DOI:10.16136/j.joel.2023.01.0169

自恢复蒙特卡罗定位算法

陈 铭,张淑芳*,缪长蔚,李亚阳

(天津大学 电气自动化与信息工程学院,天津 300072)

摘要:机器人定位技术作为智能机器人领域的重要技术,是机器人进行自主规划和导航的重要前提。为解决机器人运动过程中的绑架问题,在蒙特卡罗定位(Monte Carlo localization, MCL)算法的基础上,提出了基于激光雷达似然域模型的定位可靠度评判算法以及基于惯性导航单元的定位自恢复模型。定位可靠度评判算法对机器人是否发生绑架问题进行判定,当发生绑架问题后,首先基于惯性导航单元的测量数据进行位姿预估计,然后基于预估计的位姿构建粒子重分布模型,最后进行粒子滤波得到重定位的结果,达到了对机器人绑架判定和自恢复定位的目的。经过实验测试和对比,该算法可以对绑架问题进行高效的判断,具有更高的恢复效率和准确度。 关键词:机器人;激光雷达;惯性导航;定位恢复

中图分类号:TP242 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)01-043-09

Self-recovery Monte Carlo localization algorithm

CHEN Ming, ZHANG Shufang^{*}, MIAO Changwei, LI Yayang (School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: As an important technology in the field of intelligent robots, robot positioning technology is an important prerequisite for autonomous planning and navigation of robots. In order to solve the kidnapping problem in the process of robot motion, based on the Monte Carlo localization (MCL) algorithm, a positioning reliability evaluation algorithm based on the LiDAR likelihood domain model and a positioning self-recovery model based on the inertial navigation unit are proposed. The positioning reliability evaluation algorithm determines whether the robot has a kidnapping problem. When the kidnapping problem occurs, it first pre-estimates the pose based on the measurement data of the inertial navigation unit, then builds a particle redistribution model based on the pre-estimated pose, and finally performs particle filtering to obtain the relocation result, which achieves the purpose of determining the robot abduction and self-recovery localization. After experimental testing and comparison, the algorithm can effectively judge the kidnapping problem, and has higher recovery efficiency and accuracy.

Key words: robot; lidar; inertial navigation; positioning recovery

0 引 言

智能移动机器人具有环境感知、自主规划、智能导航等功能,广泛应用于工业、医疗、服务等行业,而且在抗震救灾、环境勘探等领域具有广泛的应用前景。移动机器人技术集中了传感技术、智能规划、自动化控制、机械制造等多领域的技术, 是人工智能发展的重要领域。机器人定位技术是机器人通过感知周围环境,通过对一系列感知数据分析处理,得到自身位置和方向的过程。精确 的定位技术作为智能移动机器人自主规划和导航 的主要前提,在智能移动机器人领域具有重要的 研究意义。随着使用场景的不断复杂化,对定位 的精度、实时性以及应对特殊情况的能力提出了 更高的要求。

当前普遍使用的室内定位方案大致分为 3 类,即相对定位、绝对定位、组合定位。航迹推算 法^[1]是相对定位中较为典型的方法,通过单位时 间内的运动变化量来增量式地计算出当前位置,

 ^{*} E-mail:shufangzhang@tju.edu.cn
 收稿日期:2022-04-20 修订日期:2022-05-06

此方法存在显著的累计误差,不适用于长时间运 动的情况。绝对定位方法主要有基于信标的定位 方法^[2]、基于激光雷达的定位方法^[3]以及基于地 图匹配的定位方法。基于激光雷达的定位方法通 过实时地获取周围环境信息,并对点云数据进行 分析,得到机器人的当前位姿。基于地图匹配的 定位方法主要分为两类,一类需要使用提前构建 好的地图环境数据[4],通过将机器人当前获取到 的环境信息和地图数据进行匹配,得到机器人的 当前位姿;另一类是同时完成定位和地图构建[5], 同步定位与建图技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)也是现阶段的一个重要研究方 向,通过一边运动一边建图,同时使用建好的地图 对位姿进行优化,可以实现高精度的机器人定位。 组合定位是使用多传感器进行融合定位,如使用 WIFI^[6,7]、UWB^[8]等技术进行融合定位。

蒙特卡罗定位(Monte Carlo localization, MCL)是一种用粒子表示位姿置信度的流行的定 位算法,适用于局部定位和全局定位两类问题,对 于大范围的局部定位具有良好的性能。但是 MCL不能从机器人绑架中或全局定位失效中恢 复。自适应蒙特卡罗定位算法 (adaptive Monte Carlo localization, AMCL) 跟踪似然的长期和短期 均值来增加随机粒子,但是在发生绑架问题时,随 机增加的粒子数量不可控,而且位置随机,使得解 决绑架问题的效果与效率都有待进一步改进。近 年来,不断有改进的 MCL 方法^[9]出现,使得定位 效率有所提高。文献[10]在 MCL 算法的基础上 进行改进,融入自适应区域划分的方法,保证所划 区域包含更多有效信息,减少粒子的收敛时间,完 成机器人初步粗定位。然后在粒子采样和重采样 阶段,使用正态分布概率模型进行粒子权重更新, 实现更加快速高效的全局精定位。文献[11]提出 一种增加扫描匹配(scan matching, SM)和离散傅 里叶变换的优化 AMCL,将传统 AMCL 的加权均 值输出作为 SM 的初始值,构建激光雷达观测点 与先验地图的匹配函数模型,利用高斯牛顿的方 法优化求解,最终通过滤波滤除位置处的小抖动, 提升了系统的稳定性和鲁棒性。在 SLAM 中也提 出了一些提高定位精度的方法,文献[12]在视觉 SLAM 前端部分,提出一种融合直接法和特征法 的半直接法双目视觉里程计。在后端优化阶段, 将视觉数据与惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)数据相互融合,优化位姿计算精度。为 解决室内环境中移动机器人使用单一传感器定位 稳定性差的问题,多传感器融合定位方法越来越 多地被提出,文献[13]融合了轮式里程计、IMU、 超宽带和激光雷达定位数据。文献[14]提出了一种 MCL 和卷积神经网络的端到端定位的混合定 位方法,该方法与基于模型的方法相似,能够平滑 地估计机器人的姿态,并具有基于学习的方法的 优点,能快速地从故障中重新定位机器人。高度 动态环境下的机器人定位问题也可以看作是一种 绑架问题,文献[15]提出了一种动态环境下提高 定位稳定性的方法,该方法既能实现对高动态物 体的过滤又能实现半静态物体的更新,提高定位 性能。机器人定位中的绑架问题仍是一个需要继 续研究的问题,对机器人完成自主规划和导航以 及适应复杂环境具有重要意义。

本文针对机器人绑架定位问题,改进传统的 AMCL算法,提出了定位可靠度模型,对定位进行 可靠度判断,进一步判断是否发生绑架问题。针 对发生绑架的情况,融合 IMU 对绑架后的位置进 行预估计,在具有预估计结果的情况下,构建粒子 重分布模型,并进行重采样得到实际位置。经过 实验对比,本文提出的自恢复蒙特卡罗定位算法 (self-recovery Monte Carlo localization, SR-MCL) 具有更高的恢复效率和准确度。

1 算法描述

1.1 整体流程

本文提出的融合 IMU 的 SR-MCL,在激光雷 达似然域模型的基础上,构建了定位可靠性模型, 对定位可靠性进行分析,进而对绑架问题进行判 断。在机器人发生绑架问题时,针对传统 AMCL 在随机位置增加粒子,以及增加的粒子数量不可 控的缺点,通过 IMU 对机器人的位置进行预估 计,在预估计的位置上进行粒子重分布,与全局随 机分布相比较,具有更高的收敛效率,算法流程图 如图 1 所示。

程序开始运行后,根据给定初始位置均值和 协方差按照高斯分布进行粒子位置和方向的初始 化,粒子的初始权重根据粒子总数取均值。机器 人的初始位置定位为给定的初始值,随着机器人 的移动,当移动距离或者方向的变化超过设定阈 值,粒子按照运动模型进行位姿的更新,按照激光 雷达的似然域模型进行粒子权重的计算。根据本 文提出的可靠度模型计算出当前的定位可靠度 $\gamma, 当 \gamma 大于设定阈值 \eta 时,认为可靠度较高,则根$ 据当前权重进行粒子重采样,进而计算得出当前 $定位结果。当 <math>\gamma$ 小于设定阈值 η 时,认为发生了绑 架现象,则根据 IMU 运动模型进行位姿的预估 计,在预估计位姿处进行可靠度计算,根据当前位 姿的可靠度,确定粒子分布参数,在当前位置进行 粒子重分布,得到定位结果。



Fig. 1 Algorithm flow chart

1.2 定位可靠度模型

定位可靠度模型首先根据激光雷达的似然域模型,计算激光雷达的测量概率,得到粒子权重,得到 所有粒子的权重之后,进而计算得到定位可靠度。 似然域模型的主要思想就是将激光雷达检测的障碍 物的终点 z_t 映射到地图的全局坐标空间。令 $x_t = (x,y,\theta)^{T}$ 表示 t 时刻机器人在全局坐标系下的位 姿。用 $(x_{k,\text{lidar}}, y_{k,\text{lidar}})^{T}$ 表示激光雷达局部坐标系和 机器人坐标系之间的位置关系,用 $\theta_{k,\text{lidar}}$ 表示雷达波 束相对于机器人的坐标系的角度。根据雷达t 时刻 第k 个波束的输出 z_t^k 经式(1)可以得到终点在全局 坐标下的位置:

$$egin{pmatrix} x_{z_t^k} \ y_{z_t^k} \end{pmatrix} = egin{pmatrix} x \ y \end{pmatrix} + egin{pmatrix} \cos heta & -\sin heta \ \sin heta & \cos heta \end{pmatrix} egin{pmatrix} x_{k, ext{lidar}} \ y_{k, ext{lidar}} \end{pmatrix} + egin{pmatrix} x_{k, ext{lidar}} \ y_{k, ext{lidar}} \end{pmatrix}$$

$$z_{t}^{k} \begin{pmatrix} \cos(\theta + \theta_{k,\text{lidar}}) \\ \sin(\theta + \theta_{k,\text{lidar}}) \end{pmatrix}$$
(1)

只有在雷达检测到障碍物时,计算才是有意义的。当 z^{*}_i = z_{max}时,则计算得到的坐标是没有实际意义的。似然域测量模型针对最大距离的测量结果进行简单的舍弃处理。

对于测量过程中的测量噪声使用高斯分布进行 建模。在二维 *x* y 空间,用 *dist* 表示测量到的障碍 物的坐标与地图 *m* 上的最近障碍物的距离,激光雷 达的测量概率可以由以 0 为均值的高斯函数得到, 该高斯函数就体现了测量噪声:

$$p_{\rm hit}(z_t^k \mid x_t, m) = \varepsilon_{\sigma_{\rm hit}}(dist) \ . \tag{2}$$

对于测量过程中的不可估计的随机噪声,使用 一个均匀分布进行建模:

$$p_{\rm rand} = \frac{1}{z_{\rm max}} \,\,. \tag{3}$$

可以得到在 t 时刻、第 k 束激光的期望概率为:

$$p(z_t^k \mid x_t, m) = z_{\text{hit}} p_{\text{hit}} + z_{\text{rand}} p_{\text{rand}} \quad (4)$$

假定激光雷达各个波束测量之间的噪声是相互 独立的,则在 t 时刻,每个粒子位置上的测量概率可 以由各个 $p(z_t^k | x_t, m)$ 乘积得到,但在 k 的范围比较 大的时候,求得的概率值特别小,因此在本文提出的 算法中,将各个 $p(z_t^k | x_t, m)$ 的三次方求和最为期望 概率。

当前时刻的可靠度用来判定当前粒子集所有粒 子的位置的测量概率,由于在未发生绑架的情况下, 粒子都聚集在正确的位置附近,在发生绑架问题后, 所有粒子还都位于绑架之前的位置上,则所有粒子 的测量概率都会变得特别低。在本文的方法中,取 粒子集中测量概率的最高值作为当前定位的可靠度 来进行绑架判定。由于似然域模型中参数的人为设 定,会导致测量概率没有确定的范围,因此对测量概 率进行归一化处理:

$$p_{z_t} = \frac{p_{z_t}}{(z_{\text{hit}} + \frac{z_{\text{rand}}}{z_{\text{max}}})^3 \times s_{\text{beam}}}, \qquad (5)$$

式中, z_{hit}表示测量噪声参数, z_{rand}表示随机噪声参数, z_{max}表示最大测量距离, s_{beam}表示从所有波束中选取 用于计算测量概率的波束数量。由于粒子会向高测 量概率的粒子位置聚集,因此定位可靠度 γ 取所有粒 子位置的测量概率中的最大值。当 γ 小于设定阈值 η 时, 判定当前定位不可靠, 发生了绑架问题。

1.3 IMU 运动模型

IMU 为惯性测量单元,通常测量值为 IMU 坐标

系下的加速度和角速度,使用 a_t^b 表示 t 时刻在 IMU 坐标系下测得的加速度,使用 a_t^w 表示在地图坐标系 下的加速度,根据测得的 a_t^b 可以计算得到 a_t^w :

 $a_t^w = R_b^w(a_t^b - g^w)$, (6) 式中, R_b^w 表示 *IMU* 坐标系到地图坐标系的旋转矩阵, g^w 表示重力加速度。

使用欧拉法进行运动模型的离散积分,即两个 相邻时刻 *t* 到 *t* +1 的位姿使用第 *t* 时刻的测量值进 行计算,如下所示:

$$q_{t+1}^{w} = q_{t}^{w} \otimes \left[1, \frac{1}{2} w_{t}^{w} \Delta t\right],$$

$$v_{t+1}^{w} = v_{t}^{w} + a_{t}^{w} \Delta t,$$

$$p_{t+1}^{w} = p_{t}^{w} + v_{t}^{w} + \frac{1}{2} a_{t}^{w} \Delta t^{2},$$
(7)

式中, q_t^w 表示 t 时刻的四元数, w_t^b 表示 t 时刻在

IMU坐标系下测得的角速度, v^w_t表示 t 时刻机器人的速度, p^w_t表示 t 时刻机器人在地图坐标系下的位置。根据 IMU 运动模型, 可以对绑架后机器人的位置进行预估计,将预估计出的机器人的位置作为高斯分布的均值, 进行粒子重分布, 然后继续运动并更新和采样粒子, 进而确定机器人绑架后的位姿。

2 实验分析

2.1 实验环境搭建

本文基于 ROS 系统,在 Gazebo 中进行仿真环 境的搭建,仿真地图环境如图 2(a)所示,仿真使用的 移动机器人如图 2(b)所示。

仿真环境中移动机器人搭载的激光雷达的参数 如表1所示。



(a) Simulation map environment



(b) Simulaion robot model

图 2 实验仿真环境 Fig. 2 Experimental simulation environment

	表 1	仿真雷达参数
Tab. 1	Simu	llated radar parameters

Parameter	Value
Samples	720
Min_angle	$-\pi$
Max_angle	π
Min_range	0.15
Max_range	12
Resolution	0.01

为了使仿真环境尽可能地与实际机器人硬件环 境接近,仿真环境中的激光雷达参数按照实际使用 的思岚 RPLIDAR A1 激光扫描测距雷达参数进行 设置。

真实实验环境如图 3(a)所示,真实使用的机器 人模型如图 3(b)所示,搭载思岚 RPLIDAR A1 激光 扫描 测 距 雷 达 以 及 MPU9250 惯 性 测 量 模 块, MPU9250 自带数字运动处理器(digital motion processor)硬件加速引擎,可以整合 9 轴传感器数据,向 应用端输出完整的 9 轴融合演算数据。



(a) Real map environment



(b) Real robot model

图 3 真实实验环境 Fig. 3 Real experimental environment

2.2 实验结果分析

2.2.1 仿真实验结果分析

通过 Cartographer 算法对仿真地图环境进行建 图,得到二维占用栅格地图如图 4 所示,图中白色区 域表示没有障碍物的可行域,黑色表示有障碍物占 用的位置,灰色区域表示未知区域。





设置最小粒子数为 500,最大粒子数为 6 000,测 量噪声参数 z_{hit} 为 0.5,随机噪声参数 z_{rand} 为 0.5,从 所有波束中选取用于计算测量概率的波束数量 s_{beam} 为 60,粒子更新应达到的最小移动距离为 0.3,最小 的方向变化为 0.4 rad,初始粒子分布位置的均值为 (0,0),协方差为 1.0,得到初始化时粒子的分布如 图 5 所示,粒子在给定位置按照高斯函数进行分布。

在没有发生绑架问题的情况下,随着对机器人的移动控制,粒子按照里程计运动模型进行运动,根据激光雷达的似然域模型,对粒子分配权重和重采

样,经过不断的重采样,最终粒子会聚集在一块。图 6(a)为在仿真环境下进行运动控制的轨迹图,其中包 括真实的机器人位置坐标曲线和本文提出的 SR-MCL 算法的定位结果曲线,从图中可以看出,定位 结果和真实位置之间特别接近。图 6(b)为定位结果 与实际位置之间的误差曲线图,可以看出,在没有绑 架问题发生的情况下,定位误差可以控制在 0.05 m 之内。图 6(c)为定位过程中的可靠度曲线图,刚开 始时,由于粒子按照高斯函数分布,可靠度较低,随 着不断的采样,可靠度可以稳定在 0.85 以上。



图 5 初始粒子分布图 Fig. 5 Diagram of initial particle distribution

针对绑架问题,在传统 AMCL 中,使用了长期似 然估计和短期似然估计来判断是否需要随机加入粒 子,经过实验测试,AMCL 中的这种思想在具体实施 上存在加入随机粒子数目太少,能够正确定位到绑 架后位置的可能性太低的问题。本文首先根据可靠 性模型来判断是否发生绑架问题,当判定发生绑架 问题后,可以使用 AMCL 中的全局定位服务进行全 局定位,实验结果如图 7 所示。图 7(a)表示绑架发 生前后机器人的轨迹图;图 7(b)表示整个过程中的 定位可靠度,从图中可以看出:当发生绑架时,定位 可靠度会突然变低,可以判定发生了绑架问题,随后 进行全局重定位,全局重定位需要大概更新 40 次可 靠度才能达到 0.80 以上;图 7(c)表示全局重定位时 粒子分布图;图 7(d)表示整个过程的定位误差曲线 图。全局进行重定位需要大量的粒子,并且对于相



Fig. 6 Location result of SR-MCL

似度较高的环境,进行较为精确的定位相当困难。

使用本文提出的 SR-MCL 算法进行绑架实验, 实验结果如图 8 所示。在同样的位置绑架到同一个 位置,图 8(a)表示绑架前后的轨迹图;图 8(b)表示绑 架前后的可靠度曲线,与图 7(b)相比较,可以看出 SR-MCL在发生绑架后可以更快速地定位到更为 准确的位置;图 8(c)为 SR-MCL 判定发生绑架后的 粒子重分布情况,粒子在 IMU 的预估计位置处进行 分布;图 8(d)表示整个过程中的定位误差曲线。



(c) Particle distribution map



(c) Particle distribution map





2.2.2 真实环境实验结果分析

图 9 为发生绑架情况实验结果图,在粒子聚集 后,绑架机器人到原点位置,根据 IMU 的相关数据, 进行位置预估计,粒子分布如图 9(a)所示,由于在方 向上 IMU 的数据较为准确,位置上存在较大误差, 因此在粒子分布上方向具有较小的方差,位置上方 差较大,在此分布上进行移动,定位恢复结果如图 9 (b)所示,机器人得到重定位的结果,整个过程的定 位可靠度曲线如图 9(c)所示,发生绑架前可靠度在 0.80 以上,发生绑架时,可靠度降到 0.5 左右,随后 粒子重分布进行重定位,可靠度又升到 0.70 以上, 可以判断定位绑架和恢复的情况。

在无绑架情况下,运行 SR-AMCL 算法,初始化 粒子分布如图 10(a)所示,随着不断的运动,粒子进 行更新与重采样,逐渐聚集如图10(b)所示,整个运



(b) Positioning recovery particle distribution map



图 9 真实环境绑架测试结果

Fig. 9 Kidnapping test results in the real world



(a) Initial particle distribution map



(b) Positioning complete particle distribution map



图 10 真实环境无绑架测试结果

Fig. 10 No kidnapping test results in the real world

动过程中定位可靠度如图 10(c)所示,可以看出可靠 度在 0.80 以上。

3 结 论

针对移动机器人实际使用过程中可能会面临的

绑架问题,本文提出了定位可靠度模型,对定位准确 度进行评判,通过实验测试,发生绑架和不发生绑架 时的可靠度具有明显差距,可以通过可靠度进行是 否发生绑架的判定。当发生绑架问题后,通过本文 提出的融合 IMU 的 MCL 方法对绑架后的位姿进行 预估计,相对于传统 AMCL 中的全局重定位方法,具 有更高的效率,粒子可以更快地收敛。

参考文献:

- [1] LIU R, YUEN C, DO T, et al. Fusing similarity-based sequence and dead reckoning for indoor positioning without training[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(13): 4197-4207.
- [2] LIU Z Y, HOU M X, FANG W W, et al. Research on indoor positioning method based on low power bluetooth beacon [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2018, 13(5):618-624.
 刘振远,侯明祥,方维维,等.基于低功耗蓝牙信标的 室内定位方法研究[J].中国电子科学研究院学报, 2018, 13(5):618-624.
- [3] KUSUMO A A, SANDI MARTA B, BAYU DEWANTARA B S, et al. 2D mapping and localization using laser range finder for omnidirectional mobile robot[C]//2019 International Electronics Symposium, September 27-28, 2019, Surabaya, Indonesia. New York: IEEE, 2019: 126-131.
- GARROTE L, TORRES M, BARROS T, et al. Mobile robot localization with reinforcement learning map update decision aided by an absolute indoor positioning system
 [C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, November 3-8, 2019, Macau, China. New York; IEEE, 2019;1620-1626.
- [5] CHAN S-H, WU P-T,FU L-C. Robust 2D indoor localization through laser SLAM and visual SLAM fusion [C]// 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), October 7-10, 2018, Miyazaki, Japan. New York: IEEE, 2018:1263-1268.
- LIU P, LIU K, ZHOU Y. Research on localization method of mobile robot based on Wi-Fi and adaptive Monte Carlo
 [J]. Computer Applications and Software, 2021,38(4): 75-81+94.

刘鹏,刘凯,周愉.基于 Wi-Fi 和自适应蒙特卡洛的移动机器人定位方法的研究[J].计算机应用与软件, 2021, 38(4):75-81+94.

 XU S, CHOU W. An Improved indoor localization method for mobile robot based on WiFi fingerprint and AMCL
 [C]//2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), December 9-10, 2017, Hangzhou, China. New York: IEEE, 2017: 324-329.

- [8] WU P, YU S D. Positioning information system based on UWB indoor food delivery robot [J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(1):101-105.
 吴鹏,于世东.基于 UWB 室内送餐机器人定位信息系 统[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(1):101-105.
- [9] CHUNG M-A, LIN C-W, An improved localization of mobile robotic system based on AMCL algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(1), 900-908.
- [10] JIAO C J, JIANG M, XU J S, et al. Research on mobile robot localization based on laser Information[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35 (9):1-9.

焦传佳, 江明, 徐劲松, 等. 基于激光信息的移动机器 人定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 1-9.

- [11] FENG J M, PEI D, ZOU Y, et al. An improved AMCL algorithm based on laser localization of robot[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20):2028003.
 冯佳萌,裴东,邹勇,等. 基于机器人激光定位的一种 改进 AMCL 算法[J].激光与光电子学进展, 2021, 58 (20):2028003.
- [12] XU Z B, LI H W, ZHANG B, et al. Localization method of mobile robot based on binocular vision and inertial navigation[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2021, 50(11):1512-1521.

许智宾,李宏伟,张斌,等.双目视觉与惯导融合的移动机器人定位方法[J].测绘学报,2021,50(11):1512-1521.

[13] ZHANG S L, TAN X Q, WU Q W. Localization of indoor mobile robot based on multi-sensor fusion technology[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40 (8):53-56.
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.

- [14] AKAI N, HIRAYAMA T, MURASE H. Hybrid localization using model-and learning-based methods: fusion of Monte Carlo and E2E localizations via importance sampling
 [C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 31-August 31, 2020, Paris, France. New York: IEEE, 2020;6469-6475.
- [15] HUANG S, HUANG H Z, ZENG Q, et al. A robot positioning method for indoor high dynamic environment [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2021, 50(3):382-390.
 黄山,黄洪钟,曾奇,等.一种室内高动态环境的机器 人定位方法[J].电子科技大学学报, 2021, 50(3):382-390.

作者简介:

张淑芳 (1979-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要从事人工智能、嵌入式系统开发、数字图像处理方面的研究.