

文章编号: 2096-1618(2018)04-0400-08

# 一种基于多传感融合的室内建图和定位算法

纪嘉文<sup>1</sup>, 杨明欣<sup>2</sup>

(1. 成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都 610225; 2. 成都信息工程大学电子实验中心, 四川 成都 610225)

**摘要:**近年来,具备导航规划能力的自主移动机器人在各种领域广泛应用。而地图构建和定位(simultaneous localization and mapping, SLAM)是自主移动机器人的关键技术之一,它是清洁机器人、服务机器人、AGV 机器人等自主导航的重要保障。在动态、复杂的商场、长走廊等室内应用场景中,自主机器人必须准确地定位自己所处的位置,并避开障碍物,完成设定的任务。自主机器人在这些复杂场景中,往往需要价格高昂、远距离测距的激光雷达感知环境。提出的算法主要针对低成本的激光雷达,采用了多传感数据融合技术,利用 IMU,编码器信息进行融合,准确地估计轮式机器人的位姿,并在此估计的位姿上,通过将激光雷达的点云匹配得到环境的概率栅格地图。与此同时,后端闭环检测加入闭环约束条件,并利用图优化方法消除前端构建地图时的累积误差,从而使轮式机器人能够在大场景和长走廊场景下构建精度很好的环境地图,最后基于良好的建图,解决机器人的全局定位问题。该基于多传感融合的建图和定位算法,具有实时、低功耗、鲁棒性好的优点,并且在资源有限的嵌入式平台上运行也得到很好的结果。

**关键词:**多传感融合;激光雷达;闭环检测;图优化;低功耗

**中图分类号:**TP242.6

**文献标志码:**A

**doi:**10.16836/j.cnki.jcuit.2018.04.009

## 0 引言

多传感数据融合是一种将几个传感器源组合,形成一种统一描述的技术手段。一直以来,多传感数据融合系统被广泛应用到各种领域,比如传感器网络,机器人等。而地图构建和定位(SLAM)是自主移动机器人的关键技术之一,基于多传感数据融合技术的 SLAM 也是学界和工业界研究的重点领域。主要是针对一些低成本、性能不高的传感器组合,通过多传感数据融合技术和基于图优化的 SLAM 算法,在一些计算资源有限的嵌入式平台上,解决室内机器人在商场、走廊等复杂场景下的地图构建和全局定位问题。这样低成本、低功耗的室内建图和定位方案,对于家用机器人、商用机器人以及服务机器人,比如扫地机、洗地机、餐饮机器人、教育陪护机器人、楼宇安防机器人等,都具有十分重要的意义。提出的基于多传感融合的 SLAM 算法,具有实时、连续性好、鲁棒高效、建图和定位精度高的优点,同时针对一般的硬件平台也能有比较好的建图定位性能,可以为室内自主移动机器人的导航规划奠定坚实基础。

## 1 系统算法概述

采用的机器人实验平台是一个双轮差分驱动的轮

式移动平台,搭载了一个 2D 激光雷达,一个惯性测量单元,左右驱动轮分别各有一个光电编码器。这个基于多传感融合的 SLAM 算法框架主要包含 3 部分:第一部分是通过编码器里程计数据和 IMU 陀螺仪的测量数据,利用扩展卡尔曼滤波器进行融合,对轮式机器人的位姿进行准确的估计。第二部分是在里程计和 IMU 融合得到的初始位姿基础之上,对激光雷达的点云进行相关性匹配,进而构建环境的概率栅格子图,这种方式可以节省大量匹配的计算时间。第三部分是算法后端利用基于相关性的多分辨率匹配算法检测闭环,如果匹配足够好,则认为轮式机器人回到了曾经到达的区域,此时将当前激光的点云和已经匹配的概率栅格子图的相对位姿转换作为闭环约束条件,并为每一项约束计算稀疏位姿误差,将所有的残差块加入到优化问题中,利用 LM 算法求解,消除点云位姿和概率栅格子图位姿的累积误差,得到优化后的点云和概率栅格子图,算法框图见图 1。

## 2 轮式机器人运动和感知系统的建立

### 2.1 轮式机器人运动模型的建立

室内自主机器人最关键的是在室内环境进行探索,感知周围的环境。确定机器人的运动模型和控制

输入是机器人具备“行走”能力的先决条件,也是能够对机器人运动进行准确估计的前提。文中的轮式机器人的运动模型描述了在给定时刻机器人的状态,其由上一时刻的状态函数,控制输入和可能的噪声干扰构成。这里将运动模型写成机器人状态的时间预测形式:

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{f}_n(\mathbf{x}_{n-1}, \mathbf{u}_n, \mathbf{i}), \mathbf{i} \sim N\{0, \mathbf{Q}\}$$

其中  $\mathbf{x}_n$  表示机器人在时间  $t_n = t_{n-1} + \Delta t$  的状态,  $\mathbf{f}_n$  通常是一个非线性函数,  $\mathbf{u}_n$  是产生运动的控制信号,  $\mathbf{i}$  是一个干扰机器人按照设想轨迹运动的随机噪声,通常认为是一个协方差为  $\mathbf{Q}$  的高斯噪声。

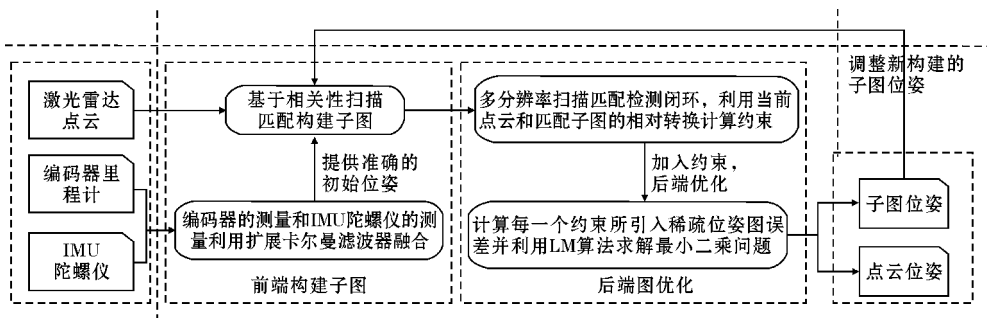


图1 基于多传感融合的室内 SLAM 算法框图

### 2.1.1 轮式机器人运动积分的不确定性

轮式机器人主要是通过电机驱动控制机器人左右轮转速控制轮式机器人运动,而在机器人左右轮上各安装一个光电编码器,在采样时间间隔内用来测量左右轮转速。为方便表述,将轮式机器人运动时产生的运动数据以在时间间隔  $\Delta t$  内,以小的增量或速度的形式表示。在运动估计的框架中,不仅需要关心运动数据的积分,也需要考虑随机噪声干扰而产生的不确定性。通过线性化运动模型,并对状态的高斯估计积分,轮式机器人状态近似满足一个高斯分布  $\mathbf{x} \sim N\{\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{P}\}$ ,

$$\bar{\mathbf{x}} \leftarrow \mathbf{f}(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{u}, 0)$$

$$\mathbf{P} \leftarrow \mathbf{F}_x \mathbf{P} \mathbf{F}_x^T + \mathbf{F}_i \mathbf{Q} \mathbf{F}_i^T$$

这里  $\bar{\mathbf{x}}$  是  $\mathbf{x}$  的均值,  $\mathbf{P}$  是  $\mathbf{x}$  的协方差矩阵。矩阵  $\mathbf{F}_x$  和  $\mathbf{F}_i$  分别是函数  $\mathbf{f}$  关于状态  $\mathbf{x}$  和干扰噪声  $\mathbf{i}$  的雅可比矩阵:

$$\mathbf{F}_x = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{u}, \mathbf{i}} = \mathbf{0}, \mathbf{F}_i = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{i}} \Big|_{\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{u}, \mathbf{i}} = \mathbf{0}$$

### 2.1.2 双轮差分驱动模型

双轮差分驱动模型是通过左右两个独立的主动轮控制轮式机器人运动。轮式机器人的原点就位于连接两个轮子的轮轴中心位置。在双轮差分驱动模型中,需要两个主要参数:两个轮子之间的距离  $d$  和轮子的半径  $r$ 。轮式机器人的测量数据是通过左右轮上的编码器在采样时间间隔  $\Delta t$  内获得,左右两个轮子转动角度的增量  $\Delta\psi_L, \Delta\psi_R$ 。轮式机器人的运动坐标系为:机器人前进方向是坐标系的  $x$  正方向,机器人的左边是坐标系的  $y$  正方向,坐标系  $z$  正方向是垂直机器人的运动平面向上的。如果编码器的采样时间间隔足够小,则两个轮子转的角度  $\Delta\theta$  就很小,可以认为轮式机

器人在  $y$  方向上没有位移增量,如图2所示。因此,此时轮式机器人的运动模型为:

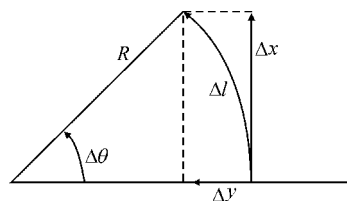


图2 角度发生明显改变时,机器人的运动

$$\Delta x = \frac{r(\Delta\psi_L + \Delta\psi_R)}{2}$$

$$\Delta y = 0$$

$$\Delta\theta = \frac{r(\Delta\psi_R - \Delta\psi_L)}{2}$$

通过轮式机器人的里程计模型,累积可以得到轮式机器人的运动轨迹。由于对运动积分具有不确定性,用一个协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  来表示这种不确定性,其可以通过编码器对轮子角度测量值的不确定性得到:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{J} \mathbf{Q}_\psi \mathbf{J}^T$$

这里  $\mathbf{J}$  表示运动模型的雅各比矩阵,并且  $\mathbf{Q}_\psi$  是轮子角度测量值的协方差:

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}r & \frac{1}{2}r \\ 0 & 0 \\ \frac{r}{d} & \frac{r}{d} \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_\psi = \begin{bmatrix} \sigma_\psi^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\psi^2 \end{bmatrix}$$

### 2.1.3 轮式机器人里程计模型

双轮差分驱动移动机器人通过光电编码器测量左右轮在采样时间间隔内转速的增量。通过轮式机器人

的双轮差分驱动模型,可以得到在采样时间间隔内,轮式机器人的位姿增量  $[\Delta x, \Delta y, \Delta \theta]^T \in \mathbb{R}^3$ 。将这个位姿增量作为里程计模型中的控制输入  $u$ ,可以得到控制输入  $u$  对轮式机器人局部位移的作用,主要操作是对局部位姿增量做坐标系运算。因此,轮式机器人的运动模型已经建立为双轮差分驱动模型后,轮式机器人的运动更新通过局部位姿增量进行改变,这样轮式机器人的运动轨迹便可以通过累积机器人的局部位姿得到,即轮式机器人的里程计模型。里程计模型在室内自主移动机器人的应用中十分普遍。

在2D空间中,控制信号是  $u = [\Delta p, \Delta \theta]^T \in \mathbb{R}^3$ , 这里  $\theta$  是一维向量:

$$x = \begin{bmatrix} p \\ \theta \end{bmatrix}, u = \begin{bmatrix} \Delta p \\ \Delta \theta \end{bmatrix}, i = \begin{bmatrix} \Delta p_i \\ \Delta \theta_i \end{bmatrix}$$

这里模型  $x \leftarrow f(x, u, i)$  表示运动更新,具有如下形式:

$$p \leftarrow p + R\{\theta\}(\Delta p + \Delta p_i) \\ \theta \leftarrow \theta + \Delta \theta + \Delta \theta_i$$

其中  $R\{\theta\}$  是对应方向角  $\theta$  的旋转矩阵。

## 2.2 轮式机器人测量模型的建立

使用的轮式机器人采用一个单线2D的激光扫描测距仪(激光雷达)对机器人所处的室内环境进行感知,测量障碍物到机器人的距离和方向,在传感器的测量精度、成本、数据量方面做到了很好的平衡。

一个2D激光测距扫描仪由一个在平面旋转的激光发射仪发射出激光束和一个接收器测量激光束打在障碍物上返回的时间两部分组成。对于每一个激光方向,传感器就记录一个距离,这个距离通过光速乘上一半的激光束的飞行时间得到,同时输出一个  $N$  维的距离  $d_i = [d_1, d_2, \dots, d_N]$ , 每一个方向的距离与其方向角  $a_i$  有关。

如果一个激光扫描测距仪在每一度方向上都可以测量得到一个距离,每一条射线有一个坐标点  $\pi_i^s = (x_i^s, y_i^s)^T$  包含一个方向角  $a_i$  和距离  $d_i$ , 因此有一个2D的极坐标,如图3所示。

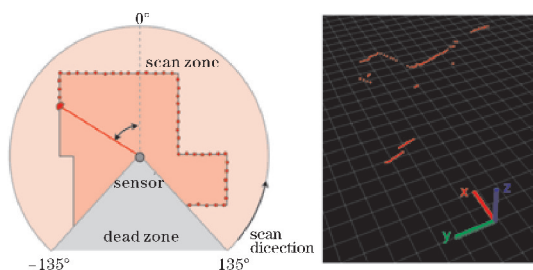


图3 2D激光雷达测距扫描

$$\begin{bmatrix} a_i \\ d_i \end{bmatrix} = \text{polar}_2(\pi_i^s) = \begin{bmatrix} \arctan(y_i^s, x_i^s) \\ \sqrt{(x_i^s)^2 + (y_i^s)^2} \end{bmatrix}$$

这里  $\pi^s$  表示在传感器坐标系的坐标,如果在全局坐标系中通过传感器的位姿  $(p, \theta)$  来表示测量,则有完整的测量模型(得到在传感器坐标系下的数据):

$$\begin{bmatrix} a_i \\ d_i \end{bmatrix} = \text{polar}_2(R\{\theta\}(\pi - p))$$

通常,对测量数据的处理首先将其转换到传感器参考坐标系下的笛卡尔坐标系,然后转换到全局参考坐标系下的笛卡尔坐标系。如果已知全局坐标系下的机器人位姿  $(p, \theta)$ , 那么每一条射线  $[a_i, d_i]$  都可以转换到全局坐标系中,因此可以得到逆观测模型(得到在全局坐标系下的数据):

$$\pi_i = p + d_i R\{\theta\} \begin{bmatrix} \cos a_i \\ \sin a_i \end{bmatrix}$$

## 3 多传感融合 SLAM 算法的设计

### 3.1 利用卡尔曼滤波器提供初始位姿

大多数轮式室内机器人使用光电编码器作为机器人轮子转速的感受器,并以此确定机器人位置,也叫作里程计方法。但是编码器测量含有噪声,这导致里程计会存在累积误差,从而使通过里程计估计机器人位置的不确定性会随着时间的推移不断增加。

为了克服这个缺点,利用扩展卡尔曼滤波器组合IMU和编码器的测量进行融合处理,使对轮式机器人的位姿估计更加精确。如图4所示,实验平台是一个两轮差分驱动的轮式机器人平台。

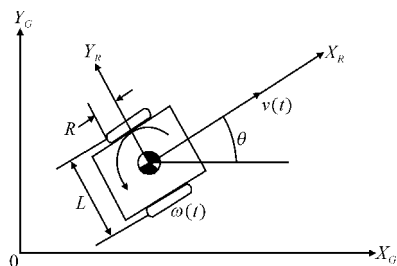


图4 轮式机器人的位姿和参数

在一个采样时间间隔  $\Delta t$  内获得,左右轮的旋转速度分别为  $w_L$  和  $w_R$  以及左右轮分别对应的距离增量为  $\Delta s_L$  和  $\Delta s_R$ :

$$\Delta s_L = R w_L \Delta t, \Delta s_R = R w_R \Delta t$$

当采样时间间隔  $\Delta t$  足够小时,则轮式机器人两轮转过的角度就很小,此时可以转化为轮式机器人中心和朝向角度的线性增量:



$$\Delta s = \frac{\Delta s_L + \Delta s_R}{2}, \Delta \theta = \frac{\Delta s_R - \Delta s_L}{L}$$

左右轮子的旋转速度的测量误差分别为  $w_{L_n}$  和  $w_{R_n}$ , 并且这个轮式机器人的里程计运动模型的不确定性由这个误差向量表示:

$$\mathbf{w}(k) = [w_{L_n}(k), w_{R_n}(k)]^T$$

同时这个误差向量的协方差矩阵作为输入噪声的协方差矩阵  $\mathbf{Q}_k$ :

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} w_{L_n}^2(k) & 0 \\ 0 & w_{R_n}^2(k) \end{bmatrix}$$

IMU 的陀螺仪用来测量轮式机器人旋转, 陀螺仪测量的角速度积分得到朝向角:

$$\theta_k = \theta_{k-1} + w\Delta t$$

因此轮式机器人在时刻  $k$  的位姿可以按照如下方式更新:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta s_{k-1} \cos(\theta_{k-1} + w\Delta t/2) \\ \Delta s_{k-1} \sin(\theta_{k-1} + w\Delta t/2) \\ w\Delta t \end{bmatrix}$$

令  $\mathbf{x} = [x, y, \theta]^T$  表示轮式机器人的状态向量。根据文中轮式机器人的运动模型和观测模型:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{w}_k), \mathbf{w}_k \sim N\{0, \mathbf{Q}_k\}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k), \mathbf{v}_k \sim N\{0, \mathbf{R}_k\}$$

并且  $\mathbf{w}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  相互独立, 利用 EKF 进行多传感融合的计算步骤:

(1) 使用运动模型预测阶段:

$$\hat{\mathbf{x}}'_k = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{0})$$

$$\mathbf{P}'_k = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_k \mathbf{A}_k^T + \mathbf{W}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{W}_k^T$$

这里  $\mathbf{P}$  是  $\mathbf{x}$  的协方差矩阵,  $\hat{\mathbf{x}}'_k$  是时刻  $k$  处, 状态的先验估计。  $\mathbf{P}'_{k+1}$  代表状态预测阶段误差的协方差矩阵。矩阵  $\mathbf{A}_k$  和  $\mathbf{W}_k$  分别是函数  $\mathbf{f}$  关于状态  $\mathbf{x}$  和干扰噪声  $\mathbf{w}_k$  的雅可比矩阵:

$$\mathbf{A}_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_{pj(k-1)}} | (\hat{\mathbf{x}}_p(k-1), \mathbf{u}(k-1))$$

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta s_k \sin(\theta_k + w\Delta t/2) \\ 0 & 1 & \Delta s_k \cos(\theta_k + w\Delta t/2) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial w_{j(k-1)}} | (\hat{\mathbf{x}}_p(k-1), \mathbf{u}(k-1))$$

$$\mathbf{W}_k = \begin{bmatrix} \frac{R\Delta t}{2} \cos(\theta_k + \frac{w\Delta t}{2}) & \frac{R\Delta t}{2} \cos(\theta_k + \frac{w\Delta t}{2}) \\ \frac{R\Delta t}{2} \sin(\theta_k + \frac{w\Delta t}{2}) & \frac{R\Delta t}{2} \sin(\theta_k + \frac{w\Delta t}{2}) \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(2) 使用测量模型更新阶段:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}'_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}'_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}'_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}'_k))$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}'_k$$

这里  $\hat{\mathbf{x}}_k$  是在时刻  $k$  处, 给定测量  $\mathbf{z}_k$  时, 状态的后验概率估计。  $\mathbf{K}_k$  是卡尔曼增益,  $\mathbf{H}_k$  是测量模型  $\mathbf{h}$  关于状态  $\mathbf{x}$  的偏导数的雅各比矩阵。由于每次测量都是从编码器得到位移的增量和从陀螺仪积分得到当前的朝向角, 因此:

$$\mathbf{H}_{ij}(k) = \frac{\partial h}{\partial x_{pj(k)}} | \hat{\mathbf{x}}_p(k)$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & w_i^2 \end{bmatrix}$$

其中  $w_i$  表示 IMU 陀螺仪的随机游走。

### 3.2 前端扫描匹配构建子图

扫描匹配问题即给定一帧雷达数据和一张地图, 或者两帧雷达数据, 或者两张地图, 找到一个变换关系 (旋转+平移) 可以使两者很好地匹配。扫描匹配问题的本质是一个最大后验估计问题:

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \arg\max \mathbf{p}(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t, \mathbf{m}_t, \mathbf{z}_t)$$

其中  $\mathbf{x}_{t-1}$  代表机器人前一时刻的位姿,  $\mathbf{u}_t$  代表当前的控制变量,  $\mathbf{m}_{t-1}$  代表之前的环境模型,  $\mathbf{z}_t$  代表当前激光观测数据,  $\mathbf{x}_t$  代表当前机器人的位姿, 利用贝叶斯法则, 去除无关变量:

$$\mathbf{p}(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t, \mathbf{m}_{t-1}, \mathbf{z}_t)$$

$$\propto \mathbf{p}(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}_t) \mathbf{p}(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t)$$

其中  $\mathbf{p}(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}_{t-1})$  表示观测模型,  $\mathbf{p}(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$  表示运动模型。这里运动模型由轮式机器人的里程计给出。因此问题的关键是, 如何求出一个轮式机器人位姿最有可能产生当前的观测。接下来, 利用之前建立的地图和匹配修正后的轮式机器人位姿和观测的点云, 构建新的地图:

$$\mathbf{p}(\mathbf{m}_t | \mathbf{m}_t, \hat{\mathbf{x}}_t, \hat{\mathbf{z}}_t)$$

利用相关性匹配算法构建地图主要有 3 个步骤。

步骤 1 利用之前的扫描图构建查询表, 这是一个概率栅格图, 图中的每一个单元栅格包含一个可能被任意扫描点占据的概率。但是一个代价函数是由所有合适的单元格的概率相乘得到。

步骤 2 在已经构建的查询表上叠加一个新的点云扫描并计算两帧点云之间的重合概率。通过改变点云的位置, 可以在查询表中找到一个最大的概率  $\mathbf{p}(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}_{t-1})$ 。

步骤3 需要对不同的机器人位姿  $\mathbf{x}_i$  (不同的  $x, y, \theta$ ) 重复之前的步骤, 为每个机器人位姿计算  $\mathbf{p}(\mathbf{x}_i | \mathbf{x}_{i-1}, \mathbf{u}_i)$  并且找到机器人位姿的最大后验估计  $\mathbf{p}(\mathbf{x}_i | \mathbf{x}_{i-1}, \mathbf{u}_i, \mathbf{m}_{i-1}, \mathbf{z}_i)$ 。

如果对不同的机器人位姿  $[x, y, \theta]^T$  中 3 个变量分别有  $n_x, n_y, n_\theta$  个步骤, 由于一帧激光点云扫描有  $n$  个测距点, 在当前点云帧每移动一个测距点, 都需要在查询表上叠加一个复杂度  $O(n)$ , 因此整个扫描匹配算法的时间复杂度为  $O(n \cdot n_x \cdot n_y \cdot n_\theta)$ , 如图 5 所示。

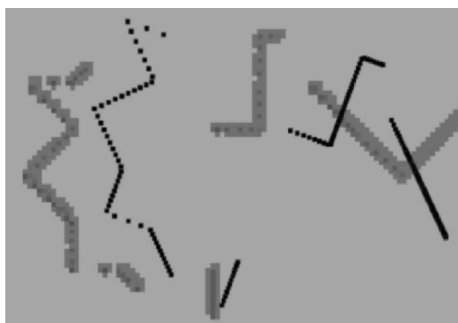


图5 查询表(灰色)和一帧新的扫描(黑色)

### 3.3 后端消除累积误差

由于激光雷达点云的扫描匹配过程会累计误差, 为了消除累计误差, SLAM 算法后端会周期性地执行位姿优化。当不再有新激光雷达点云插入子图时, 一张子图构建完成, 便会加入到用来做闭环检测的所有完成子图的序列中。闭环检测是通过一个闭环检测器完成的。在当前点云的估计位姿附近, 闭环检测器检测当前点云是否出现在之前已经完成的子图中, 如果在闭环检测器的搜索窗口内找到一个足够好的匹配, 此时便认为当前机器人回到了之前在环境中的位置, 这个点云与对应子图的相对位姿作为一个闭环约束条件加入到后端的优化问题中, 见图 6。

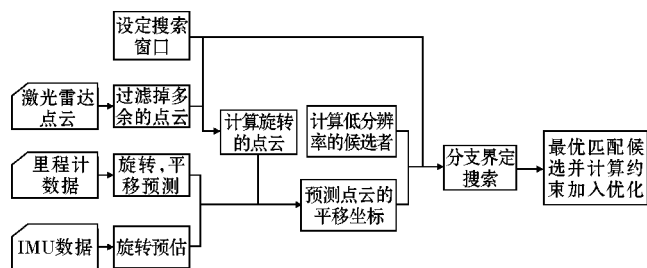


图6 闭环检测和约束加入优化问题

### 3.4 后端优化求解

将所有约束条件加入到后端优化问题后, 对所有的约束引入的误差利用稀疏位姿图代价函数计算, 并

加入 Huber 损失函数, 最后利用 LM 算法求解这个最小二乘问题, 消除累积误差。

稀疏位姿代价函数表示的是当前点云与对应已完成的子图之间匹配之后的相对位姿  $\mathbf{T}_{\text{constraint}}$  与在同一坐标系中, 当前点云位姿  $\mathbf{T}_j = [x_j, y_j, \theta_d]^T$  与对应的已完成子图位姿  $\mathbf{T}_i = [x_i, y_i, \theta_i]^T$  之间的相对位姿  $\mathbf{T}_{\text{diff}} = [x_d, y_d, \theta_d]^T$  之间的差别  $\mathbf{T}_{\text{error}}$ :

$$\mathbf{T}_{\text{diff}} = \begin{bmatrix} \cos\theta_j & \sin\theta_j & 0 \\ -\sin\theta_j & \cos\theta_j & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_j - x_i \\ y_j - y_i \\ \theta_j - \theta_i \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{T}_{\text{error}} = \begin{bmatrix} (x_c - x_d) \cdot \rho_{\text{trans}_x} \\ (y_c - y_d) \cdot \rho_{\text{trans}_y} \\ (\theta_c - \theta_d) \cdot \rho_{\text{rotation}_\theta} \end{bmatrix}$$

这里  $\rho_{\text{trans}_x}$  表示位姿平移中  $x$  方向的权重,  $\rho_{\text{trans}_y}$  表示位姿平移中  $y$  方向的权重,  $\rho_{\text{trans}_\theta}$  表示位姿旋转的权重。

最终优化得到所有子图的位姿  $\mathbf{T}_{\text{opt}}^i$  和所有激光点云的位姿  $\mathbf{T}_{\text{opt}}^j$ 。用优化后的子图位姿调整新加入的点云扫描匹配预估的位姿, 使得地图可以闭环。

### 3.5 轮式机器人 SLAM 中的全局定位

轮式机器人的全局定位采用“多对多”的扫描匹配算法, 其核心思想是消除点云特殊性对匹配的影响, 即不依赖某一个特殊的激光点云, 而是通过在检测到闭环时, 对激光点云进行采样, 这导致一次闭环检测会有  $S$  个候选帧, 但是“多对多”匹配会对最近的  $k$  帧激光点云做“一对多”的匹配, 因此“多对多”扫描匹配算法的匹配结果有  $kS$  个候选帧, 最后选取评分最高的作为最优结果, 见图 7。

## 4 实验验证和数据分析

轮式机器人主要用来验证在各自传感器性能不高的情况下, 通过多传感融合技术和图优化算法消除累积误差, 从而在各种室内环境可以很好地闭环建图和定位, 得到一张分辨率为 5 cm, 与环境一致性很高的 2D 概率栅格地图, 为轮式机器人的室内导航任务奠定坚实基础。算法运行一个 4 核 arm-cortexA7 处理器上, 实际实验主要是测试算法建图和定位性能: 第一是在各种场景下的建图性能; 第二是算法的全局定位性能, 由于复杂的应用场景难以获取地图的真实尺度, 考虑的性能指标主要包括定位成功率, 需要的时间和鲁棒性等。

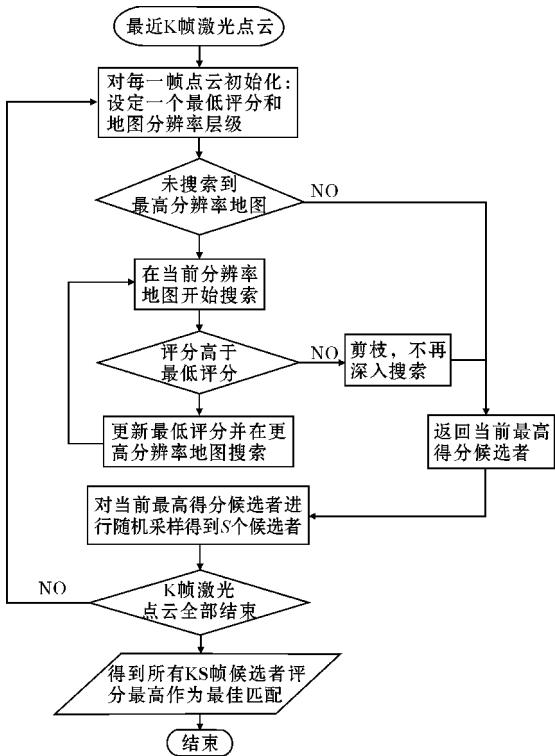


图 7 全局定位算法流程图

4.1 室内闭环建图实验

在所有测试场景中,轮式机器人运动速度为:线速度0.3 m/s,角速度0.2 rad/s,并且没有剧烈的加减速运动。室内闭环建图实验主要包括 2 个场景:

(1)大闭环场景,总面积约为2000 m<sup>2</sup>,轮式机器人运动一圈轨迹长度约为200 m,如图 8 所示。

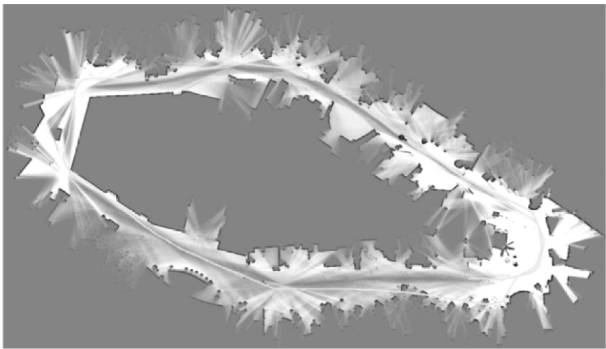


图 8 大闭环场景闭环建图

(2)相似度极高的走廊大回环场景,最具有挑战性轮式机器人运动一圈的轨迹长度约为150 m,如图 9 所示。

测试方案为:对每个场景分别测试 10 次,每次测试结束后如果建图闭环成功,则在地图上不同的 5 处地方测量障碍物的大小,并与实际场景中的实物大小对比,见表 1、表 2。



图 9 走廊场景闭环建图

表 1 大回环场景建图误差统计表 cm

测试次数	A 处误差	B 处误差	C 处误差	D 处误差	E 处误差	平均误差
1	8.2	8.4	9.1	9.6	9.4	8.94
2	9.1	8.6	8.8	8.9	9.2	8.92
3	10.6	8.2	8.5	8.5	9.1	8.98
4	9.3	8.8	8.7	9.3	9.7	9.16
5	10.3	9.5	9.7	9.7	9.8	9.8
6	10	9.9	9.3	9.4	9.6	9.64
7	11.3	10.8	10.2	10.3	10.3	10.58
8	10.8	11.1	10.7	10.3	10.5	10.68
9	10.6	10.1	10.2	10.2	9.9	10.2
10	9.7	10.1	10.9	10.5	10.3	10.3

表 2 走廊场景建图误差统计表 cm

测试次数	A 处误差	B 处误差	C 处误差	D 处误差	E 处误差	平均误差
1	9.2	9.1	10.2	10.4	9.8	9.74
2	11.3	10.6	10.7	11.5	11.3	11.08
3	10.1	9.6	8.5	8.4	9.7	9.26
4	9.5	9.8	8.7	10.3	10.8	9.82
5	11.5	10.5	10.7	11	10.2	10.78
6	9.9	9.7	10	10.4	9.5	9.9
7	10.3	10.7	10.1	10.1	10.5	10.34
8	9.3	11.4	10.6	11.3	9.5	10.42
9	10.1	10.3	9.8	12.3	9.2	10.34
10	11.6	10.9	10.5	11.8	10.9	11.14

4.2 室内全局定位实验

首先利用轮式机器人在办公室环境中探索 3 圈,建立一张信息较为完整的环境地图,面积大约为 200 m<sup>2</sup>,然后保存下来。将轮式机器人放置在刚才环境中的任意位置,开机之后轮式机器人系统会自动加载之前保存的地图,并且轮式机器人原地旋转,将当前

激光雷达扫描到的信息跟之前保存的地图匹配,定位成功后,轮式机器人从初始位置跳转到环境中机器人所处的正确位置(途中用),如图10所示。

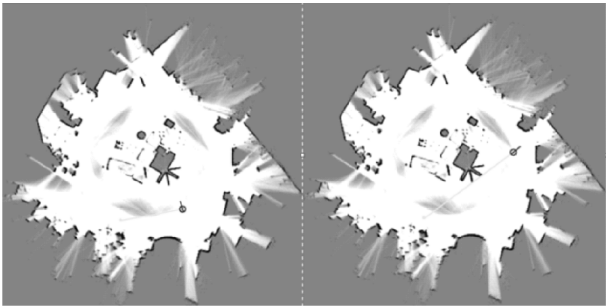


图10 全局定位的两种情形

全局定位实验将轮式机器人放在环境中10个不同的位置,测试全局定位的成功次数以及每次定位成功需要的时间,见表3。

表3 走廊场景建图误差统计表

测试次数	成功/失败	所需时间/s
1	成功	13.5
2	成功	15.5
3	成功	14.6
4	成功	9.9
5	成功	12.8
6	成功	15.3
7	成功	15.9
8	成功	13.7
9	成功	14.6
10	成功	15.2
平均		14.1

5 结束语

提出的算法主要是利用低成本的激光雷达、IMU、编码器数据解决室内机器人的SLAM问题。通过EKF对IMU和里程计进行融合,极大地减少了激光点云匹配的时间,保证了前端建图的实时性。另外基于相关性多分辨率匹配检测闭环在各种复杂场景下的表现也十分鲁棒,能很好地构建闭环的地图,很好地消除了累积误差。最后全局定位算法在测试场景下的定位效果也很好,在嵌入式处理器上平均定位成功需要时间约15 s。

为进一步提高算法的鲁棒性和在嵌入式平台的效率,使算法更具实用价值。首先,在数据预处理上可以利用IMU筛选不是水平的激光点云,防止错误的数

据插入建图过程。其次,在IMU和里程计融合算法中,

参考文献:

[1] 王越. 长期运行移动机器人的定位与地图创建[D]. 杭州:浙江大学,2016.

[2] Grisetti G,Kummerle R,Stachniss C,et al. A Tutorial on Graph-Based SLAM[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine,2011,2(4):31-43.

[3] Thrun S, Montemerlo M. The Graph SLAM Algorithm with Applications to Large-Scale Mapping of Urban Structures[J]. International Journal of Robotics Research,2006,25(5):403-429.

[4] Note L. Methods for Non-Linear Least Squares Problems[J]. Lecture Note.

[5] Jaakkola A. Low-cost Mobile Laser Scanning and its Feasibility for Environmental Mapping[J]. 2015.

[6] Tang J, Chen Y, Niu X, et al. LiDAR Scan Matching Aided Inertial Navigation System in GNSS-Denied Environments[J]. Sensors, 2015, 15(7): 16710-16728.

[7] Krinkin K, Filatov A, Filatov A, et al. The scan matchers research and comparison: Monte-Carlo, olson and hough[C]. Open Innovations Association. IEEE, 2017:99-105.

[8] Wolcott R W, Eustice R M. Robust LIDAR localization using multiresolution Gaussian mixture maps for autonomous driving[J]. International Journal of Robotics Research, 2017, 36(3).

[9] Vath P, Ummenhofer B. 2D Multi-Resolution Correlative Scan-Matching using a Polygon-Based Similarity Measurement[J]. Ais. informatik. uni, 2013.

[10] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2016:1271-1278.

[11] Zhang J, Singh S. LOAM: Lidar Odometry and Mapping in real-time[C]. Robotics: Science and Systems Conference. 2014.

[12] Konolige K, Grisetti G, Kummerle R, et al. Efficient Sparse Pose Adjustment for 2D mapping[C]. Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2010:22-29.

- [13] Olson E. M3RSM: Many-to-many multi-resolution scan matching [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2015: 5815–5821.
- [14] S Agarwal, K Mierle. Ceres solver [EB/OL]. <http://ceres-solver.org>.
- [15] 庄严. 移动机器人基于多传感器数据融合的定位及地图创建研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2004.

## A Indoor Mapping and Localization Algorithm based on Multi-sensor Fusion

JI Jia-wen<sup>1</sup>, YANG Ming-xin<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. Center for Electronics Experiment, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

**Abstract:** In recent years, autonomous mobile robots with the ability of navigation and planning have been widely applied in various fields. SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) is one of the core technologies for autonomous mobile robots, which is a important guarant for cleaning robots, service robots, AGV robots other indoor scenarios. In dynamic and complex indoor application scenarios, such as offices and shopping malls, autonomous robots must accurately know their location and avoid obstacles to complete the assigned tasks. Autonomous robots often require a perception of environment with expensive, long-distance range of lidar in these complex scene. The algorithm proposed in this paper is mainly aimed at low-cost lidar, using multi-sensor data fusion technology, and estimates the accurate pose of a wheeled robot by integrating the information of the encoder and low-cost IMU. And it constructs the probability grid map of indoor environment by matching the lidar's scans. At the same time, this algorithm adds the constraint of loop closure in the back-end when the loop closure appears, and eliminates all the cumulative errors of mapping by the optimization method. It leads to a environment map with good precision for a wheeled robot and a solution for global localization based on the map. The multi-sensor fusion algorithm proposed in this paper has the advantages of real-time, low-power consumption, robustness and it can obtain a good result on the embedded platform with limited resources.

**Keywords:** multi-sensor fusion; lidar; loop-closure detection; graph-optimization; low-power consumption