

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311629

基于粒子群的多毫米波安防机器人环境感知方法^{*}

戴虎^{1,2}, 郑睿^{1,2}, 马小陆³, 吴敏^{1,2}

(1. 安徽师范大学物理与电子信息学院 芜湖 241002; 2. 安徽省智能机器人信息融合与控制工程实验室
芜湖 241002; 3. 安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243032)

摘要:安防机器人常工作于昏暗、烟雾等环境,毫米波有探测这类环境的能力,但其点云是稀疏的,可将多毫米波的点云融合以提高环境感知的能力。点云融合时需要精确的结构参数,针对测量法获取结构参数存在误差的问题,在分析多毫米波点云坐标的基础上,利用粒子群算法对毫米波雷达结构参数进行搜索,并根据搜索结果进行点云融合以及环境地图的构建;同时提出稀疏点云地图的评价指标,对毫米波感知效果进行定量评价。利用安防机器人在昏暗环境下开展实验,结果表明与结构参数由测量法获取的多毫米波感知系统对比,点云数量有所增加,地图边界空洞数量平均减少55%,边界噪声率平均下降12.9%,物体点云离散度平均下降约0.06,中心位置的偏移量均有所减小。

关键词: 调频毫米波; 安防机器人; 粒子群; 环境感知; 建图

中图分类号: TH-39 TP 242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

Environment perception method based on PSO for Multi-millimeter wave security robot

Dai Hu^{1,2}, Zheng Rui^{1,2}, Ma Xiaolu³, Wu Min^{1,2}

(1. College of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China; 2. Anhui Province
Engineering Laboratory of Intelligent Robot's Information Fusion and Control, Wuhu 241002, China;
3. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243002, China)

Abstract: Security robots frequently operate in the severe environments with dim and smoke, etc. Such an environment can be detected using millimeter wave, but its point cloud is sparse. Correspondingly the multi-millimeter waves point clouds can be fused to improve the ability to perceive environment. Accurate structural parameters are required for point cloud fusion to address the error in obtaining structural parameters through measurement. By analyzing the coordinates of multi-millimeter wave point cloud, particle swarm algorithm is utilized to search the structural parameters of millimeter wave radar, and the point cloud fusion as well as the construction of environment map are carried out according to the search results. Simultaneously, the evaluation critical of sparse point cloud map is proposed to quantitatively assess the millimeter wave sensing effect. Experiments were carried out in a darkened environment with a security robot, the results of which are as follows. The number of point clouds increases. The number of map boundary holes decreases by 55% on average. The boundary noise rate is reduced by 12.9% on average. The dispersion of the object point clouds decreases by about 0.06 on average. There is a decrease in the offsets of center positions in all experiments, when compared to the multi-millimeter-wave perception system where the structural parameters were obtained by the measurement method.

Keywords: FM millimeter-wave; security robot; PSO; environmental perception; mapping

收稿日期: 2023-07-05 Received Date: 2023-07-05

^{*} 基金项目: 安徽省重点研究与开发计划项目(202004a0502001)、安徽省高校优秀青年支持计划项目(gxyq202002)、芜湖市重点研发与成果转化项目(2023yf083)资助

0 引言

安防机器人是协助人完成安全防护的智能移动机器人,环境感知技术、导航定位技术是其核心技术^[1],其中对环境的感知是机器人完成其他智能化任务的前提^[2]。当前,环境感知的主要方式有利用视觉相机和雷达两大类^[3-6],其中雷达中主要以激光雷达为主。

安防机器人的工作环境复杂多变,如烟雾、昏暗的火灾现场,粉尘密布的矿井等恶劣环境,当光线不足时,视觉相机无法获取环境信息,同样,在充满烟雾、灰尘的环境中,由于激光被遮挡,导致激光无法获取环境信息。因此,视觉和激光两类传感器在这类环境中不再适用^[7-9]。由于毫米波的波长介于厘米波和光波之间,兼具厘米波的穿透效果以及超出厘米波的空间分辨率,在烟雾、昏暗等极端环境中表现较好^[10-12]。因此,将毫米波应用于安防机器人的环境感知,是一种可行的方式。

机器人进行环境感知最重要是获取大量有效的环境信息,但毫米波相比于激光雷达和视觉相机获取的环境信息少得多^[13-16],激光雷达的点云量为毫米波的数百倍,因此毫米波点云的稀疏性是制约其应用的瓶颈问题,学术界针对该问题开展了一系列研究。

为了提升系统环境感知的能力,常用的研究方法是将毫米波雷达与其它传感器的信息相融合。如,张岩等^[17]将毫米波雷达与相机获取的数据时间同步后进行融合,利用视觉检测结果滤除毫米波雷达噪声,并对信息进行扩展,获得目标的形状、距离、高度等更加丰富准确的信息,解决了毫米波传感器检测获取信息不足的问题。牛国臣等^[18]保留了激光雷达获取的近处信息与毫米波雷达的远处信息,充分发挥两种传感器各自的优势,相比于毫米波进行目标跟踪,其方法的稳定性和准确性更高。Li等^[19]采用多帧毫米波点云相融的方式,首先利用轮式里程计和IMU的定位结果将多帧雷达点云组合,使得点云稠密,并满足于其提出的一种改进的相关扫描匹配(correlative scan matching, CSM)方法。这些研究提高了系统感知的能力,但不同传感器数据类型之间的转换融合增加了系统的复杂性,且激光与视觉传感器无法适用于烟雾、昏暗等环境。

为了降低系统的复杂性,仅采用毫米波进行环境感知也是研究的重要方向。与Li等^[19]类似,林凤泰等^[20]获取不同时刻的毫米波点云数据,通过最近点迭代方法完成了多帧毫米波点云的融合以改善雷达点云稀疏问题。Cheng等^[21]利用毫米波的径向速度对雷达进行运动估计,并根据运动估计的结果将多帧雷达点云融合,以解决毫米波雷达点云稀疏问题。上述方法,虽然在不增加系统复杂性的前提下扩充了毫米波的点云量,但带来的

新问题是无法消除时域的匹配误差,以及运动估计误差导致点云融合不够精确。

根据以上研究可知,毫米波与其他传感器的融合导致系统的复杂性增加,且毫米波多帧融合存在相邻数据帧之间的融合误差。为了不增加系统的复杂性且避免多帧的融合误差,本文仅采用多毫米波雷达进行环境感知,提出一种将多个毫米波同一时刻的信息相融合的环境感知方法。多毫米波信息融合时需要准确获取系统的结构参数,受到常规测量方法的精度限制,结构参数的获取存在误差,另外,机器人运动过程中的振动等机械因素,使得毫米波雷达的结构参数发生变化,这也导致点云融合的结果不准确。针对上述问题,本文利用粒子群算法精确搜索结构参数,实现多毫米波点云的自动融合,从而对环境精确感知。另外,毫米波雷达是一种点云稀疏的雷达,较少有研究涉及对这类雷达环境感知的评价,为此本文提出点云稀疏地图的评价指标,用于定量评估研究结果。最后通过实验进一步验证了方法的有效性。

1 多毫米波点云坐标的获取

毫米波雷达单帧的点云量少,因此机器人无法获取较为丰富的环境信息,并构建精确的环境地图。针对这一问题本文提出了一种使用多个毫米波雷达同时观测,并将观测的雷达点云进行融合的方法,以改善单毫米波雷达点云的稀疏问题。基于多毫米波的构成方案如图1所示。

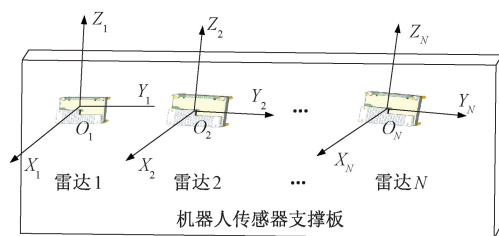


图1 多毫米波构成方案

Fig. 1 Scheme of security robot with Multi millimeter wave

将多个毫米波雷达固定于机器人上,通过多雷达对同一区域进行观测,分别将各个雷达坐标系下的点云进行融合,使之扩充为一个相对稠密的点云,称之为融合点云。毫米波雷达获取目标的坐标信息是通过雷达发射天线发射线性调频脉冲,并接收回波,计算出目标的距离和角度。以三角波调频连续波为例,对毫米波雷达测距原理进行分析,图2中点线为发射信号,虚线为回波信号,随后由混频器将发射信号与回波信号混合生成中频信号IF,如图2中已知发射信号的线性调频脉冲变化率为 S ,

发射信号与回波信号的时间差为 τ , 则中频信号如图2中实线所示的频率 f_{IF} 。

$$\tau = \frac{f_{IF}}{S} \quad (1)$$

对中频信号进行采样并进行快速傅里叶变换处理, 计算出时间差。即可计算出目标与雷达的距离:

$$R = \frac{c \cdot \tau}{2} \quad (2)$$

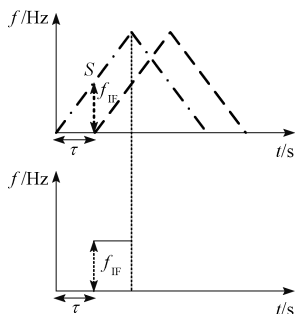


图2 毫米波雷达测距原理

Fig. 2 Principle of Ranging with millimeter wave radar

毫米波雷达在测量目标角度时, 接收天线之间的距离会影响中频信号的相位, 因此至少需要使用两个接收天线的测量数据, 如图3所示, 接收天线1测量到目标的距离为 d_1 , 接收天线2测量到目标的距离为 d_2 , 所以在测量目标角度时, 中频信号的相位变化:

$$\Delta\varphi = 2\pi f_c \Delta\tau = \frac{2\pi\Delta R}{\lambda} = \frac{2\pi x \sin\alpha}{\lambda} \quad (3)$$

其中, $f_c = \frac{c}{\lambda}$, ΔR 为两根天线走过的距离差, x 为接收天线之间的距离。

进一步计算出目标角度:

$$\alpha = \sin^{-1}\left(\frac{\lambda\Delta\varphi}{2\pi x}\right) \quad (4)$$

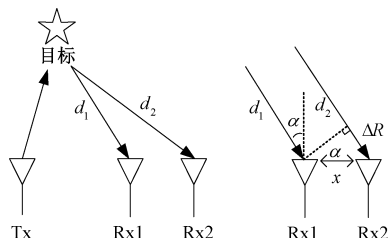


图3 毫米波雷达的角度测量方案

Fig. 3 Angle measurement scheme with millimeter wave radar

目标的笛卡尔坐标获取原理如图4所示, 通过雷达对目标的距离 R 、仰角 ϕ 以及方位角 θ 的估计, 即可通过式(5)完成从极坐标到笛卡尔坐标的转换。

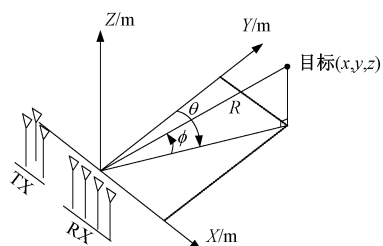


图4 三维点云获取

Fig. 4 3D point cloud acquisition

$$\begin{cases} x = R\cos(\phi)\sin(\theta) \\ y = R\cos(\phi)\cos(\theta) \\ z = R\sin(\phi) \end{cases} \quad (5)$$

而每个雷达的每一帧数据中包含了多个目标, 因此第 i 个雷达的数据:

$$P_i = \begin{bmatrix} x_1^i & x_2^i & \cdots & x_n^i \\ y_1^i & y_2^i & \cdots & y_n^i \\ z_1^i & z_2^i & \cdots & z_n^i \end{bmatrix} \quad (6)$$

通过将毫米波雷达的原始数据处理后, 获得原始的三维雷达点云坐标信息, 然而每个雷达获取的点云都是相对于雷达自身坐标系而言的, 因此, 多毫米波点云拼接问题就转换为求解坐标系之间变换矩阵问题。

2 基于粒子群优化的多毫米波点云融合

2.1 基于粒子群的融合参数获取

多毫米波雷达数据的融合关键是获取多毫米波坐标系的变换关系, 最直接的方式是通过精密测量来获取旋转量和平移量, 称之为测量法, 然而由于测量误差以及在运动过程中雷达位置的偏移导致多毫米波雷达的点云在融合时产生误差, 仅是这种极小的误差将会对雷达的应用产生较大的影响^[22-23], 因此, 获取精确的变换参数极为重要。三维刚体变换中需要 $\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y, t_z$ 这6个参数, 其中 α, β, γ 分别表示绕 X, Y, Z 轴的旋转量, t_x, t_y, t_z 分别表示沿着 X, Y, Z 轴方向的平移量。粒子群算法是一种全局并行寻优的方法, 具有收敛速度快, 不易陷入局部最优, 调整参数少等优点, 广泛应用于工程上的多目标优化问题^[24-25]。为此, 利用粒子群算法完成对最优旋转量和最优平移量的搜索, 实现对点云融合参数的获取。

若每一个粒子代表一组变换参数, 假设种群中粒子的个数为 N , 则第 i 个粒子所表示的一个6维的解向量:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i = (x_{i,\alpha}, x_{i,\beta}, x_{i,\gamma}, x_{i,t_x}, x_{i,t_y}, x_{i,t_z}) \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (7)$$

同时第 i 个粒子的搜寻速度也是一个6维向量:

$$\begin{cases} \mathbf{V}_i = (v_{i,\alpha}, v_{i,\beta}, v_{i,\gamma}, v_{i,t_x}, v_{i,t_y}, v_{i,t_z}) \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

第 i 个粒子从搜索至今找到的最优变换参数为个体最优值为:

$$\begin{cases} \mathbf{R}t_p = (p_{i,\alpha}, p_{i,\beta}, p_{i,\gamma}, p_{i,t_x}, p_{i,t_y}, p_{i,t_z}) \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (9)$$

种群中全部粒子从搜索至今的最优变换参数为全局最优:

$$\mathbf{R}t_g = (g_\alpha, g_\beta, g_\gamma, g_{t_x}, g_{t_y}, g_{t_z}) \quad (10)$$

当粒子搜寻到全局最优和个体最优时,粒子根据下式更新自己的速度和位置:

$$\mathbf{V}_{i,d}^{t+1} = w\mathbf{V}_{i,d}^t + \delta_1\varphi_1(\mathbf{R}t_{pi,d}^t - \mathbf{X}_{i,d}^t) + \delta_2\varphi_2(\mathbf{R}t_{gi,d}^t - \mathbf{X}_{i,d}^t) \quad (11)$$

$$\mathbf{X}_{i,d}^{t+1} = \mathbf{X}_{i,d}^t + \mathbf{V}_{i,d}^{t+1} \quad (12)$$

其中, $d \in (\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y, t_z)$, $\mathbf{V}_{i,d}^{t+1}$ 表示第 $t+1$ 次迭代时变换参数粒子 i 第 d 维分量的速度矢量, $\mathbf{X}_{i,d}^{t+1}$ 表示第 $t+1$ 次迭代时变换参数粒子 i 第 d 维分量位置矢量; δ_1 和 δ_2 为学习因子, φ_1 和 φ_2 是在 $[0, 1]$ 范围内两个均匀的随机数。

为了将多个雷达的点云融合到一个统一的坐标系下就要把雷达观测的相同目标进行对齐,使同一目标在两个雷达坐标系下的坐标相同,若其中一个雷达观测的目标为:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} x_1^p & x_2^p & \dots & x_n^p \\ y_1^p & y_2^p & \dots & y_n^p \\ z_1^p & z_2^p & \dots & z_n^p \end{bmatrix} \quad (13)$$

另一雷达的观测目标为:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} x_1^q & x_2^q & \dots & x_n^q \\ y_1^q & y_2^q & \dots & y_n^q \\ z_1^q & z_2^q & \dots & z_n^q \end{bmatrix} \quad (14)$$

旋转量表示为:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} c_\beta c_\gamma & c_\beta s_\gamma & -s_\beta \\ s_\alpha s_\beta c_\gamma - c_\alpha s_\beta s_\gamma & s_\alpha s_\beta s_\gamma + c_\alpha c_\gamma & s_\alpha c_\beta \\ c_\alpha s_\beta c_\gamma + s_\alpha s_\gamma & c_\alpha s_\beta s_\gamma - s_\alpha c_\gamma & c_\alpha c_\beta \end{bmatrix} \quad (15)$$

平移量表示为:

$$\mathbf{t} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, $c_\alpha = \cos(\alpha)$, $c_\beta = \cos(\beta)$, $c_\gamma = \cos(\gamma)$, $s_\alpha = \sin(\alpha)$, $s_\beta = \sin(\beta)$, $s_\gamma = \sin(\gamma)$, α, β, γ 表示绕 XYZ 轴分别旋转 α, β, γ 。 t_x, t_y, t_z 表示沿 XYZ 方向平移 t_x, t_y, t_z , 即粒子群算法获取的多毫米波结构参数。

那么可将这两片点云的同名点之间的距离差之和作为适应度函数,如式(17)所示。

$$Dis = \sum_{i=0}^N \| \mathbf{P} - \mathbf{PQ} - \mathbf{t} \|^2 \quad (17)$$

适应度函数的值越小,表示点云对齐的效果越好,利用式(17)对每个粒子进行适应度值的更新并确定个体最优解 $\mathbf{R}t_p$ 和全局最优解 $\mathbf{R}t_g$,代入式(11)和(12)更新,通过多次迭代,获得系统的结构参数,即多毫米波雷达的结构参数 $\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y$ 和 t_z 。

2.2 点云的融合

多雷达的点云融合时需要将多毫米波雷达相对于自身的坐标系 O_1, O_2, O_N 的点云数据统一到某一个雷达下。如图5所示,雷达1和2同时观测到一组目标点云。若把雷达1的坐标系作为统一坐标系,需要将雷达2观测到的 $\mathbf{P}_2$ 通过刚体变换统一到雷达1坐标系下。在三维的刚体变换中,通常使用旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$ 来描述这个变换过程,

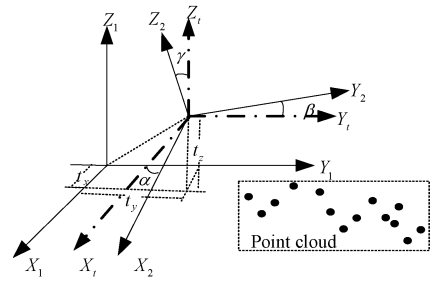


图5 毫米波雷达点云的 TF 变换

Fig. 5 TF transform of millimeter-wave radar point cloud

$$\begin{cases} \mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} x_1^i & x_2^i & \dots & x_n^i \\ y_1^i & y_2^i & \dots & y_n^i \\ z_1^i & z_2^i & \dots & z_n^i \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}'_2 = \mathbf{T}_{12}\mathbf{P}_2 \end{cases} \quad (18)$$

将粒子群算法搜索的结构参数代入式(18)对雷达2的点云进行变换,

$$\mathbf{P}'_2 = \mathbf{T}_{12}\mathbf{P}_2 \quad (19)$$

那么多雷达组合点云 $\mathbf{P}_U$

$$\mathbf{P}_U = [\mathbf{P}_1 \ \mathbf{P}'_2 \ \dots \ \mathbf{P}'_N] \quad (20)$$

其中, $\mathbf{P}_1$ 为雷达1的点云, $\mathbf{P}'_2$ 为雷达2经坐标变换后的点云, $\mathbf{P}'_N$ 为雷达 N 经坐标变换后的点云。通过上述方法将多雷达点云融合,并传入建图模块,完成环境地图的构建。

3 点云稀疏地图的评价方法

机器人中的地图有不同的表示方法,其中栅格地图应用较为广泛。而目前对于二维栅格地图的评价方法还不多见,考虑到在利用稀疏的点云构建环境地图时,常出

现地图的边界不连续、地图边界噪声较大以及地图中物体较为发散等问题。因此本文提出一种从构建地图的点云量、地图边界的连续性、地图边界的噪声率、物体点云的离散度和物体中心位置五个角度来评价多毫米波雷达安防机器人构图效果的方法。

3.1 地图的点云数量

对于点云稀疏的地图而言,点云的数量是一个关键参数。点云的数量越多,环境感知的效果越好;反之则可能会缺失一些关键的环境信息。

3.2 地图边界的连续性

由于毫米波雷达返回的点云稀疏,在建立二维栅格地图时,出现地图边界不连续的情况。因此,将边界的连续性作为评价多毫米波雷达安防机器人构建二维栅格地图的评价指标是一种可行的方式。首先,把二维栅格地图转换为二值图像,在二值图像中选择出边界感兴趣区(region of interest, ROI)区域,利用图像掩膜操作将非边界像素去除,仅保留边界像素,通过统计边界像素中的空洞数量来衡量地图边界的连续性。如图6所示,图6(a)为原始地图,图6(b)为处理后的地图边界,其中地图中的不连续部分用椭圆圈出。

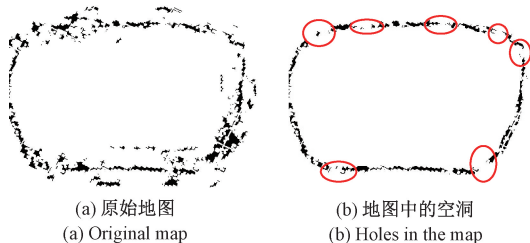


图6 边界提取
Fig. 6 Boundary extraction

3.3 地图边界噪声率

由于毫米波雷达的多径效应以及较强的穿透性,在墙面这类边界进行观测时会探测到墙面之后的物体,用这样的点云构建环境地图必然会使地图的边界存在大量噪声如图7(c)所示,因此,为了衡量噪声的大小,提出地图边界噪声率这一指标来评价地图的优劣。

地图边界噪声率计算公式定义为:

$$P = \frac{S_N}{S} \quad (21)$$

如图7所示,图7(a)为原始的二值栅格地图,7(b)为ROI区域选取的地图边界,7(c)为原始地图去除有效边界后的边界噪声,通过图像分析分别计算地图边界噪声面积 S_N 与地图总面积 S ,这里以黑色像素点的个数作为面积。

3.4 物体点云离散度

由于测量的多毫米波雷达结构参数存在误差,在对

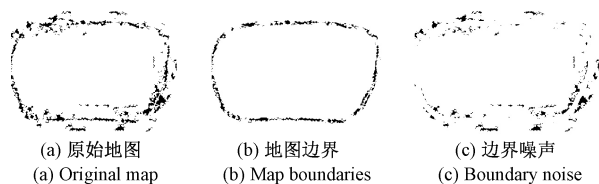


图7 地图边界噪声

Fig. 7 Map boundary noise

物体观测时,组合的点云会因此误差导致点云不能重合,甚至造成存在虚假目标。同时,毫米波雷达测量数据还存在噪声,为了滤除这些噪声,在处理时使用半径滤波器,对这些噪声进行滤除,因此存在对目标观测时,由于点云过于稀疏,导致有效的目标点被当作噪声滤除这一情况,这样就会导致漏警率的上升,进而影响到建图的效果。所以,对物体点云的离散度评价也是二维栅格地图效果的一个重要指标。 σ 为物体点云数据中 n 个点之间欧式距离的标准差, μ 为均值。假设 p 在雷达坐标系下的坐标为 (x_p, y_p, z_p) ,邻域内的某点坐标为 (x_{qi}, y_{qi}, z_{qi}) ,那么这两个点之间的欧式距离:

$$d_i = \sqrt{(x_p - x_{qi})^2 + (y_p - y_{qi})^2 + (z_p - z_{qi})^2} \quad (22)$$

均值为:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_p - x_{qi})^2 + (y_p - y_{qi})^2 + (z_p - z_{qi})^2} \quad (23)$$

方差为:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2 \quad (24)$$

因结构参数获取方式不同,得到的点云的离散程度也不相同,若两组点云的均值相同,可利用标准差来衡量数据之间的波动程度,而其均值不同,因此需引入离散度:

$$\Omega = \frac{\sigma}{\mu} \quad (25)$$

这一变量来衡量点云之间的离散度,离散度越大,点云越发散。因此,利用相对收敛的物体点云构建的环境地图,地图中物体的形状将更符合实际形状。

3.5 物体中心位置的偏移量

物体位置的感知是环境感知的重要方面,物体的中心坐标是物体位置的主要指标之一。特别是对于安防机器人而言,物体的附近常常是其工作的重点区域。若物体的中心位置发生偏移,则安防机器人的工作区域随之产生偏移,因此物体中心位置的偏移量是重要的性能指标,影响到安防机器人是否能安全、稳定运行。

对于真实的物体位置,在放置物体时通过测量获得物体在环境中的坐标信息 (p_x, p_y) 。

而计算所得到的物体中心位置则通过对聚类结果计算,聚类后环境中的物体边界呈现为多边形的形状,如图8

所示,图中 $P_1 \sim P_5$ 为物体的外边界点云,将外边界点云依次相连,可得到物体的边界包围框,使之成为一个闭合的多边形。多边形重心坐标的计算方法是将不规则的多边形划分为多个规则的简单的图形。如图 8 所示,通过式 (26) 计算出不规则多边形的中心坐标 (G_x, G_y) 。

$$G_x = \frac{\sum C_{ix} A_i}{\sum A_i}, G_y = \frac{\sum C_{iy} A_i}{\sum A_i} \quad (26)$$

其中, C_{ix}, C_{iy} 为简单图形的重心坐标 A_i 为简单图形的面积。

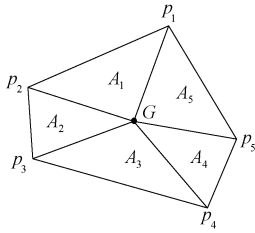


图 8 聚类边界

Fig. 8 Cluster boundaries

$$D_b = \sqrt{(p_x - G_x)^2 + (p_y - G_y)^2} \quad (27)$$

通过式(27)计算出的中心位置与物体的实际中心位置的偏差,偏差越小则感知的效果越好,反之越差。

4 实验与分析

为验证基于多毫米波雷达安防机器人环境感知的有效性,开展实验与分析。

4.1 实验方案

在室内设置封闭实验区域,在预置(robot operating system, ROS)操作系统的机器人上位机上打开机器人底盘通信、毫米波雷达配置输出、构建栅格地图等节点后,通过键盘控制机器人底盘,使机器人在实验环境中移动并建立地图。

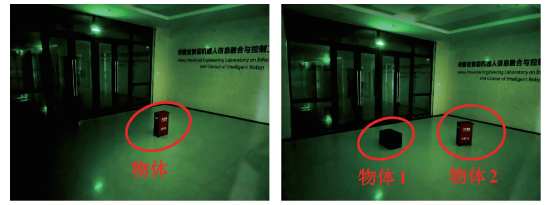
4.2 实验参数

1) 实验环境

为验证本文方法的有效性,设置不同的实验场景,其中场景 1 中包含 1 个物体如图 9(a) 所示,场景 2 中包含 2 个物体如图 9(b) 所示。

2) 机器人参数

实验所用的机器人如图 10 所示,机器人主体包括移动底座、支撑杆与支撑板,其中移动底座为差速轮,控制核心为 RK3399 嵌入式控制板。配备了两块 IWR6843ISK 毫米波雷达模组,支撑板的最上层为个人 PC 作为机器人的上位机,该上位机的操作系统为基于 ubuntu18.04 的 ROS Melodic。



(a) 场景 1

(a) scene 1

(b) 场景 2

(b) scene 2

图 9 实验场景

Fig. 9 The experimental scene

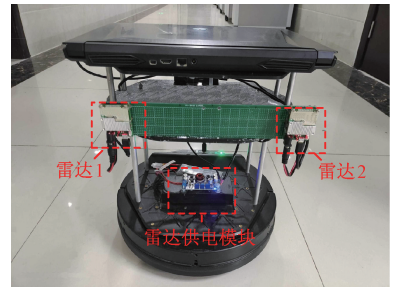


图 10 多毫米波雷达安防机器人

Fig. 10 Multi-millimeter wave radar security robot

3) 毫米波雷达参数

选用 TI 公司的毫米波雷达,如图 11 所示,型号为 IWR6843ISK 毫米波雷达模组。由于本实验采用双毫米波雷达用于扩充物体的点云量,使雷达同时观测机器人前方的环境信息,为便于测量将雷达安装于同一水平面上。本文将雷达固定于传感器支撑板上如图 10 中所示,并通过游标卡尺测量获得雷达 2 向雷达 1 变换的结构参数。

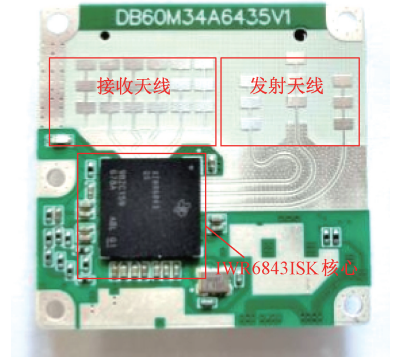


图 11 IWR6843ISK 毫米波雷达

Fig. 11 IWR6843ISK millimeter Wave radar

4) 滤波参数

在实验中使用了 PCL 点云库中的统计滤波和半径滤波,其中统计滤波的参数中近邻点为 100,标准差倍数设置为 0.08,半径滤波中滤波半径设置 0.8 m,最少点数为 3。

4.3 实验结果与分析

利用机器人在两个不同场景中分别建立的地图,通过上述 5 个角度的定量评价展开分析。

1) 结构参数的搜索过程

在利用双毫米波雷达进行环境地图构建之前,首先通过粒子群算法获取双雷达的结构参数。获取雷达结构参数过程即为点云配准问题,在点云配准时至少需要 3 组同名点对,同名点对过多时,对计算造成负担,因此选取如图 12 所示的 6 组同名点对进行结构参数搜索,粒子群算法中种群大小设置为 500,学习因子 δ_1 和 δ_2 为设置为 2,最大迭代次数为 2 500,可得到收敛过程如图 13 所示。

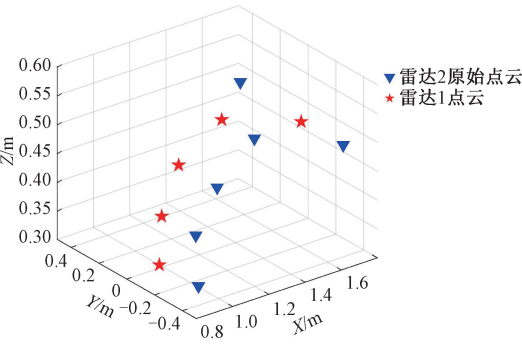


图 12 双雷达采集的点云

Fig. 12 Point cloud acquired by dual radars

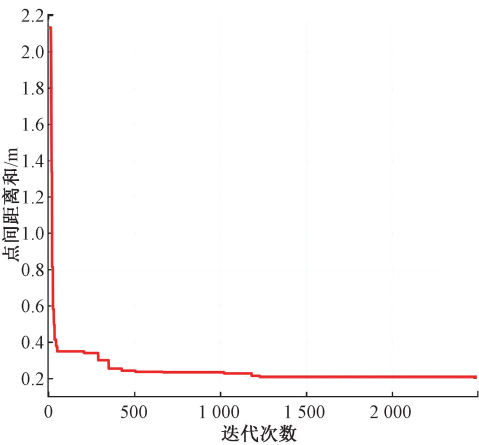


图 13 点间距离和迭代过程

Fig. 13 Distance between points during the iterative process

由图 13 可知,点间距离之和随着粒子迭代最终收敛,并得到对应的结构参数。在设计机器人硬件结构时测量的结构参数与粒子群搜索获取的参数如表 1 所示。

毫米波雷达之间的相对角度在安装时尽量使其为 0,而在安装时存在微小的变化,这样的变化无法通过测量获取,但粒子群算法可以搜索到这些微小的变化,为

表 1 多毫米波雷达环境感知系统的结构参数

Table 1 Multi-millimeter wave radar structural parameters

获取方式	相关参数					
	α	β	γ	t_x	t_y	t_z
测量	0	0	0	0	0.29	0.003
粒子群搜索	5×10^{-4}	-7×10^{-7}	5×10^{-5}	7×10^{-6}	0.263	-1×10^{-4}

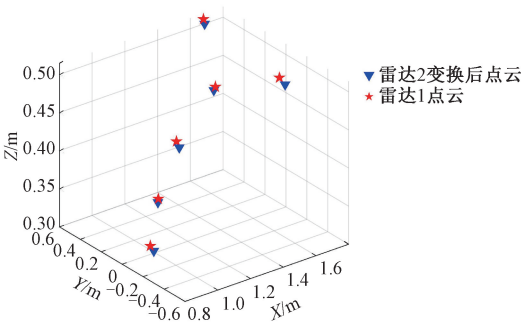


图 14 点云的融合效果(结构参数由测量获取)

Fig. 14 Fusion effect of point clouds (structural parameters obtained by measurement)

毫米波雷达点云融合提供更精准的结构参数。根据表 1 中两组参数对点云进行融合,得到测量法的融合效果如图 14 所示,粒子群搜索法的融合效果如图 15 所示。

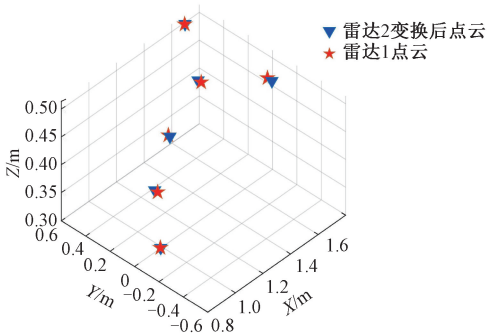


图 15 点云的融合效果(结构参数由粒子群搜索获取)

Fig. 15 Fusion effect of point clouds (structural parameters obtained by particle swarm search)

由图 14 和 15 可知,由粒子群搜索获取的结构参数进行点云融合效果优于由测量法得到的结构参数进行点云融合效果。以下实验均这两组开展。

2) 场景 1 的实验结果与分析

在场景 1 中分别使用测量法和粒子群搜索获取的结构参数进行点云融合并构建环境地图,所构建的地图如图 16 所示,其中图 16(a)为利用测量法融合点云构建的地图,图 16(b)为粒子群搜索融合点云构建的地图。

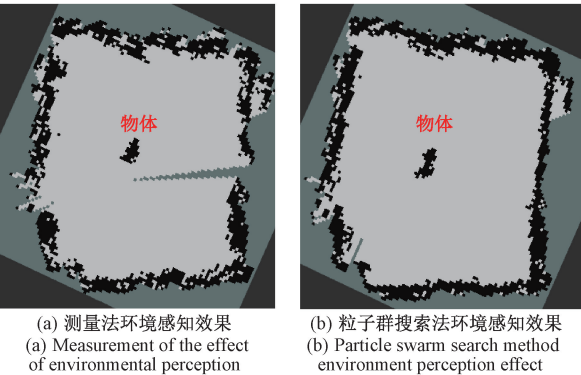


图 16 场景 1 的环境感知效果

Fig. 16 Environmental perception effect of Scene 1

可以直观的看出测量法所建立的地图边界存在空洞,而基于粒子群搜索建立的地图不仅在空洞数量上相对测量法有优势,且地图边界的占据栅格更为收敛。

根据式 (27) 得到场景 1 物体中心位置示意图,如图 17 所示。

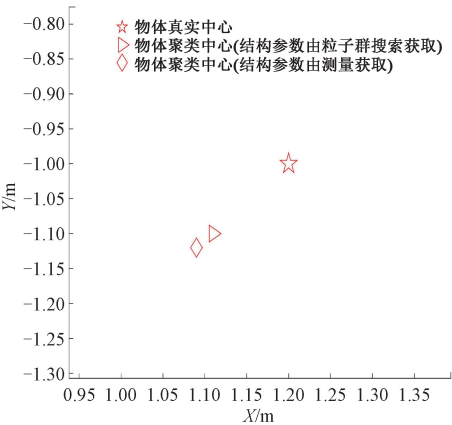


图 17 场景 1 物体中心位置示意图

Fig. 17 The center position of object in Scene 1

从图 17 中可以看出结构参数由粒子群搜索的方法感知的物体中心位置与物体实际的中心位置更加接近,感知效果更好。

从稀疏点云地图的评价指标的角度来看,获得如表 2 数据。

由表 2 可知:基于粒子群搜索构建的地图相对于测量法构建的地图在地图边界的空洞量明显降低,从地图边界噪声率的角度来看,粒子群搜索法与测量法相比,地图的边界噪声率下降 12.7%。从对地图中物体点云的离散度的角度来看,基于粒子群搜索的物体点云离散度更小,物体点云更加收敛。从物体中心偏移量角度来看,粒子群搜索获取的物体位置偏移量更低,对环境感知更加准确。综上所述,在场景 1 中基于粒子群搜索法构建的地图效果更好。

表 2 场景 1 地图相关参数
Table 2 Map parameters in scene 2

评价角度	感知方式	
	测量法	粒子群搜索
点云量	2 874	2 935
边界空洞量	4	2
边界噪声率/%	71.3	58.6
物体点云离散度	0.337	0.279
中心位置偏移	0.16	0.13

3) 场景 2 的实验结果与分析

在场景 2 中分别使用测量法和粒子群搜索的结构参数进行点云融合并构建环境地图,所构建的地图如图 18 所示,其中图 18(a) 为利用测量法融合点云构建的地图,图 18(b) 为粒子群搜索融合点云构建的地图。

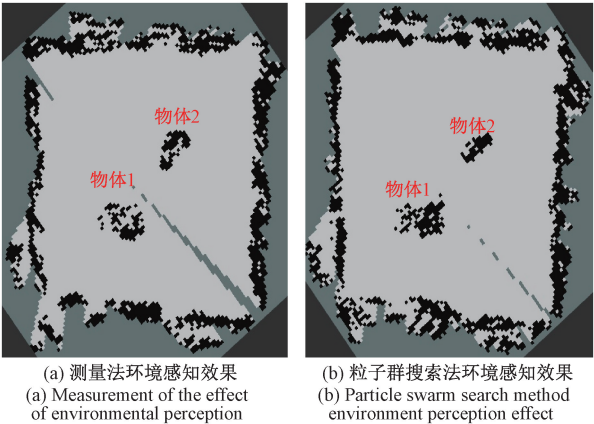


图 18 场景 2 的环境感知效果

Fig. 18 Environmental perception effect of Scene 2

可以看出测量法所建立的地图边界空洞数量明显多于粒子群搜索法,且从物体形状的角度来说,粒子群搜索法建立的物体栅格更加收敛,更符合物体本身的形状。

根据式 (27) 得到场景 2 物体中心位置示意图,如图 19 所示。

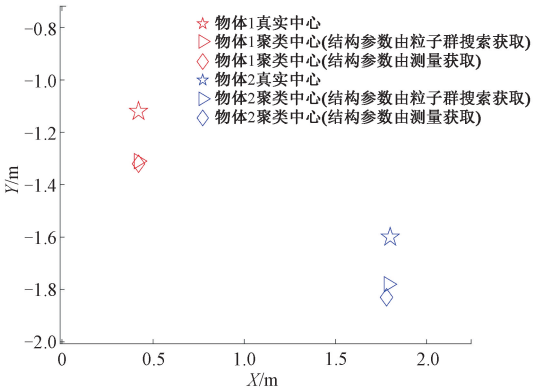


图 19 场景 2 物体中心位置示意图

Fig. 19 The center position of object in Scene 2

从图中可以看出,在场景 2 中,结构参数由粒子群搜索获取和结构参数由测量获取的物体 1 聚类中心与实际中心位置偏移量较小,且物体 2 结构参数由粒子群搜索获得的方法感知的物体中心位置与物体实际的中心位置更加接近,感知效果更好。

接着从稀疏点云地图的评价指标的角度来看,获得如表 3 数据。

表 3 场景 2 地图相关参数
Table 3 Map parameters in scene 2

评价角度	感知方式	
	测量法	粒子群搜索
点云量	2 988	3 026
边界空洞量	10	4
边界噪声率/%	55.2	42.1
物体点云离散度	0.355	0.288
中心位置偏移(物体 1)	0.13	0.11
中心位置偏移(物体 2)	0.23	0.18

由表 3 可知,从点云量的角度来看,两种方式的差别不大,而粒子群搜索法相对于测量法构建的地图在地图边界的空洞量明显降低,从地图边界噪声率的角度来看,粒子群搜索法与测量法相比,地图的边界噪声率下降 13.1%。从对地图中物体点云的离散度的角度来看,粒子群搜索法场景中的物体点云离散度下降 0.06,从环境中两个物体的中心位置偏移量角度来看,粒子群搜索法的偏移量更小,对环境感知更为准确。综上所述,在场景 2 中粒子群搜索法构建的地图效果更好。

5 结 论

针对毫米波雷达数据量稀疏,且存在噪声问题,提出将多个毫米波雷达数据进行融合,以扩充点云量充分感知环境。实验结果表明,与测量法相比,粒子群搜索法构建地图点云的数量有所增加,边界空洞数量平均减少 55%。边界噪声率平均下降 12.9%,物体点云离散度平均下降约 0.06,中心位置的偏移量均有所降低。若根据需要增加毫米波雷达的数量,那么环境感知的效果会更好。因此,利用多毫米波雷达所构建的地图更加精确,有助于安防机器人在这类环境中稳定运行。

参考文献

[1] 邸凯昌,王镓,邢琰,等. 深空探测车环境感知与导航定位技术进展与展望[J]. 测绘学报, 2021, 50(11): 1457-1468.

DI K CH, WANG J, XING D, et al. Progresses and prospects of environment perception and navigation for deep space exploration rovers[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(11): 1457-1468.

[2] 刘今越,唐旭,贾晓辉,等. 三维激光雷达-相机间外参的高效标定方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11):64-72.

LIU J Y, TANG X, JIA X H, et al. High efficient extrinsic parameter calibration method of 3D LiDAR-camera system [J]. Chinese Journal of Scientific Instruments, 2019, 40(11): 64-72.

[3] 曾庆化,罗怡雪,孙克诚,等. 视觉及其融合惯性的 SLAM 技术发展综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2022,54(6): 1007-1020.

ZENG Q H, LUO Y X, SUN K CH, et al. Review on SLAM Technology Development for Vision and its Fusion of Inertial Information[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54 (6): 1007-1020.

[4] 周治国,曹江微,邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 13-27.

ZHOU ZH G, CAO J W, DI SH F. Overview of 3D Lidar SLAM algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instruments, 2021, 42(9): 13-27.

[5] 毛军,付浩,褚超群,等. 惯性/视觉/激光雷达 SLAM 技术综述[J]. 导航定位与授时,2022,9(4):17-30.

MAO J, FU H, CHU CH Q, et al. A review of simultaneous localization and mapping based on inertial-visual-lidar fusion [J]. Navigation Positioning & Timing, 2022,9(4):17-30.

[6] 杨雪梅,李帅永. 移动机器人视觉 SLAM 回环检测原理、现状及趋势[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8):1-12.

YANG X M, LI SH Y. Principle, current situation and trend of visual SLAM loop closure detection for mobile robot [J]. Journal of Electronic Measurement and

- Instrumentation 2022, 36(8):1-12.
- [7] MARCK J W, MOHAMOUD A, HOUWEN E V, et al. Indoor radar SLAM a radar application for vision and GPS denied environments [C]. 2013 European Radar Conference. Nuremberg, 2013: 471-474.
- [8] KOSUGE A, SUEHIRO S, HAMADA M, et al. mmWave-YOLO: A mmWave imaging radar-based real-time multiclass object recognition system for ADAS applications[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-10.
- [9] HONG Z, PETILLOT Y, WANG S. RadarSLAM: Radar based large-scale SLAM in all weathers[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 5164-5170.
- [10] BRYAN S, CLARKE A, VANDERKLUYSEN L, et al. Measuring water vapor and ash in volcanic eruptions with a millimeter-wave radar/imager[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(6): 3177-3185.
- [11] 郑睿, 李方东. 基于调频毫米波的安防移动机器人导航系统[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 105-113.
- ZHENG R, LI F D. Navigation system of security mobile robot based on FM millimeter wave[J]. Chinese Journal of Scientific Instruments, 2021, 42(3): 105-113.
- [12] PARK Y S, SHIN Y S, KIM J, et al. 3D ego-motion estimation using low-cost mmwave radars via radar velocity factor for pose-graph SLAM[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 7691-7698.
- [13] 任柯燕, 谷美颖, 袁正谦, 等. 自动驾驶3D目标检测研究综述[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 865-889.
- REN K Y, GU M Y, YUAN ZH Q, et al. 3D object detection algorithms in autonomous driving: A review[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 865-889.
- [14] QIAN K, HE ZH Y, ZHANG X Y, et al. 3D point cloud generation with millimeter-wave radar[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2020, 4(4): 1-23.
- [15] 陈先中, 刘荣杰, 张森, 等. 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图导航研究进展[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2182-2192.
- CHEN X ZH, LIU R J, ZHANG S, et al. Development of millimeter wave radar imaging and SLAM in underground coal mine environment[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2182-2192.
- [16] 兰吕鸿康, 黄岩, 郑凯航, 等. 毫米波雷达自适应门限点云成像方法研究[J]. 信号处理, 2022, 38(10): 2009-2020.
- LAN L H K, HUANG Y, ZHENG K H, et al. Research on adaptive threshold point cloud imaging method of millimeter-wave radar[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(10): 2009-2020.
- [17] 张岩, 潘胜权, 解印山, 等. 相机与毫米波雷达融合检测农机前方田埂[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 169-178.
- ZHANG Y, PAN SH Q, XIE Y SH, et al. Detection of ridge in front of agricultural machinery by fusion of camera and millimeter wave radar[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(15): 169-178.
- [18] 牛国臣, 田一博, 熊渝. 融合毫米波与激光雷达的障碍物检测与跟踪方法[J/OL]. 北京航空航天大学学报: 1-16 [2022-12-19]. DOI: 10.13700/j. bh. 1001-5965. 2022. 0541.
- NIU G CH, TIAN Y B, XIONG Y. Obstacle detection and tracking method based on millimeter wave radar and LiDAR [J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1-16 [2022-12-19]. DOI: 10.13700/j. bh. 1001-5965. 2022. 0541.
- [19] LI Y T, LIU Y T, WANG Y P, et al. The millimeter-wave radar SLAM assisted by the RCS feature of the target and IMU[J]. Sensors, 2020, 20(18): 5421.
- [20] 林凤泰, 严蘋蘋, 张慧, 等. 基于最近迭代点的毫米波雷达点云数据处理方法[J]. 信号处理, 2023, 39(2): 288-297.
- LIN F T, YAN P P, ZHANG H, et al. Iterative closest point method for point cloud data processing of millimeter wave radar[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(2): 288-297.
- [21] CHENG Y W, PANG C S, JIANG M X, et al.

Relocalization based on millimeter wave radar point cloud for visually degraded environments [J]. Journal of field Robotics, 2023, 40(1): 901-918.

[22] ZHANG R, CAO S. Extending reliability of mmWave radar tracking and detection via fusion with camera [J]. IEEE Access, 2019(7): 137065-137079.

[23] ZHANG Y, ZHU CH, DONG SH, et al. 3D motion imaging in a multipath coordinate space based on a TDM-MIMO radar sensor [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2020, 68(11): 4642-4651.

[24] 彭若桐, 许贤泽, 郑通, 等. 一种磁悬浮平面电机多目标优化方法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 76-83.

PENG R T, XU X Z, ZHENG T, et al. Multi-objective optimization method of magnetic levitation planar motor [J]. Chinese Journal of Scientific Instruments, 2020, 41(8): 76-83.

[25] 任彬, 李思雯, 杨绍普, 等. 基于多元函数粒子群的齿轮箱检测优化方法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 26-35.

REN B, LI S W, YANG SH P, et al. Gearbox detection optimization method based on multivariate function particle swarm [J]. Chinese Journal of Scientific Instruments, 2019, 40(12): 26-35.

作者简介



戴虎, 2021 年于安徽师范大学皖江学院获得学士学位, 现为安徽师范大学研究生, 主要研究方向为移动机器人导航与定位。

E-mail: daihu0914@ahnu.edu.cn

Dai Hu received his B. Sc. degree from Wan Jiang College of Anhui Normal University in 2021. Now he is a master student in Anhui Normal University. His main research interests include navigation and positioning of mobile robot.



郑睿 (通信作者), 2002 年于安徽工业大学获得学士学位, 2005 年于安徽工业大学获得硕士学位, 2013 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽师范大学教授, 主要研究方向为机器人控制技术。

E-mail: zrxw0609@ahnu.edu.cn

Zheng Rui (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2002, received his M. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2005, received his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2013. Now he is professor in Anhui Normal University. His main research interests include robot control technology.