

本文引用格式：黄小春.基于反光柱的融合定位方法研究[J].自动化与信息工程,2024,45(2):7-13.

HUANG Xiaochun. Research on fusion localization method based on reflective columns[J]. Automation & Information Engineering, 2024,45(2):7-13.

基于反光柱的融合定位方法研究*

黄小春^{1,2}

(1.福建(泉州)先进制造技术研究院, 福建 泉州 362000

2.福建省智能运维机器人技术重点实验室, 福建 泉州 362000)

摘要: 针对复杂场景下, 因环境特征变化导致的定位稳定性和精度下降等问题, 提出基于反光柱的融合定位方法。通过基于最小二乘的反光柱圆心拟合、基于反光柱观测的粒子滤波定位、基于扩展卡尔曼滤波的即时定位与地图构建与反光柱的融合定位方法, 实现了一种轻量的、具有高精度及鲁棒性的机器人定位系统。经试验验证, 该融合定位方法在动态环境下有较大的容错纠偏范围, 在静态定位上可达毫米级的定位精度, 能满足移动机器人、搬运 AGV 等场景使用要求。

关键词: 反光柱; 融合定位; 圆心拟合; 粒子滤波定位; 即时定位与地图构建

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2024)02-0002-07

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2024.02.002

Research on Fusion Localization Method Based on Reflective Columns

HUANG Xiaochun^{1,2}

(1.Fujian (Quanzhou) Institute of Advanced Manufacturing Technology, Quanzhou 362000, China

2. Fujian Key Laboratory of Intelligent Operation and Maintenance Robot Technology, Quanzhou 362000, China)

Abstract: A fusion localization method based on reflective columns is proposed to address the issues of localization stability and accuracy degradation caused by changes in environmental features in complex scenes. A lightweight, highly accurate, and robust robot positioning system has been achieved through the fitting of the center of the reflective column based on least squares, particle filtering positioning based on reflective column observation, real-time positioning based on extended Kalman filtering, simultaneous localization and mapping, and fusion positioning method with reflective columns. Through experimental verification, this fusion positioning method has a large range of fault tolerance and correction in dynamic environments, and can achieve millimeter level positioning accuracy in static positioning, which can meet the requirements of mobile robots, handling AGVs and other scenarios.

Keywords: reflective column; fusion positioning; center fitting; particle filter localization; simultaneous localization and mapping

0 引言

随着人工智能技术的高速发展, 智能机器人在各行业的应用日渐广泛。定位系统是智能机器人自主导航完成作业的关键。定位是指机器人在惯性参考系中确定自身位置及姿态的过程。近年来, 多种定位技术应运而生, 如全球导航卫星系统^[1] (global navigation satellite system, GNSS) 定位; 通过里程计、惯性测量

单元 (inertial measurement unit, IMU) 实现航迹推算的惯性导航; 借助激光雷达或相机的即时定位与地图构建^[2] (simultaneous localization and mapping, SLAM); 基于激光雷达的反光柱定位等。其中, 反光柱定位方法因定位精度高、易于维护, 在工业场景中应用广泛。周凯月等^[3]提出反光柱定位误差与激光定位误差联合优化的紧耦合定位方法。陈新宇等^[4]采用特征角点提

* 基金项目: 福厦泉国家自主创新示范区协同新平台专项 (2021FX07)

取和 scan-to-map 匹配，再利用列文伯格-马夸尔特进行位姿优化。吴波^[5]提出三边定位与里程计融合的定位方法。吴卫国等^[6]提出最小二乘的三边定位方法。然而上述方法对反光柱的部署要求较高，通常至少需要观测 2~3 个反光柱。基于优化的方法，如文献[3]、[4]对算力要求较高，实时性是个挑战；三边定位法，如文献[5]、[6]在实际应用中可能受障碍物遮挡、信号干扰等因素影响，容易造成定位误差，且对反光柱几何关系要求较高，需要较为精确的标定参数。

为进一步提升复杂、动态场景的定位性能，本文利用粒子滤波^[7]实现反光柱定位，将反光柱定位与 SLAM 定位融合，获得高鲁棒性、高精度的定位信息。

1 反光柱定位

反光柱定位主要包括反光柱圆心拟合和粒子滤波定位两部分。其中，反光柱圆心拟合是利用原始激光数据计算各反光柱的圆心；粒子滤波定位是以各反光柱的圆心作为观测进行定位。

1.1 反光柱圆心拟合

反光柱圆心拟合主要包括反光柱部署、激光雷达调平、反光柱分割与检测、圆心拟合 4 个步骤。

1.1.1 反光柱部署

因为标准圆柱体具有更大的可视角度，所以通常将反光胶贴贴于圆柱体表面作为反光柱。在部署反光柱时，应尽量避免采用相似的布局，以增强环境特征；避免部署在反射率较高的物体附近，如玻璃等，以防止干扰；反光柱间的距离不宜过小，否则可能导致不同反光柱的激光点云无法有效分割、误识别或不识别的现象。

1.1.2 激光雷达调平

在平整地面，以激光雷达安装高度为准，在距离激光雷达约 15 m 的前、后、左、右 4 个方向各部署 1 个反光柱；微调激光雷达姿态和反光柱高度，直到激光雷达能同时检测到 4 个反光柱，则认为激光雷达已经调平。若地面存在微小坡度，导致激光雷达在较远处检测不到反光柱时，可通过增加反光柱的高度来增加垂直可视范围。

1.1.3 反光柱分割与检测

单线激光雷达的扫描平面与反光柱的相交面理论上是一个正圆，其扫描结果是由一系列离散的激光点构成的圆弧。由于打在反光柱上的激光点反射强度高，通过设定合适的反射强度阈值，可有效过滤出反光柱的反射激光点。在机器人操作系统（robot operating system, ROS）中，单线激光雷达采集的数据以极坐标的方式表示，且按照扫描角度从小到大依次排列。本文采用区域生长算法对过滤出的反射激光点按欧式距离进行聚类，如图 1 所示。

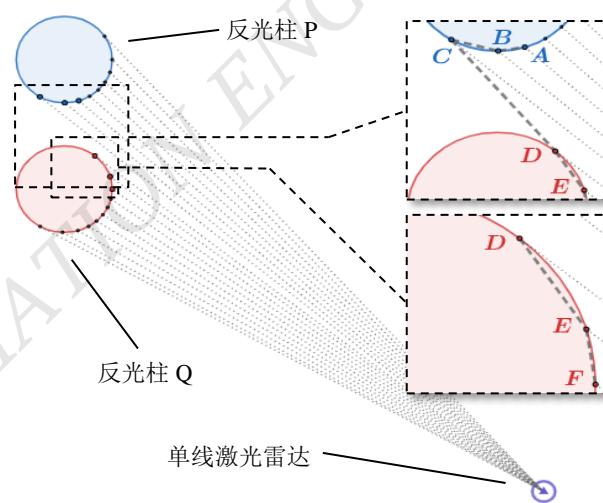


图 1 反光柱分割

图 1 中，相邻的两个反光柱 P 和 Q，依次计算两个反光柱相邻激光点的欧式距离，并通过设定合理的阈值，即可得出 A, B, C 属于反光柱 P，D, E, F 属于反光柱 Q。

为防止可选阈值太少且过于临界，反光柱的间距不能过小。通常根据激光雷达的角度分辨率、扫描距离和反光柱直径等因素，选择大于 2 倍的最大反光柱直径为宜。

1.1.4 圆心拟合

拟合是指通过已知的样本点，先求解已有模型的参数，再通过求解的参数用函数近似地表示该模型。反光柱上的激光点位于反光柱截面的正圆上，设该正圆圆心坐标为 (a, b) ，半径为 r ，则圆的方程为 $(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$ ，展开变形可得 $ax + by + c =$

$(x^2 + y^2)/2$ ，其中 $c = (r^2 - a^2 - b^2)/2$ 。

设某个反光柱上的 n 个激光点为 $\{(x^{(0)}, y^{(0)}), (x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(n)}, y^{(n)})\}$ ，这些激光点坐标与待估计参数构成一个超定方程组，采用最小二乘法进行拟合。设待估计参数为 $\theta = [a \ b \ c]^T$ ，利用 n 个激光点构造矩阵 \mathbf{X} 、向量 \mathbf{Y} ：

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x^{(0)} & y^{(0)} & 1 \\ x^{(1)} & y^{(1)} & 1 \\ x^{(2)} & y^{(2)} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x^{(n)} & y^{(n)} & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} (x^{(0)^2} + y^{(0)^2})/2 \\ (x^{(1)^2} + y^{(1)^2})/2 \\ (x^{(2)^2} + y^{(2)^2})/2 \\ \vdots \\ (x^{(n)^2} + y^{(n)^2})/2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

定义优化目标为 $J(\theta) = (\mathbf{X}\theta - \mathbf{Y})^T(\mathbf{X}\theta - \mathbf{Y})$ ，令 $\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = 0$ ，可使 $J(\theta)$ 取最小值，解得

$$\theta = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

将第 i 个反光柱上所有激光点的坐标代入公式 (2)，可求出第 i 个反光柱所在正圆的参数，即圆心坐标 $P_i^{(i)}(a^{(i)}, b^{(i)})$ 、半径 $r^{(i)} = \sqrt{2c^{(i)} + a^{(i)^2} + b^{(i)^2}}$ 。同理，可求出其他检测到的所有反光柱的圆心坐标。

由于拟合的反光柱圆心坐标 $P_i^{(i)}$ 是激光雷达坐标系下的表示，需根据机器人基坐标系到激光雷达坐标系的位姿关系，将圆心坐标转换到机器人基坐标系，即

$$P_b^{(i)} = \mathbf{R}_i^b P_i^{(i)} + \mathbf{t}_i^b \quad (3)$$

式中： $P_b^{(i)}$ 为机器人基坐标系下对第 i 个反光柱的观测， \mathbf{R}_i^b 、 \mathbf{t}_i^b 分别为机器人基坐标系到激光雷达坐标系的旋转矩阵和平移向量。

该方法无需预先知道反光柱半径（理论上可以支持任意半径的反光柱），解决了场景中无法使用同一规格反光柱的问题。但需要注意的是，若有 3 个待估计参数，当同一反光柱上的激光点数小于 3 个时，方程组有无穷多个解，将这类无法计算反光柱圆心坐标的数据直接丢弃。

1.2 粒子滤波定位

通过各反光柱的圆心坐标，进行粒子滤波定位。首先，根据给定的初始定位位姿生成一定数量的粒子；

然后，通过机器人底盘反馈的速度信息对粒子进行状态预测，并将反光柱坐标映射到地图上；接着，计算权重，选择最符合观测的粒子作为定位结果；最后，为下一轮迭代进行粒子重采样。

1.2.1 初始化

给定初始定位位姿和粒子分布方差；以初始定位位姿为均值，以粒子分布方差构造高斯分布；从高斯分布中随机抽取 N 个粒子，表示当前机器人可能的所有位姿。

1.2.2 状态预测

机器人底盘以一定的采样频率反馈其速度信息。状态预测利用该速度信息进行航迹推算，计算各个粒子的位姿，其结果作为当前时刻各粒子的先验估计。

假设机器人在采样间隔期间以恒定线速度、角速度运动。记机器人底盘反馈速度为 $[v_x \ v_y \ \omega_z]^T$ ，系统状态为 $[x \ y \ \theta]^T$ 。根据全向移动机器人运动模型可知其状态微分方程为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= v_x \cos \theta(t) - v_y \sin \theta(t) \\ \dot{y} &= v_x \sin \theta(t) + v_y \cos \theta(t) \\ \dot{\theta} &= \omega_z \end{aligned} \quad (4)$$

离散时间下的位姿递推方程为：

当 $\omega_z = 0$ 时

$$\begin{aligned} x_k &= x_{k-1} + v_x \Delta t \cos \theta_{k-1} - v_y \Delta t \sin \theta_{k-1} \\ y_k &= y_{k-1} + v_x \Delta t \sin \theta_{k-1} + v_y \Delta t \cos \theta_{k-1} \\ \theta_k &= \theta_{k-1} \end{aligned} \quad (5)$$

当 $\omega_z \neq 0$ 时

$$\begin{aligned} x_k &= x_{k-1} + \int_{t_{k-1}}^{t_k} v_x \cos \theta(t) - v_y \sin \theta(t) dt \\ &= x_{k-1} + \frac{v_x}{\omega_z} (\sin(\theta_{k-1} + \omega_z \Delta t) - \sin \theta_{k-1}) + \\ &\quad \frac{v_y}{\omega_z} (\cos(\theta_{k-1} + \omega_z \Delta t) - \cos \theta_{k-1}) \\ y_k &= y_{k-1} + \int_{t_{k-1}}^{t_k} v_x \sin \theta(t) + v_y \cos \theta(t) dt \\ &= y_{k-1} + \frac{v_x}{\omega_z} (\cos \theta_{k-1} - \cos(\theta_{k-1} + \omega_z \Delta t)) + \\ &\quad \frac{v_y}{\omega_z} (\sin(\theta_{k-1} + \omega_z \Delta t) - \sin \theta_{k-1}) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned}\theta_k &= \theta_{k-1} + \int_{t_{k-1}}^{t_k} \omega_z dt \\ &= \theta_{k-1} + \omega_z \Delta t\end{aligned}$$

式中： $\Delta t = t_k - t_{k-1}$ 为采样时间间隔。

1.2.3 反光柱映射

设某时刻观测到 m 个反光柱, 这些反光柱在机器人坐标系下的圆心坐标集合记为 C , 则根据上述 N 个粒子, 将 C 变换到地图坐标系下的圆心坐标集合分别记为 $C_0, C_1, C_2, \dots, C_N$ 。以 C_0 为例, 设 $C_0 = \{P_0^{(0)}, P_0^{(1)}, P_0^{(2)}, \dots, P_0^{(m)}\}$, 反光柱地图上的圆心坐标集合为 $M = \{P_m^{(0)}, P_m^{(1)}, P_m^{(2)}, \dots, P_m^{(n)}\}$, 采用不放回的一一对比方式, 从 C_0 中取出一个反光柱圆心坐标点 $P_0^{(i)}$, 依次计算该坐标点与集合 M 中各坐标点的欧式距离, 并从 M 中取距离最小值对应的 $P_m^{(j)}$, 同时记下对应关系 $\langle i, j \rangle$ 。如此反复, 直至 C_0 中的所有反光柱均与地图上的反光柱完成映射。

该方法相比三边定位方法, 对反光柱的几何参数要求更低, 具有较高的容错能力和动态抗扰能力。

1.2.4 权重计算

根据反光柱的对应关系 $\langle i, j \rangle$, 以 $P_m^{(j)}$ 为均值, 以方差 σ_x^2, σ_y^2 构造二元高斯分布, 计算 $P_0^{(i)}$ 在该分布中的概率密度值, 并作为权重:

$$w_0^{(i)} = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(P_0^{(i)} - P_m^{(j)})^T \Sigma^{-1} (P_0^{(i)} - P_m^{(j)})\right\}$$

$$\text{式中: } \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}.$$

则第 0 个粒子的权重为

$$w_0 = \sum_{i=0}^m w_0^{(i)} \quad (7)$$

同理可计算其他粒子的权重, 权重最高的粒子代表了机器人的最佳后验位姿估计。

1.2.5 重采样

以后验位姿估计为均值, 动态方差构造高斯分布, 再从该分布中进行粒子重采样, 为下一次迭代提供新的粒子。采用动态方差策略可兼顾机器人定位的鲁棒性与精度, 其原理是当所有粒子的总权重 w_{sum} 低于一定水平 w_{lim} , 则放大方差, 增加粒子的多样性, 以便

更有机会命中真值附近的位姿, 进而提高这些粒子的权重。随着粒子权重的逐步提高, 动态方差也随之减小, 粒子的多样性也减小, 所有粒子收敛到真值附近, 并稳定在一定的范围内。

由于所有粒子的总权重与粒子总数 N 相关, 根据工程经验, 取 $w_{\text{lim}} = 1.6N$, 记 $w_{\text{sum}} = \sum_{i=0}^N w_i$, 收敛时的最小标准差为 $\sigma_{x_{\text{min}}}, \sigma_{y_{\text{min}}}$, 最大标准差为 $\sigma_{x_{\text{min}}} + \Delta\sigma_x, \sigma_{y_{\text{min}}} + \Delta\sigma_y$ 。

当 $w_{\text{sum}} < w_{\text{lim}}$ 时, 表示定位不收敛, 则

$$\sigma_x = \left(1 - \frac{w_{\text{sum}}}{w_{\text{lim}}}\right) \Delta\sigma_x + \sigma_{x_{\text{min}}} \quad (8)$$

$$\sigma_y = \left(1 - \frac{w_{\text{sum}}}{w_{\text{lim}}}\right) \Delta\sigma_y + \sigma_{y_{\text{min}}}$$

当 $w_{\text{sum}} \geq w_{\text{lim}}$ 时, 表示定位已收敛, 则

$$\begin{aligned}\sigma_x &= \sigma_{x_{\text{min}}} \\ \sigma_y &= \sigma_{y_{\text{min}}}\end{aligned} \quad (9)$$

2 融合定位

实际工程应用具有复杂性, 如场景中部分区域无法部署反光柱, 导致粒子滤波定位无法持续对其进行观测。若仅通过航迹推算进行定位, 存在较大的累积误差; 若仅通过 SLAM 进行定位, 因作业环境易变, 其精度下降甚至失效。

卡尔曼滤波^[8] (Kalman filter, KF) 是一种闭式计算, 有解析解, 具有算力要求低、实时性好等特点。但该方法基于 2 个前提假设: 1) 状态转移和状态观测都是线性模型; 2) 系统的相关噪声都是高斯白噪声。恒定线速度与角速度的运动轨迹是圆, 并不是线性的, 需要对其进行线性化, 即扩展卡尔曼滤波^[9] (extended Kalman filter, EKF)。

本文采用 EKF 实现反光柱与 SLAM 的融合定位。在该方法中, 滤波器以速度信息 (线速度和角速度) 进行预测, SLAM 定位和反光柱定位均作为观测 (位姿和协方差)。设 SLAM 定位信息为 (Pos_s, Cov_s) ,

反光柱定位信息为 (Pos_L, Cov_L) ，融合定位流程如图 2 所示。

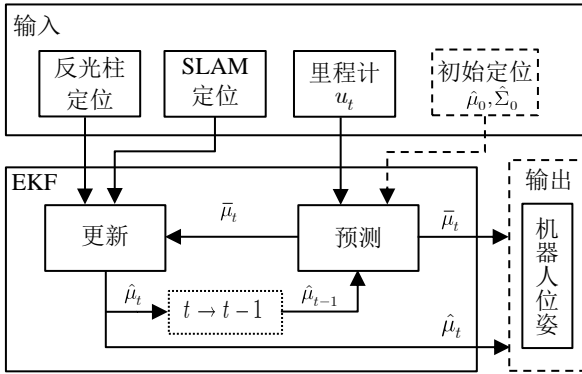


图 2 融合定位流程

设系统状态为 $\mu = [x \ y \ \theta]^T$ ，表示机器人在地图坐标系下的位姿；控制输入为 $u = [v_x \ v_y \ \omega_z]^T$ ，表示机器人本体的线速度和角速度。

1) 通过初始定位位姿及初始协方差对系统状态进行初始化；

2) 设系统状态转移方程为

$$\begin{aligned} \mu_t &= f(\mu_{t-1}, u_t) + \varepsilon_t \\ &\approx f(\hat{\mu}_{t-1}, u_t) + \underbrace{f'(\hat{\mu}_{t-1}, u_t)}_{F_t} (\mu_{t-1} - \hat{\mu}_{t-1}) + \varepsilon_t \end{aligned}$$

式中： $\varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, Q_t)$ ， Q_t 为过程噪声； F_t 为雅可比矩阵。

定义 $(\bar{\bullet})$ 为先验估计， $(\hat{\bullet})$ 为后验估计，则状态预测表示为 $\bar{\mu}_t = f(\hat{\mu}_{t-1}, u_t)$ ，即通过上一时刻的后验位姿估计和速度信息计算当前时刻的先验估计具体如下：

当 $\omega_z = 0$ 时

$$\bar{\mu}_t = \begin{bmatrix} x_{t-1} + v_{x_t} \Delta t \cos \theta_{t-1} - v_{y_t} \Delta t \sin \theta_{t-1} \\ y_{t-1} + v_{x_t} \Delta t \sin \theta_{t-1} + v_{y_t} \Delta t \cos \theta_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$F_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_{x_t} \Delta t \sin \theta_{t-1} - v_{y_t} \Delta t \cos \theta_{t-1} \\ 0 & 1 & v_{x_t} \Delta t \cos \theta_{t-1} - v_{y_t} \Delta t \sin \theta_{t-1} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

当 $\omega_z \neq 0$ 时

$$\bar{\mu}_t = \begin{bmatrix} x_{t-1} + \frac{v_{x_t}}{\omega_z} (\sin(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t) - \sin \theta_{t-1}) + \\ \frac{v_{y_t}}{\omega_z} (\cos(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t) - \cos \theta_{t-1}) \\ y_{t-1} + \frac{v_{x_t}}{\omega_z} (\cos \theta_{t-1} - \cos(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t)) + \\ \frac{v_{y_t}}{\omega_z} (\sin(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t) - \sin \theta_{t-1}) \\ \theta_{t-1} + \omega_z \Delta t \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$F_t = \begin{bmatrix} \frac{v_{x_t}}{\omega_z} (\cos(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t) - \cos \theta_{t-1}) + \\ 1 & 0 & \frac{v_{y_t}}{\omega_z} (\sin \theta_{t-1} - \sin(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t)) \\ \frac{v_{x_t}}{\omega_z} (\sin(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t) - \sin \theta_{t-1}) + \\ 0 & 1 & \frac{v_{y_t}}{\omega_z} (\cos(\theta_{t-1} + \omega_z \Delta t) - \cos \theta_{t-1}) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

机器人在运行过程中可能存在打滑等异常情况，很难对类似的未知情况进行建模，则估计协方差表示为

$$\bar{\Sigma}_t = F_t \hat{\Sigma}_{t-1} F_t^T + Q_t \quad (12)$$

3) 由于观测量与状态量一致，故观测矩阵 $H = I_{3 \times 3}$ 。当滤波器接收到反光柱定位信息时， $z_t = Pos_L$ ， $R_t = Cov_L$ ；当接收到 SLAM 定位信息时， $z_t = Pos_S$ ， $R_t = Cov_S$ ，将参数代入公式(13)，可依次求解出当前时刻的卡尔曼增益 K_t 、当前时刻的状态估计 $\hat{\mu}_t$ 、当前状态估计的协方差矩阵 $\hat{\Sigma}_t$ 。

$$\begin{aligned} K_t &= \bar{\Sigma}_t H_t^T (H_t \bar{\Sigma}_t H_t^T + R_t)^{-1} \\ \hat{\mu}_t &= \bar{\mu}_t + K_t (z_t - H_t \bar{\mu}_t) \\ \hat{\Sigma}_t &= (I - K_t H_t) \bar{\Sigma}_t (I - K_t H_t)^T + K_t R_t K_t^T \end{aligned} \quad (13)$$

上述 $\hat{\Sigma}_t$ 的形式有别于 $(I - K_t H_t) \bar{\Sigma}_t$ ，称为 Joseph form，由于某些极端情况下， $(I - K_t H_t)$ 可能因为浮点运算误差变为非对称矩阵，使结果出现较大偏差^[10]。

4) 在滤波器执行过程中，当部分环境特征发生变化时，可能使 Cov_S 变大，系统更倾向于预测值和反光柱的定位更新；当机器人经过没有反光柱的区域时，

系统仍可以依靠预测值和 SLAM 定位更新进行导航。

3 试验

针对本文提出的基于反光柱的融合定位方法，对搭载了单线激光雷达的对角舵轮的全向移动机器人进行模拟试验，试验参数如表 1 所示。

参数	参数值
粒子数/个	200
$\sigma_{x_{min}}$ /m	0.001
$\sigma_{y_{min}}$ /m	0.001
$\Delta\sigma_x$ /m	0.299
$\Delta\sigma_y$ /m	0.299

在完成反光柱标定以及栅格地图构建后，将全向移动机器人置于地图场景中运行。

1) 平滑运行试验。设计两个作业区域，同时在这两个作业区域及其连通路径上构建栅格地图，并只在两个作业区域部署反光柱。经测试，全向移动机器人可顺利在两个作业区域之间稳定运行，且由于反光柱的作用，定位精度较高（详见精度试验）。

2) 抗干扰能力试验。通过人为给定错误的状态来模拟异常情况。经测试，该融合定位方法具有较强的纠偏能力，其位置偏差容错范围为一个半径大于 2 m 的圆，姿态偏差容错范围约为 $\pm 20^\circ$ 。抗干扰能力试验纠正过程如图 3 所示。

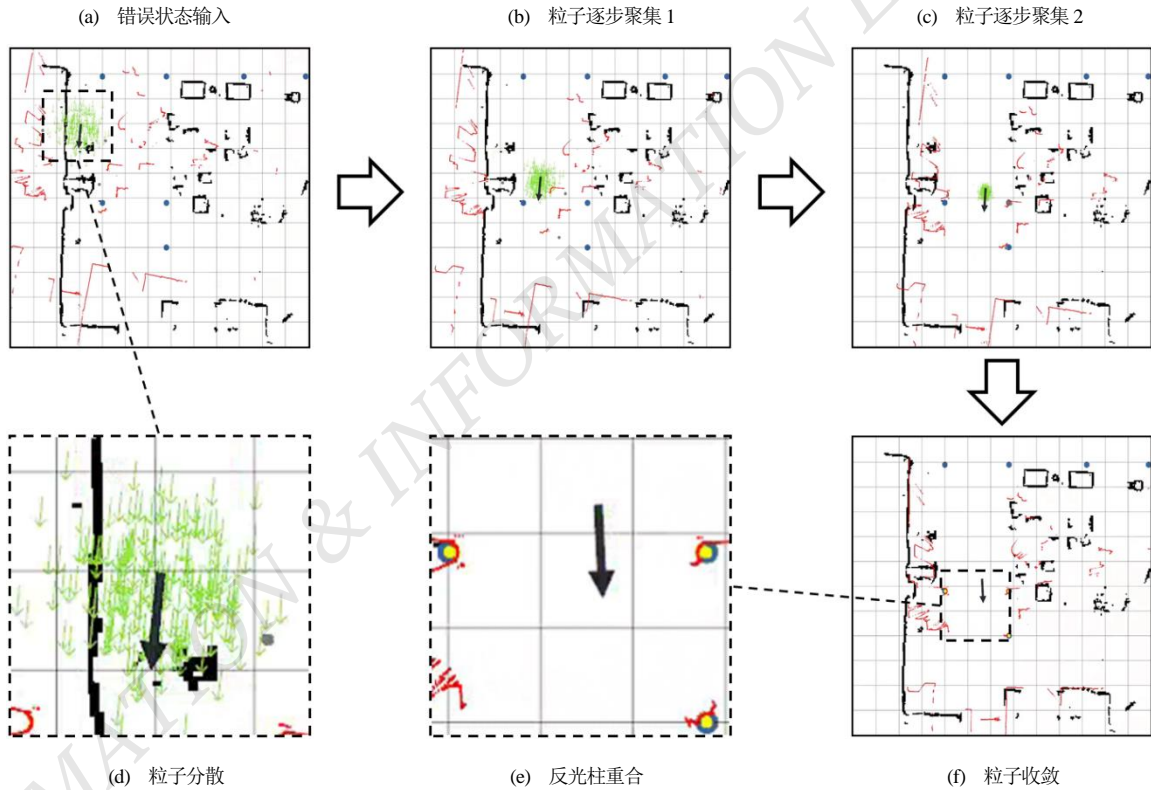


图 3 抗干扰能力试验纠正过程

给定错误的状态，如图 3(a)所示位置；当前定位与真值偏差较大，粒子较为分散，如图 3(d)所示；随着部分粒子靠近真值，权重逐步提高，方差逐步下降，粒子越来越集中，如图 3(b)、(c)所示；直到收敛至真值附近，粒子高度集中，拟合的反光柱圆心与地图中的反光柱高度重合，如图 3(f)、(e)所示。

3) 精度试验。在机器人能稳定观测到一定数量的反光柱时，采集 500 组定位数据，其位姿分布近似为一个多元高斯分布（如图 4 所示）；机器人定位具有较小的标准差和偏差范围（如表 2 所示），表明该融合定位方法定位精度较高。

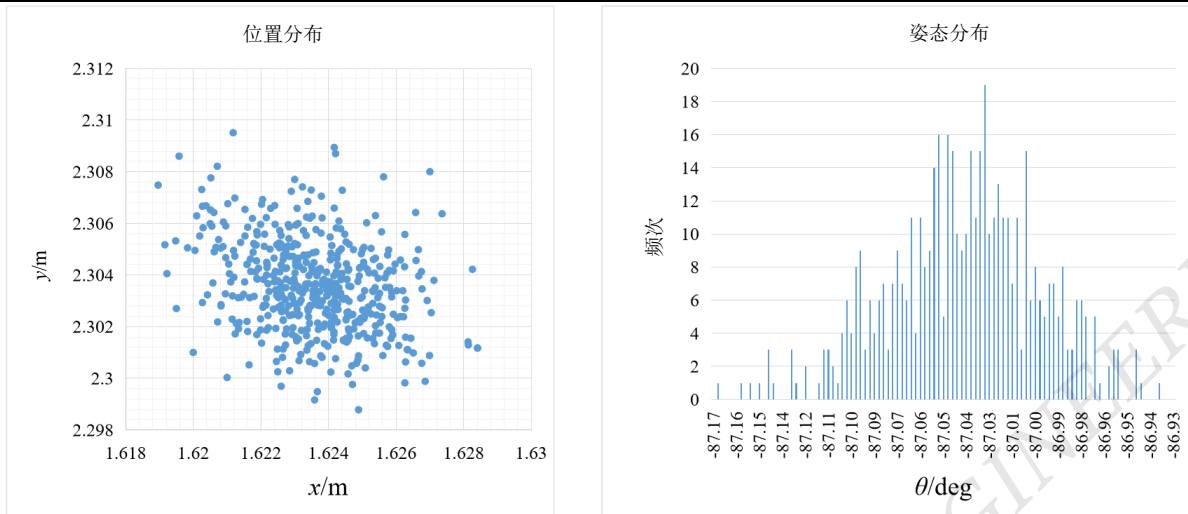


图4 位姿分布

表2 位姿分布统计

状态量	最大值	最小值	均值	标准差	偏差范围
x/m	1.628 41	1.618 96	1.623 562 685	0.001 685 265	0.009 45
y/m	2.309 51	2.298 78	2.303 552 325	0.001 769 848	0.010 73
θ /deg	-86.927 50	-87.172 70	-87.040 652 800	0.040 729 934	0.245 20

4 结论

本文提出了一种基于点云拟合的反光柱圆心坐标计算方法，解决了反光柱规格不统一的限制；提出动态方差的粒子滤波定位方法，解决了鲁棒性与高精度之间的矛盾；采用 EKF 位姿融合的方式为系统的扩展性保留了较大的灵活性，并在一定程度上降低了算力的要求，解决了环境特征变化及定位精度的问题。本文的研究还存在一些局限性，如在更极端的复杂环境下需要更全面的数据集进行实验验证等，未来的研究可以继续改进算法、探索其他定位传感器的融合方式，以进一步提高定位精度和鲁棒性。

参考文献

- [1] 王楚扬. GNSS 多频松/紧组合 RTK 定位算法研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2022.
- [2] Raúl Mur-Artal, Juan D Tardós. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [3] 周凯月, 张建伟. 融合反光柱的 2D 激光 SLAM 和高精度定位系统[J]. 现代计算机, 2020(11): 3-7.
- [4] 陈新宇, 雷斌, 蒋林, 等. 基于三维激光雷达和反光柱的机器人定位[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(9): 11-15; 19.
- [5] 吴波. 基于激光雷达和反光板的移动机器人定位方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [6] 吴卫国, 丁锐, 孙宏图, 等. 基于激光雷达和反光板的重载 AGV 定位方法研究[J]. 工程机械, 2021, 52(7): 11-16; 8.
- [7] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, Dieter Fox. 概率机器人[M]. 曹红玉, 谭志, 史晓霞, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2017.
- [8] YAVUZ S, KURT Z, M. SERDAR Biçer. Simultaneous localization and mapping using extended Kalman filter[C]// IEEE Signal Processing & Communications Applications Conference. IEEE, 2009: 700-703
- [9] MOORE T, STOUCHE D. A generalized extended Kalman filter implementation for the robot operating system[C]// Intelligent Autonomous Systems 13: Proceedings of the 13th International Conference IAS-13. Springer International Publishing, 2016: 335-348.
- [10] BUCY R S, JOSEPH P D. Filtering for stochastic processes with applications to guidance[M]. New York: AMS Chelsea Publ, 2005.

作者简介:

黄小春, 男, 1987 年生, 本科, 高级工程师, 主要研究方向: 机器人导航相关技术。E-mail: syntax@dingtalk.com