

# 基于工作空间测量定位系统和激光雷达的室内 组合导航算法研究

王金旺\*\*, 杨凌辉\*, 史慎东, 赵显, 张正吉, 徐秋宇

天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072

**摘要** 针对复杂场景下大空间室内高精度导航应用,提出一种基于工作空间测量定位系统(wMPS)和激光雷达的组合建图、定位算法。采用wMPS对激光雷达位姿进行精确估计,融合激光雷达点云数据完成栅格地图的绘制,使得机器人在导航时能够识别周围环境信息;考虑到导航时容易缺失wMPS测量信息的情况,根据雷达获得的实时数据与栅格地图通过粒子滤波算法反算雷达的位姿;最后将粒子滤波的结果进行线性卡尔曼滤波处理,并进行算法仿真与实验。仿真与实验结果表明:组合导航系统保证了地图的可靠性和动态导航精度,大大提升了系统的整体性能。

**关键词** 测量;工作空间测量定位系统;粒子滤波;卡尔曼滤波;激光雷达;组合导航

中图分类号 V241.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.101201

## Indoor Integrated Navigation Algorithm Based on Workshop Measurement Positioning System and Lidar

Wang Jinwang\*\*, Yang Linghui\*, Shi Shendong, Zhao Xian, Zhang Zhengji, Xu Qiuyu

*State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments,*

*Tianjin University, Tianjin 300072, China*

**Abstract** Aiming at the large space indoor high-precision navigation application in complex environment, we propose an algorithm for integrated mapping and positioning based on workshop Measurement Positioning System (wMPS) and lidar. The wMPS carries out precise estimation on the position and orientation of the lidar, and integrates the point cloud data of the lidar to complete the mapping of the grid map. Therefore, the robot can recognize the information of the surrounding environment when navigating. Then considering that the wMPS measurement information is easy to be missing during navigating, we use particle filter algorithm to inversely calculate the position and orientation of the lidar according to the real-time point cloud data from lidar and the grid map. Finally, the results of particle filter are processed with the linear Kalman filter, and the algorithm simulation and experiment are conducted. The simulation and experimental results show that the integrated navigation system ensures the reliability of the map and the accuracy of the dynamic navigation, which greatly improves the overall performance of the navigation system.

**Key words** measurement; workshop Measurement Positioning System; particle filter; Kalman filter; lidar; integrated navigation

**OCIS codes** 120.4610; 120.4570; 120.4640; 120.6085

## 1 引言

随着空间定位技术和机器人控制技术的发展,机器人已能承担部分零件高精度加工和装配的工

作,但是对于大尺寸零件的加工装配,由于普通的工业机器人只能在固定的加工点进行加工,工作效率低,此时需要借助移动机器人,使其能够在预先规划好的加工点定位,然后在各个工位分别加工。因此,

收稿日期: 2018-03-26; 修回日期: 2018-04-26; 录用日期: 2018-05-05

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFF0204802)、天津市自然科学基金(16JCZDJC38100)

\* E-mail: icelinker@tju.edu.cn; \*\* E-mail: jinwang@tju.edu.cn

移动机器人的定位速度与定位精度是大尺寸工件高效率、高精度加工装配的关键<sup>[1]</sup>。目前,室内自动导引运输车(AGV)定位导航主要采用地面标记点、激光雷达和机器视觉的方式<sup>[2-4]</sup>。其中,激光雷达能直接生成三维点云,具有非常高的灵活性、可靠性与抗干扰性,但受限于原理(采用激光三角法或时间飞行法),激光雷达的定位精度只能达到厘米量级,无法实现更高精度的测量<sup>[5]</sup>。基于光电扫描的工作空间测量定位系统(wMPS)由天津大学精密测试技术与仪器国家重点实验室研制,此系统不仅测量范围大,还具有极高的测量精度,在边长为 20 m 的正方形测量范围内,单点静态测量精度优于 0.3 mm,动态测量精度优于 0.7 mm,而且能够实现多点测量,已被广泛应用于室内空间静态物体的定位和移动物体的跟踪等领域<sup>[6]</sup>。然而,在应用 wMPS 进行室内移动机器人导航时,由于制造现场通常是人员、设备、工装聚集的复杂环境,固定在机器人上的光电接收器与发射站的光路很容易被人员或物体遮挡而失去定位信息,易导致发生严重的错误。

针对上述问题,本文提出了一种基于 wMPS 和激光雷达的组合定位导航方法,采用 wMPS 和激光雷达组合建图,当缺失 wMPS 定位信息时,根据激光雷达的点云数据来估计出雷达的当前位姿。所提方法不但能使机器人识别周围的环境信息,更好地进行路径规划,还能有效解决光电探测器接收光路易被遮挡的问题,极大地提升了导航系统的性能。当前,面向激光雷达的定位算法主要有粒子滤波算法(PF)和卡尔曼滤波算法(KF)<sup>[7-8]</sup>。其中粒子滤波通过产生随机样本来估计粒子的后验概率密度函数,与系统的运动模型无关,适用于非线性非高斯系统。但它没有充分利用样本的先验信息,导致采样粒子选择不具有不确定性,降低了粒子的预测精度。卡尔曼滤波充分利用最新观测信息,实时性好,线性条件下的预测精度高。但是,由于卡尔曼滤波或扩展卡尔曼滤波需要对模型进行线性化,如果不依赖路径先验信息而对带有一定随机性的大场景运动轨迹进行线性化,就会引入太多误差,无法改进其性能。综合考虑工业现场装备运行状态可以发现,由于航空航天等大型加工装配装置的质量巨大、结构强度受限,因此传输运动时首先要追求平稳。虽然其在大场景下的运动轨迹带有一定的随机性,但在局部小时空范围内不会产生较大加速或减速,可近似认为是线性过程。基于上述思路,本文在算法层面提出采用粒子滤波解决针对全局非线性运动状态的位姿估计问题,再以粒子滤波的

结果为先验信息,通过卡尔曼滤波进一步提高机器人近似线性运动时的位姿估计精度。

## 2 组合建图和定位原理

### 2.1 wMPS 测量原理

wMPS 坐标测量系统由激光发射站、光电接收器、中心计算机和无线通信系统组成。如图 1 所示,激光发射站的旋转头发出两个扫描光平面,对测量空间进行扫描。当光电接收器收到扫描激光信号时,得到发射站相对于光电接收器的扫描角  $\theta_i^t = \omega^t(t_i - t_0)$ <sup>[9]</sup>,其中  $\omega^t$  为发射站的转速,  $t_i$  为  $i$  时刻的时间,  $t_0$  为 0 时刻的时间。

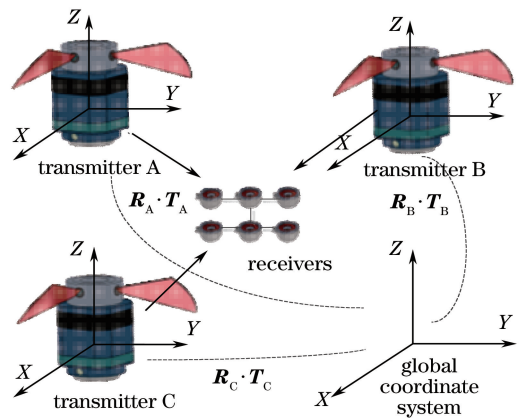


图 1 wMPS 三维坐标测量原理示意图

Fig. 1 Principle of three-dimensional coordinate measurement of wMPS

当接收器收到发射站的激光信号时,可得到光平面方程(系统的测量方程)为

$$a_i(\theta_i^t)x^r + b_i(\theta_i^t)y^r + c_i(\theta_i^t)z^r + d_i(\theta_i^t) = 0, \quad (1)$$

式中:  $a_i, b_i, c_i, d_i$  均为两个光平面的初始化参数,可由标定得到;  $(x^r, y^r, z^r)$  为接收器的坐标;  $\theta_i^t$  为激光发射站相对于光电接收器的扫描角。当光电接收器收到两个以上发射站的信息时,通过最小二乘原理得到光电接收器在 wMPS 坐标系下的坐标。

移动机器人六自由度的测量采用一种六自由度测量的非交会的方法,直接将接收器收到的光平面信息转化至全局坐标系,进而利用后方交会算法解算小车的六自由度信息<sup>[10]</sup>。

在移动机器人表面安装至少三个接收器,每个接收器采用和机器人一体设计的工装支架固定。提前标定每个接收器在 wMPS 坐标系中的坐标,建立机器人坐标系,得到接收器  $m$  在机器人坐标系下的坐标  $(x_m, y_m, z_m)$ ,则接收器  $m$  与光平面  $i$  之间的距离和全局光平面参数的关系为

$$d_{mi} = \left\| \begin{bmatrix} a_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) & b_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) & c_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) & d_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \\ 1 \end{pmatrix} \right\|_2, \quad (2)$$

式中:  $[a_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) \quad b_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) \quad c_i^{\#}(\theta_i^{\dagger}) \quad d_i^{\#}(\theta_i^{\dagger})]$  为全局坐标系下的光平面的参数;  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$  为待求的机器人坐标系到 wMPS 坐标系的旋转矩阵与平移矩阵, 每个接收器接收到一个发射站的光信号即可满足解算条件。

## 2.2 组合导航数学模型

### 2.2.1 wMPS 与激光雷达组合建图原理

本研究采用二维激光雷达结合 wMPS 进行组合建图, 雷达的旋转头匀速旋转, 同时激光发射器发射一定波长的激光束, 转头上的信号采集装置以一定的频率采集周围环境中物体表面的激光信号, 信号经过处理后得到周围物体相对于雷达的角度信息  $\theta^1$  和距离信息  $d^1$ <sup>[11]</sup>。激光雷达在 wMPS 坐标系(全局坐标系)下的位姿忽略了  $Z$  方向, 为  $(x_1, x_2, \theta)$ ,  $\theta$  为雷达在全局坐标系下的旋转角。激光雷达测得物体相对于雷达的位姿为  $(d^1, \theta^1)$ , 可以得到周围环境中物体在全局坐标系下的坐标  $(x_{1, \text{occ}}, x_{2, \text{occ}})$  为:

$$\begin{bmatrix} x_{1, \text{occ}} \\ x_{2, \text{occ}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_w & \sin \theta_w \\ -\sin \theta_w & \cos \theta_w \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d^1 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中:  $\theta_w = \theta + \theta^2$ ,  $\theta_w$  为光束在全局坐标系下的旋转角。

设栅格地图的分辨率为  $r$ , 则物体的栅格坐标  $(i_{1, \text{occ}}, i_{2, \text{occ}})$  为

$$\begin{bmatrix} i_{1, \text{occ}} \\ i_{2, \text{occ}} \end{bmatrix} = \text{ceil} \left( \frac{1}{r} \begin{bmatrix} x_{1, \text{occ}} \\ x_{2, \text{occ}} \end{bmatrix} \right), \quad (4)$$

式中: ceil 为向上取整函数。

定义栅格地图坐标值为二进制随机变量  $\{0, 1\}$ , 即

$$m_{x,y} : \{\text{free}, \text{occupied}\} \rightarrow \{0, 1\}. \quad (5)$$

雷达测量结果为  $z \sim \{0, 1\}$ , 应用贝叶斯算法<sup>[12]</sup>:

$$p(m_{x,y} | z) = \frac{p(z | m_{x,y}) p(m_{x,y})}{p(z)}, \quad (6)$$

式中:  $p(m_{x,y})$  为地图的先验估计;  $p(z | m_{x,y})$  为似然度测量模型;  $p(z)$  为标准化常量;  $p(m_{x,y} | z)$  为地图的后验概率, 包含 4 种情况, 分别为  $p(m_{x,y} = 1 | z = 1)$ ,  $p(m_{x,y} = 1 | z = 0)$ ,  $p(m_{x,y} = 0 | z = 1)$  和  $p(m_{x,y} = 0 | z = 0)$ 。

定义事件  $M$  发生的概率与不发生的概率比  $R_{\text{Odd}}$  为

$$R_{\text{Odd}} = \frac{p(M)}{p(M^c)}, \quad (7)$$

式中:  $M^c$  表示事件  $M$  不发生。  $R_{\text{Odd}}$  模型更加相信事件  $M$  的发生, 因此,

$$R_{\text{Odd}}(m_{x,y} = 1 | z) = \frac{p(m_{x,y} = 1 | z)}{p(m_{x,y} = 0 | z)}, \quad (8)$$

两边取对数有:

$$\begin{aligned} & \lg \frac{p(m_{x,y} = 1 | z)}{p(m_{x,y} = 0 | z)} = \\ & \lg \frac{p(z | m_{x,y} = 1)}{p(z | m_{x,y} = 0)} + \lg \frac{p(m_{x,y} = 1)}{p(m_{x,y} = 0)}, \quad (9) \end{aligned}$$

式中:  $\lg \frac{p(z | m_{x,y} = 1)}{p(z | m_{x,y} = 0)}$  为测量模型。

$\lg \frac{p(z = 1 | m_{x,y} = 1)}{p(z = 1 | m_{x,y} = 0)}$  为雷达检测到物体的模型, 记为  $\lg R_{\text{Odd}_{\text{occ}}}$ ;  $\lg \frac{p(z = 0 | m_{x,y} = 1)}{p(z = 0 | m_{x,y} = 0)}$  为雷达检测到空气的模型, 即物体与雷达之间的坐标是自由的, 记为  $\lg R_{\text{Odd}_{\text{free}}}$ 。初始时, 地图占用与空闲的概率相等:  $p(m_{x,y} = 1) = p(m_{x,y} = 0) = 0.5$ , 设定  $\lg R_{\text{Odd}_{\text{occ}}}$  与  $\lg R_{\text{Odd}_{\text{free}}}$  的值进行地图更新。

### 2.2.2 粒子滤波模型

针对全局非线性运动状态, 常用的位姿估计算法有扩展卡尔曼滤波算法和粒子滤波算法。与粒子滤波算法相比, 扩展卡尔曼滤波算法忽略了泰勒展开式中高阶部分的影响, 而且模型的时间复杂度高。因此, 当缺失 wMPS 的定位信息时, 可以借助激光雷达的扫描信息与栅格地图信息通过粒子滤波定位算法估计出雷达的位姿。粒子滤波定位算法以贝叶斯算法为基础, 根据粒子的先验概率分布, 即雷达当前的位姿, 生成一系列的随机采样粒子, 再根据确定的评价函数, 递归更新每个采样粒子的权重, 进而计算出粒子状态的后验概率分布, 即雷达的下一个位姿<sup>[13-15]</sup>。

移动机器人的粒子滤波定位算法流程如下:

1) 粒子集初始化,  $k = 0$ 。对于  $i = 1, 2, \dots, N$ , 由高斯分布概率(先验概率)  $p(\mathbf{X}_0)$  生成采样粒子  $\{\mathbf{X}_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ , 其中  $\mathbf{X}$  为雷达在全局坐标系下的姿态,  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \theta)$ 。

2) 对于随机生成的每一个粒子  $i = 1, 2, \dots, N$ ,

进行序列惯性重要性采样处理,得到新的采样粒子 $\{\tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ ,根据 $k$ 时刻由激光雷达获得的距离信息与角度信息,再由(3)式可以得到周围环境物体的全局坐标 $\mathbf{X}_{\text{occ}} = (x_{1,\text{occ}}, x_{2,\text{occ}})$ ,计算已得地图中坐标为 $\mathbf{X}_{\text{occ}}$ 的地图概率和,得到雷达位姿的权值 $w$ ,再将权值归一化处理。

如果经过几轮迭代发现粒子退化问题比较严重时,即有效粒子数小于阈值,其中有效粒子数的计算公式为

$$\hat{N}_{\text{eff}} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N [w_k^{(i)}]^2}, \quad (10)$$

式中: $w_k^{(i)}$ 为 $k$ 时刻第 $i$ 个粒子的权值。

需要对粒子集 $\{\tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)}, \tilde{w}_k^{(i)}\}$ 进行残差重新采样处理,根据权值选择第 $i$ 个粒子的个数 $N^i = \lfloor N \tilde{w}_k^{(i)} \rfloor$ ,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整操作。然后赋予剩下的 $\bar{N}_k = N - \sum_{i=1}^N N^i$ 个粒子新的权值 $\tilde{w}_k^{*(i)} = \bar{N}_k^{-1} [N \tilde{w}_k^{(i)} - N^i]$ 。

3) 得到 $k$ 时刻的雷达位姿估计值: $\hat{\mathbf{X}}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{X}}_k^{(i)} \tilde{w}_k^{(i)}$ 。重复步骤2)估计雷达的下一个状态。

### 2.2.3 卡尔曼滤波模型

考虑到数字化装配中移动机器人的惯性较大,机器人从一个工位移动到下一个加工工位过程中,通常进行近似匀速直线运动与匀速旋转运动,因此针对局部短时间内近似匀速运动的情况,将全局粒子滤波的结果再进行卡尔曼滤波处理,以提高预测精度<sup>[16-18]</sup>。

设雷达位姿状态变量 $\mathbf{X}^\theta = [x_1, x_2, \theta, v_x, v_y, v_\theta]$ ,因为 $v_x, v_y$ 与角度 $\theta$ 有密切联系,首先对角度 $\theta$ 进行卡尔曼滤波,其状态向量 $\mathbf{X}^\theta = [\theta, v_\theta]$ 。状态方程为

$$\mathbf{X}_{t+1}^\theta = \mathbf{A}^\theta \mathbf{X}_t^\theta + \mathbf{v}_m^\theta. \quad (11)$$

建立匀速运动模型,其状态转移矩阵 $\mathbf{A}^\theta = [1, T; 0, 1]$ , $T$ 为测量时间间隔; $\mathbf{v}_m^\theta$ 为状态转移噪声,服从均值为0、方差为 $\sigma_m^\theta$ 的高斯分布。测量方程为:

$$\mathbf{Z}_{t+1}^\theta = \mathbf{C}^\theta \mathbf{X}_t^\theta + \mathbf{v}_o^\theta, \quad (12)$$

式中:测量值 $\mathbf{Z}^\theta = \theta$ ;  $\mathbf{C}^\theta = 1$ ;  $\mathbf{v}_o^\theta$ 为观测噪声,服从均值为0、方差为 $\sigma_o^\theta$ 的高斯分布。卡尔曼滤波步骤如下:

1) 由 $t=1, t=2$ 时刻的观测值 $\theta_1, \theta_2$ 确定系统

状态变量和协方差的初值:

$$\mathbf{X}_2^\theta = [\theta_2, (\theta_2 - \theta_1)/T], \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_2^\theta = \text{diag}(0.1, 0.1). \quad (14)$$

2) 将上面的初值代入系统的状态转移方程中,得到系统的先验估计与方差:

$$\mathbf{X}_t^\theta = \mathbf{A}^\theta \mathbf{X}_{t-1}^\theta, \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_t^\theta = \mathbf{A}^\theta \mathbf{P}_{t-1}^\theta (\mathbf{A}^\theta)^\top + \mathbf{v}_m^\theta. \quad (16)$$

3) 系统的卡尔曼增益 $\mathbf{K}$ 为

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_t^\theta (\mathbf{C}^\theta)^\top [\mathbf{R}^\theta + \mathbf{C}^\theta \mathbf{P}_t^\theta (\mathbf{C}^\theta)^\top]^{-1}, \quad (17)$$

式中: $\mathbf{R}^\theta = \mathbf{C}^\theta \mathbf{P}_t^\theta (\mathbf{C}^\theta)^\top + \sigma_o^\theta$ 。

4) 后验估计 $\hat{\mathbf{X}}_t^\theta$ 与后验方差 $\hat{\mathbf{P}}_t^\theta$ 分别为

$$\hat{\mathbf{X}}_t^\theta = \mathbf{X}_t^\theta + \mathbf{K} (\mathbf{Z}_t^\theta - \mathbf{C}^\theta \mathbf{X}_t^\theta), \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_t^\theta = \mathbf{P}_t^\theta - \mathbf{K} \mathbf{C}^\theta \mathbf{P}_t^\theta. \quad (19)$$

5) 将 $\hat{\mathbf{X}}_t^\theta$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_t^\theta$ 代入(15)~(16)式,循环估计下一个状态。

估计出角度 $\theta$ 后,剩余状态变量就可以写成 $\mathbf{X}^3 = [x_1, x_2, \mathbf{v}]$ ,其中 $\mathbf{v}$ 为雷达运动的速度矢量,此时状态转移方程为

$$\mathbf{X}_{t+1}^3 = \mathbf{A} \mathbf{X}_t^3 + \mathbf{v}_m, \quad (20)$$

式中:状态转移矩阵 $\mathbf{A} = [1, 0, T \cos \theta; 0, 1, -T \sin \theta; 0, 0, 1]$ , $\mathbf{v}_m$ 为状态转移噪声,服从均值为0、方差为 $\sigma_m$ 的高斯分布。测量方程为

$$\mathbf{Z}_{t+1} = \mathbf{C} \mathbf{Z}_{t+1} + \mathbf{v}_o, \quad (21)$$

式中:测量值 $\mathbf{Z} = [x_1, x_2]$ ;  $\mathbf{C} = [1, 0, 0; 0, 1, 0]$ ;  $\mathbf{v}_o$ 为观测噪声,服从均值为0、方差为 $\sigma_o$ 的高斯分布。坐标 $[x_1, x_2]$ 的卡尔曼滤波步骤与角度 $\theta$ 大致相同。

## 3 实验验证

### 3.1 数据仿真

为验证所提方法的正确性,前期选用宾西法尼亚大学机器人实验室提供的开源仿真数据集进行系统仿真,数据集包含3701个雷达的位姿信息,每个位姿又包含1081个由深度信息和角度信息构成的扫描信息。因此,在仿真位姿坐标信息中加入均值为0、标准差为1 mm的高斯白噪声,角度信息加入均值为0、标准差为0.01 rad的高斯白噪声,用来模拟wMPS测量结果<sup>[10]</sup>。图2为仿真生成的栅格地图。

在图2中,红色曲线为雷达位姿的路径。然后根据已有地图和激光雷达扫描的结果,通过粒子滤波反算出局部雷达位置,估计结果如图3所示。

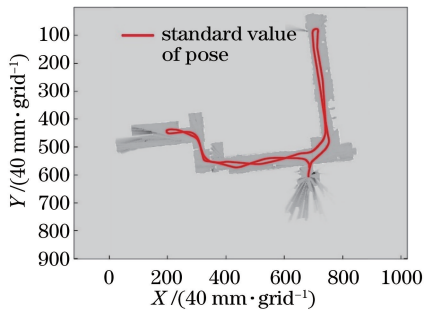


图2 仿真栅格地图绘制

Fig. 2 Grid map drawing from emulation

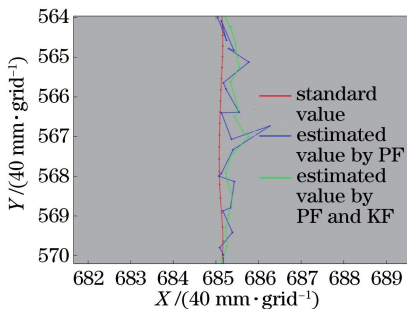


图3 粒子滤波得出的雷达位姿

Fig. 3 Lidar pose from particle filter

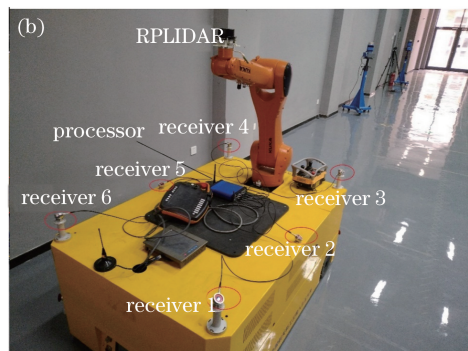


图4 (a)实验环境及(b)实验装置

Fig. 4 (a) Experiment environment and (b) facilities

本实验以 wMPS 坐标系为世界坐标系, 车身静止时, 测量车身上 6 个接收器的坐标与激光雷达位置的坐标, 以小车前进方向为  $X$  轴, 竖直向下为  $Z$  轴, 建立小车坐标系, 将这 7 个位置的坐标转到小车坐标系下, 应用后方交会算法计算出小车坐标系在世界坐标系下的位姿  $M_1 = [R_1, T_1]$ , 其中,  $R_1$  为旋转矩阵,  $T_1$  为平移矩阵。

选用 RPLIDAR A1 二维激光雷达, 调整机械臂使激光雷达平面与小车平面保持水平, 激光雷达坐标系在小车坐标系下的坐标为

$$M_2 = [R_2, T_2], \quad (22)$$

式中:  $T_2 = [565.2305 \quad 382.8058 \quad 826.3907]$ ;  $R_2$  为

在图 3 中, 红色曲线为雷达的真实位姿, 蓝色曲线为粒子滤波估计出的位姿, 绿色曲线为经过卡尔曼滤波后的位姿。分别计算粒子滤波结果与经过粒子滤波和卡尔曼滤波结果预测的横坐标均方根误差 (RMSE), 结果如表 1 所示, 可知: 卡尔曼滤波在一定程度上提高了粒子滤波估计的雷达位姿精度。

表 1 仿真得到的粒子滤波与卡尔曼滤波误差

Table 1 Simulated error after particle filter and Kalman filter

Number of points (from the first point)	RMSE /mm	
	Particle filter	Particle filter and Kalman filter
10	6.7	4.6
100	16.5	10.1
500	49.8	47.2

### 3.2 实验验证

如图 4(a)所示: 在约  $5 \text{ m} \times 6 \text{ m}$  的空间内布置 4 个发射站 (红色圆圈表示); 中间的黄色小车为实验用车, 装有 4 个麦克纳姆轮, 可以实现任意方向的滑动。导航车上装有 6 个 wMPS 信号接收器, 一个 6 通道信号处理器, 一个激光雷达, 如图 4(b)所示。

单位矩阵。

因此, 激光雷达坐标系在世界坐标系下的姿态为

$$M = M_1 \cdot M_2. \quad (23)$$

实验时, wMPS 与激光雷达同时工作, wMPS 的测量周期和激光雷达的旋转周期设置为 1 s, 激光雷达旋转的角度分辨率为  $1^\circ$ , 控制小车缓慢移动, 使其缓慢行驶一段距离。wMPS 输出小车的位姿信息, 由 (23) 式计算得出激光雷达的位姿信息, 再通过贝叶斯概率模型绘制栅格地图, 结果如图 5 所示, 图中红色线为激光雷达运动轨迹。

假定从  $t$  时刻开始一段时间内, 光电接收器与

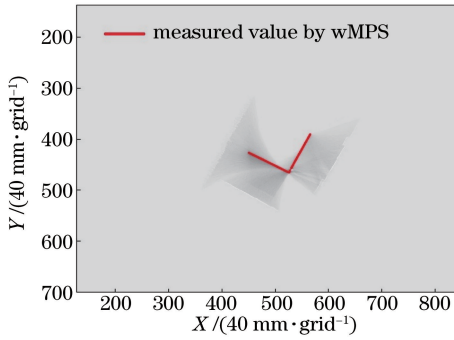


图5 wMPS与激光雷达组合建图

Fig. 5 Integrated mapping of wMPS and lidar

发射站的光路被障碍物遮挡,即雷达位姿不能由wMPS测得,根据 $t-1$ 时刻雷达的位姿与 $t$ 时刻雷达点云数据,应用粒子滤波算法反算出雷达位姿,再依次迭代估计雷达下一时刻的位姿。图6中的红色曲线为wMPS测出的雷达坐标原始信息,蓝色曲线为经由粒子滤波反算出的雷达坐标信息,绿色曲线为经过卡尔曼滤波后的位姿。

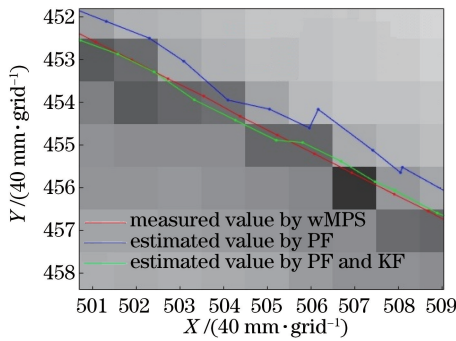


图6 粒子滤波反算出的激光雷达位姿坐标

Fig. 6 Lidar pose coordination inversely calculated by particle filter

以wMPS测出的位姿信息为真值信息,分析粒子滤波结果和经过粒子滤波和卡尔曼滤波结果的均方根误差,结果如表2所示。

表2 实验得到的粒子滤波与卡尔曼滤波误差

Table 2 Experimental error after particle filter and Kalman filter

Number of points (from the first point)	RMSE /mm	
	Particle filter	Particle filter and Kalman filter
10	7.1	4.3
100	25.8	13.4

## 4 结 论

在室内大空间高精度组合导航系统中,应用wMPS与惯导融合导航<sup>[18]</sup>虽然可以提高测量频率

与测量精度,但不能使机器人识别周围的环境信息,而且因为惯导元件具有累积误差,很难解决短时间内接收器光路的遮挡问题。本研究提出了基于wMPS与激光雷达的组合导航方法,保证地图具有较高的可靠性,同时针对短时间内缺失wMPS定位信息的情况,根据激光雷达点云数据,应用粒子滤波和卡尔曼滤波估计机器人位姿。实验结果表明,机器人运动5 s内的定位精度优于5 mm,有效提高了激光雷达的定位精度。

在复杂场景下大空间室内高精度导航应用中,采用粒子滤波与卡尔曼滤波的方法可以有效解决机器人在进行近似线性运动时的高精度导航问题,但随着大尺寸零件加工、装配复杂度的增加,移动机器人会进行更多、更复杂的非线性运动。因此,本课题组接下来的研究方向为解决机器人在进行复杂非线性运动时的高精度导航问题。

## 参 考 文 献

- [1] Jiang Q, Zhang Y Z, Zhang S Q, *et al.* Path planning method of the AGV navigated by IGPS in aircraft digital assembly [J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2016(22): 72-77, 83. 蒋倩, 张云志, 张少擎, 等. 飞机数字化装配中IGPS导航的AGV路径规划方法[J]. *航空制造技术*, 2016(22): 72-77, 83.
- [2] Liu B, Zhang J, Lu M, *et al.* Research progress of laser radar applications[J]. *Laser & Infrared*, 2015, 45(2): 117-122. 刘斌, 张军, 鲁敏, 等. 激光雷达应用技术研究进展[J]. *激光与红外*, 2015, 45(2): 117-122.
- [3] Guan Y, Sun D D, Yin S G, *et al.* High precision visible light indoor positioning based on image communication[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(12): 1206001. 管扬, 孙德栋, 殷树刚, 等. 基于成像通信的高精度可见光室内定位方法[J]. *中国激光*, 2016, 43(12): 1206001.
- [4] Xie Z X, Chen W Z, Chi S K, *et al.* Industrial robot positioning system based on the guidance of the structured-light vision[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(10): 1015001. 解则晓, 陈文柱, 迟书凯, 等. 基于结构光视觉引导的工业机器人定位系统[J]. *光学学报*, 2016, 36(10): 1015001.
- [5] Li C X, Zhang J, Jin X Y, *et al.* Review of LIDAR SLAM technology and its application in autonomous

- vehicles [J]. Journal of Beijing Union University (Natural Science), 2017, 31(4): 61-69.
- 李晨曦, 张军, 靳欣宇, 等. 激光雷达 SLAM 技术及其在无人车中的应用研究进展[J]. 北京联合大学学报(自然科学版), 2017, 31(4): 61-69.
- [6] Huang Z, Yang L H, Zhao Z Y, *et al.* Research on optoelectronic scanning dynamic coordinate measurement algorithm based on extended Kalman filter[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(5): 051201.
- 黄喆, 杨凌辉, 赵子越, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的光电扫描动态坐标测量算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 051201.
- [7] Xue C H, Nie G G, Wang J. Comparison of performance between extended Kalman filter and particle filter[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(4): 10-14.
- 薛长虎, 聂桂根, 汪晶. 扩展卡尔曼滤波与粒子滤波性能对比[J]. 测绘通报, 2016(4): 10-14.
- [8] Wang D, Zhao X, Zou Y G, *et al.* Research on filtering algorithm based on laser ranging system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101402.
- 王丹, 赵鑫, 邹永刚, 等. 基于激光测距系统的滤波算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101402.
- [9] Yang L H, Yang X Y, Lao D B, *et al.* Large-scale coordinates measurement method based on intersection of optical planes[J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(6): 1105-1109.
- 杨凌辉, 杨学友, 劳达宝, 等. 采用光平面交汇的大尺寸坐标测量方法[J]. 红外与激光工程, 2010, 39(6): 1105-1109.
- [10] Shi S D, Yang L H, Lin J R, *et al.* Omnidirectional angle constraint based dynamic six-degree-of-freedom measurement for spacecraft rendezvous and docking simulation [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(4): 045005.
- [11] Lei B B, Zeng W B, Li C X. A method of mapping based on ROS [J]. Industrial Control Computer, 2017, 30(9): 42-43, 45.
- 雷碧波, 曾文彬, 李晨曦. 基于 ROS 二维地图构建的方法[J]. 工业控制计算机, 2017, 30(9): 42-43, 45.
- [12] Sheng Z, Xie S Q, Pan C Y. Probability theory and mathematics statistics [M]. Beijing: Higher Education Press, 2003: 115-126.
- 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003: 115-126.
- [13] Zhao X Y. Research on simultaneous localization and indoor mapping algorithm based on lidar [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017: 20-43.
- 赵新洋. 基于激光雷达的同时定位与室内地图构建算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017: 20-43.
- [14] Hol J D, Schon T B, Gustafsson F. On resampling algorithms for particle filters [C]. 2006 IEEE Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop. 2006: 4378824.
- [15] Jin N G. Study on audio-visual speaker localization and tracking [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2008: 15-34.
- 金乃高. 音视频联合说话人定位与跟踪方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2008: 15-34.
- [16] Duanmu Q, Yang X Y, Zhu J G. Study on tracking algorithm for wMPS based on least square-Kalman filter[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(2): 236-239.
- 端木琼, 杨学友, 郑继贵. 基于小二乘-卡尔曼滤波的 wMPS 系统跟踪定位算法研究[J]. 传感技术学报, 2012, 25(2): 236-239.
- [17] Dong W H. Research of Kalman filter on initial alignment of inertial navigation system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010: 29-30.
- 董卫华. 最优卡尔曼滤波在惯导系统初始对准中的应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010: 29-30.
- [18] Wang J, Yang L H, Huang Z, *et al.* Indoor integrated navigation algorithm based on photoelectric scanning and strapdown inertial navigation system [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101201.
- 王姣, 杨凌辉, 黄喆, 等. 基于光电扫描/捷联惯导系统的室内组合导航算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101201.