数据来更新里程计的推算位姿 $(x_{odom} \ y_{odom} \ \theta_{odom})^T$ ，修正里程计的累计误差。然后将 EKF 算法融合后的机器人位姿 $(x_{EKF} \ y_{EKF} \ \theta_{EKF})^T$ 作为自适应蒙特卡洛 (adaptive Monte Carlo location, AMCL) 算法的输入位姿，构建预测模型，并通过融合激光雷达扫描得到的地图信息对机器人的位姿进行进一步的更新。最后将 AMCL 算法得到的机器人位姿作为最终结果输出，实现机器人在目标位置的精确定位。

4.2 基于 EKF 的激光测距传感器数据融合

EKF 算法大致可分为预测和更新 2 个阶段。

当 θ_1 与 θ_2 的误差在可允许的范围内时，说明传感器的检测位置正确，能够正确推导机器人的位姿；因此，通过求平均值可得机器人的航向角 θ 为：

$$\theta = (\theta_1 + \theta_2)/2。 \quad (16)$$

进而可以得到机器人中心与前方反射板的距离 Δx 为：

$$\Delta x = D_1 \cos \theta = (d_1 + d_2) \cos \theta/2。 \quad (17)$$

同理，机器人中心与左侧反射板的距离 Δy 为：

$$\Delta y = D_2 \cos \theta = (d_3 + d_4) \cos \theta/2。 \quad (18)$$

由式(12)、(13)、(17)、(18)联立，可以得到机器人在全局坐标系下的位置为：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_b \\ Y_b \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 + x_b - (d_1 + d_2) \sin \theta/2 \\ y_0 + y_b - (d_3 + d_4) \sin \theta/2 \end{bmatrix}。 \quad (19)$$

综上所述，巡检机器人在目标位置的位姿可以表示为：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 + x_b - (d_1 + d_2) \sin((\theta_1 + \theta_2)/2)/2 \\ y_0 + y_b - (d_3 + d_4) \sin((\theta_1 + \theta_2)/2)/2 \\ (\theta_1 + \theta_2)/2 \end{bmatrix}。 \quad (20)$$

4 数据融合方法

4.1 数据融合框架

为融合激光测距定位模型、里程计和激光雷达检测到的定位信息，笔者采用的数据融合算法框架如图 7 所示。

1) 估计机器人的位姿，构建机器人的预测模型，由式(11)可得机器人在 k 时刻的位姿估计值为：

$$\hat{X}_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_k \\ \hat{y}_k \\ \hat{\theta}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta_{k-1} & -\sin \theta_{k-1} & 0 \\ \sin \theta_{k-1} & \cos \theta_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{odom_x} \\ v_{odom_y} \\ \omega_{odom} \end{bmatrix} \Delta t。 \quad (21)$$

式中： \hat{X}_k 为机器人在 k 时刻的预测位姿； $(x_{k-1} \ y_{k-1} \ \theta_{k-1})^T$ 为机器人 $k-1$ 时刻的位姿估计值； $(v_{odom_x} \ v_{odom_y} \ \omega_{odom})^T$ 为里程计在 Δt 时间内的运动控制量。

然后，计算预测模型 \hat{X}_k 先验估计值的协方差矩

阵 \hat{P}_k :

$$\hat{P}_k = \nabla f_x P_{k-1} \nabla f_x^T + \nabla f_\omega Q_k \nabla f_\omega^T \quad (22)$$

式中: P_{k-1} 和 Q_k 分别为机器人位姿 X_{k-1} 和过程噪声 ω_k 的协方差矩阵; ∇f_x 和 ∇f_ω 分别为机器人位姿模型和过程噪声的雅可比矩阵。

2) 将激光测距定位模型在 k 时刻得到的机器人位姿 $(x_k \ y_k \ \theta_k)^T$ 作为观测模型 Z_k :

$$Z_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + v_k \quad (23)$$

式中 v_k 为机器人在 k 时刻的观测噪声。

然后, 计算卡尔曼增益 K_k :

$$K_k = \hat{P}_k \nabla h_x^T (\nabla h_x \hat{P}_k \nabla h_x^T + R_k)^{-1} \quad (24)$$

式中: ∇h_x 为观测模型的雅可比矩阵; R_k 为观测模型的协方差矩阵。

在得到机器人的卡尔曼增益后, 就可以对机器人的预测位姿 \hat{X}_k 进行更新, 更新后的机器人位姿为:

$$X_k = \hat{X}_k + K_k (Z_k - \hat{X}_k) \quad (25)$$

最后, 再对机器人位姿的协方差矩阵进行更新, 得到更新后的协方差矩阵 P_k 为:

$$P_k = (I_3 - K_k) \cdot \hat{P}_k \quad (26)$$

式中 I_3 为三阶单位矩阵。

4.3 基于 AMCL 的激光雷达数据融合

AMCL 算法是基于粒子滤波的概率算法, 其流程也可以分为预测步和更新步 2 个阶段^[14]。机器人位姿的粒子分布满足高斯分布 $X_k \sim N(X_{k,st}, \sigma^2)$, 初始状态下机器人位姿无法确定; 因此, 为获得包含正确的初始位姿的粒子群分布, 假定初始状态下 $X_{k,st} = (x_0 \ y_0 \ \theta_0)^T$, $\sigma^2 = 100$, 要求随机生成的粒子数尽量地多, 由此初始化生成的粒子集为:

$$\{(X_k^1, \omega_k^1), (X_k^2, \omega_k^2), \dots, (X_k^i, \omega_k^i)\}_{i=500} \quad (27)$$

式中: X_k^i 为按照 $X_k \sim N(X_{k,st}, \sigma^2)$ 分布的随机样本粒子; ω_k^i 为对应粒子的权重, 由于初始状态下的机器人位姿未知, 因此每个粒子的权重相同, $\omega_k^i = 1/500$ 。

首先, 利用 EKF 算法得到的机器人位姿 $(x_{EKF} \ y_{EKF} \ \theta_{EKF})^T$ 来构建机器人的预测模型, 机器人位姿的粒子分布变为:

$$X_{k,EKF} \sim N(X_{k,EKF}, \sigma_{EKF}^2) \quad (28)$$

式中: $X_{k,EKF}$ 为机器人的预测模型 $(x_{EKF} \ y_{EKF} \ \theta_{EKF})^T$; σ_{EKF}^2 为机器人预测模型的协方差矩阵。

然后, 将激光雷达和点云匹配得到的定位数据作为观测模型, 对机器人位姿的预测模型进行更新, 更新后的采样粒子位姿为:

$$X_k^i = X_{k,EKF} + \omega_k \quad (29)$$

式中 ω_k 为机器人位姿的运动噪声。

又因采样粒子的权重 ω_k^i 为:

$$\hat{\omega}_k^i = f(X_{k,Lidar}^i - X_k^i) \cdot \omega_{k-1}^i \quad (30)$$

式中: $f(\cdot)$ 为激光雷达观测噪声的概率分布函数;

$X_{k,Lidar}^i$ 为激光雷达的观测模型。

对粒子权重进行归一化操作后:

$$\omega_k^i = \hat{\omega}_k^i / \sum_{i=1}^{500} \hat{\omega}_k^i \quad (31)$$

综上所述, 更新后的粒子集为:

$$\{(X_k^1, \omega_k^1), (X_k^2, \omega_k^2), \dots, (X_k^i, \omega_k^i)\}_{i=500} \quad (32)$$

最后, 利用 KLD 算法对粒子进行重采样, 假定重采样的有效粒子阈值为 $N_{th} = 20$, 计算有效粒子数:

$$N_{ff} = 1 / \sum_{i=1}^{500} \omega_k^i \quad (33)$$

当有效粒子数 $N_{ff} <$ 阈值 N_{th} , 继续执行 KLD 算法; $>$ 阈值 N_{th} , 则继续迭代更新粒子。

5 实验及结果分析

5.1 实验模型及仿真环境

笔者基于机器人操作系统 (robot operating system, ROS) 的 Gazebo 来搭建机器人的实验仿真环境, 其主体为 15 m×8 m 的长廊型室内环境。然后在环境中设置了 4 个目标点模拟实际的工作位置, 并在距离每个目标点 1.2 m 的位置设置了一组激光反射板用于定位实验, 机器人的仿真模型和构建的测试环境如图 8 和 9 所示。

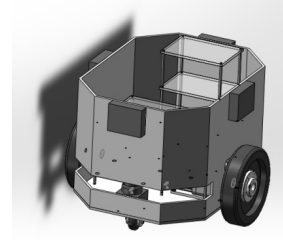


图 8 巡检机器人仿真模型

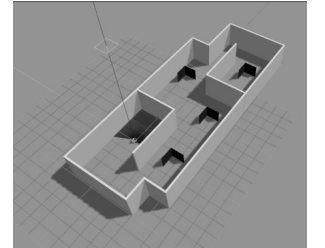


图 9 实验仿真环境

5.2 定位实验和结果分析

首先, 利用 ROS 开源社区的 Gmapping 功能包

来构建环境地图，其算法通过融合机器人的里程计信息、IMU 信息和深度信息来构建基于粒子滤波的栅格地图，所构建的环境栅格地图如图 10 所示。

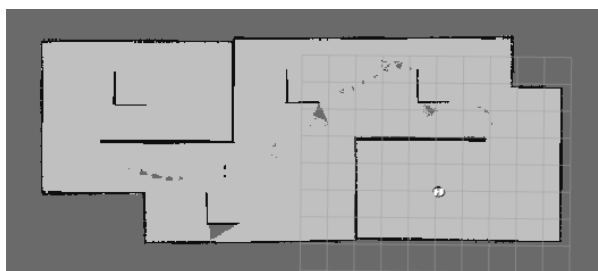


图 10 仿真环境的栅格地图

然后，在已知环境地图的情况下，分别利用本文中定位方法和依靠里程计的定位方法进行对照实验。控制机器人到达环境中的目标点，并记录到达目标点的机器人位姿信息，比较 2 种定位方法得到的位姿和机器人真实位姿之间的误差，验证本文中定位方法的可行性。

笔者在地图中共设置了 4 个目标点，其真实位置信息如表 1 所示。

表 1 目标点位置坐标信息 m

目标点序号	真实坐标
1	(0, -4.0)
2	(5.0, -4.0)
3	(8.0, 0.5)
4	(11.5, -4.0)

仅依靠里程计定位方法，得到的目标点估计位置如表 2 所示。

表 2 里程计定位方法下的估计坐标 m

目标点序号	估计坐标
1	(-0.001, -3.995)
2	(5.073, -4.033)
3	(7.944, 0.433)
4	(11.416, -4.074)

利用本文中定位方法得到的目标点估计位置如表 3 所示。

表 3 本文中定位方法下的估计坐标 m

目标点序号	估计坐标
1	(0.007, -4.018)
2	(4.977, -4.016)
3	(7.997, 0.520)
4	(11.510, -4.006)

经过数据处理，得到 2 种方法在各个目标点的定位误差如表 4 所示。

表 4 2 种定位方法的定位误差 m

目标点序号	本文中方法	里程计方法
1	(0.007, 0.018)	(0.001, 0.005)
2	(0.023, 0.016)	(0.073, 0.033)
3	(0.003, 0.020)	(0.056, 0.067)
4	(0.010, 0.006)	(0.084, 0.074)

通过比较 2 种定位方法的定位误差，分析其 X,Y 2 个方向的定位精度，如图 11 所示。

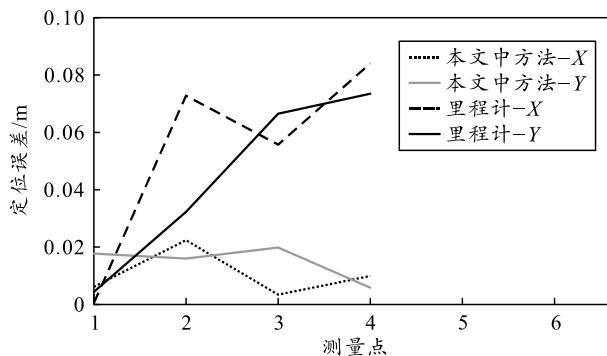


图 11 2 种方法的定位精度比较

从上图不难看出，仅依靠里程计的定位方法，在 2 个方向上其定位误差呈现上升趋势，最大的定位误差达到了 0.084 m，平均误差为 0.050 mm，表明里程计误差随着时间的累计逐渐增大。而采用笔者的定位方法，在目标点区域附近通过 EKF 算法融合激光测距模型得到的机器人位姿来修正里程计误差，曲线呈现轻微波动的趋势，最大的定位误差为 0.023 m，平均误差为 0.013 m，相较于单纯使用里程计，笔者所提定位方法的精度提高了 26.3%，验证了其可行性。

6 结束语

笔者基于激光测距传感器建立一种激光测距定位模型，提出一种基于激光测距传感器、里程计和激光雷达的分区域定位方法，并通过仿真实验验证了该方法的可行性。相较于传统的激光雷达+里程计的定位方法，笔者所提方法通过在目标区域设置激光反射板，利用定位模型解算机器人的位姿，并通过 EKF 算法与里程计模型融合，进而修正里程计的累计误差，大大提高了机器人的定位精度，其误差缩减到 2 cm，能够满足巡检机器人在室内环境的工作要求。

为进一步研究所提定位方法的准确性，后续计划主要从 2 方面继续改善：1) 针对仿真环境继续优化，增加机器人工作环境的复杂度，增大地图面积，其次考虑加入其他传感器继续融合，优化定位算法；2) 搭建机器人样机，进行实际的定位实验，根据实际的定位效果继续优化定位模型和算法，提高定位的精度和稳定性。

参考文献:

[1] 张书亮, 谭向全, 吴清文. 基于多传感器融合技术的室内移动机器人定位研究[J]. 传感器与微系统, 2021,

40(8): 53-56.

[2] 李俊杰, 黄翔, 李沈果, 等. 基于人工地标的移动机器人定位与调整技术[J]. 航空制造技术, 2020, 63(5): 80-86.

[3] 唐国栋, 方明, 雷立宏. 粗精结合的室内机器人视觉定位方法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(3): 805-813.

[4] 栾佳宁, 张伟, 孙伟, 等. 基于二维码视觉与激光雷达融合的高精度定位算法[J]. 计算机应用, 2021, 41(5): 1484-1491.

[5] WU G, ZHENG J, BAO J, et al. Mobile robot location algorithm based on image processing technology[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018(1): 107.

[6] 杜鑫, 朱文亮, 文西芹, 等. 基于超宽带通讯技术的多传感器融合定位方法研究[J]. 科学技术创新, 2022(7): 5-8.

[7] 管林波, 董利达, 尹俊. 局域精确定位的工业移动机器人惯性导航方案[J]. 计算机应用, 2014, 34(4): 1205-1208.

[8] THEWAN T, SEKSAN C, PRAMOT S, et al. Comparing WiFi RSS Filtering for Wireless Robot Location System[J]. Procedia Manufacturing, 2019, 30: 143-150.

[9] 袁千贺, 田昕, 沈斯杰. 基于多传感器融合的移动机器人定位[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(3): 136-142.

[10] 王随阳, 蒋林, 雷斌, 等. 基于多传感器融合的室内机器人定位研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(10): 72-75.

[11] 李世云, 关乐, 褚金奎. 基于光流传感器的移动机器人定位方法[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(10): 61-63.

[12] 赵华东, 程苏全, 翟晓彤. 对激光雷达导引机器人路标定位的研究[J]. 机械设计与制造, 2020(6): 278-281.

[13] 孟祥萍, 张本法, 苑全德. 自适应扩展卡尔曼滤波器在移动机器人定位中的应用[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(12): 176-181.

[14] 叶强强, 郑明魁, 邱鑫. 基于 ROS 的室内自主导航移动机器人系统实现[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(2): 90-93.

(上接第 76 页)

表 6 有效杀伤

层数	半径/m	面积/m ²	破片数	杀伤概率
单层	4.0~7.0	103.7	144	0.750 7
双层	8.0~11.0	179.1	227	0.718 5
三层	-	-	-	-

表 7 弱杀伤

层数	半径/m	面积/m ²	破片数	杀伤概率
单层	7.0~16.7	726.3	302	0.340 0
双层	11.0~18.4	686.7	355	0.403 7
三层	12.0~20.0	807.4	301	0.311 4

3 结论

1) 笔者分析战斗部设计中应考虑的因素, 提出聚焦式定向战斗部 3 种设计方案, 确定战斗部各要素, 为进一步研究指明方向。

2) 采用数值模拟和理论研究方法得出不同战斗部破片的飞散机理, 验证理论分析的正确性。利用 Matlab 软件统计出破片群在 100 m 处的分布特性, 为分析杀伤面积提供依据。

(上接第 84 页)

[26] SHI Z, SHI F, LAI W S, et al. Deep Online Fused Video Stabilization[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. IEEE,

3) 根据单层、双层和三层定向战斗部的杀伤概率分布情况, 综合分析得出双层排列结构更适合武器战斗部。

参考文献:

[1] 王永刚, 刘玉文. 军事卫星应用概论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 258-259.

[2] 郑同良. 军用卫星系统安全防护技术发展概况[J]. 航天电子对抗, 2004, 2(2): 5-9.

[3] 孙学清, 张国伟, 杨陕平. 定向战斗部破片飞散方向控制技术[J]. 火箭与制导学报, 2008, 28(1): 102-104.

[4] 吕春绪. 炸药的绿色制造[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007: 305-306.

[5] 白金泽. LS-DYNA3D 理论基础与实例分析[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 75-83.

[6] 吕胜涛, 李向东, 杨亚东. 偏心定向战斗部的破片速度及数目分布[J]. 火炸药学报, 2010, 33(5): 79-82.

[7] 蔡汗文. 目标易损性与毁伤概率[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2013.

2022: 1250-1258.

[27] FU Q, WANG X Q, ZOU Y, et al. A Miniature Video Stabilization System for Flapping-Wing Aerial Vehicles[J]. Guidance, Navigation and Control, 2022, 2(1): 2250001.