

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2016.0178

智能空间下基于 WIFI 指纹定位与粒子滤波的服务机器人 复合全局定位系统设计

路 飞, 田国会, 刘国良, 王宇恒

(山东大学控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 针对机器人在没有任何初始位姿先验知识的情况下, 通过传感器感知信息确定位姿的全局定位问题, 将智能空间技术与 ROS (robot operating system) 服务机器人相结合, 设计了一种智能空间技术支持下的基于 WIFI 指纹定位和蒙特卡洛粒子滤波定位的复合服务机器人全局定位系统. 在该复合定位方法中, 首先利用智能空间中的基于 BP (backpropagation) 神经网络的 WIFI 指纹定位对机器人进行粗定位, 并将估计位置与估计误差发送给 ROS 服务机器人; 在粗定位的基础上使用蒙特卡洛粒子滤波算法方法最终获得服务机器人的精确位置. 实验结果表明, 本文设计的系统实现了 ROS 机器人与智能空间之间的零配置与松耦合, 可有效地提高服务机器人全局定位精度, 缩短计算迭代时间.

关键词: 服务机器人定位; 智能空间; WIFI 指纹定位; 粒子滤波器; 复合定位

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2016)-02-0178-07

A Composed Global Localization System for Service Robot in Intelligent Space Based on Particle Filter Algorithm and WIFI Fingerprint Localization

LU Fei, TIAN Guohui, LIU Guoliang, WANG Yuheng

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: With the combination of intelligent space technology and ROS (robot operating system) service robot, a composed global localization system for service robot based on Monte Carlo particle filter algorithm and WIFI fingerprint localization is presented. This system can solve the global localization problem in which the initial pose of service robot is unknown and the robot pose is determined according to sensor information. In the composed localization method, robot rough localization is realized firstly using the WIFI fingerprint localization based on BP (backpropagation) neural network under the support of intelligent space technology, and the estimated position and estimation error are sent to the ROS service robot. Based on the rough localization result, Monte Carlo particle filter algorithm is adopted to get precise position of the ROS robot. The experiment results show that the proposed system can realize zero-configuration and loose coupling between ROS service robot and intelligent space, improve precision of global localization of the ROS service robot effectively, and reduce the iteration time.

Keywords: service robot localization; intelligent space; WIFI fingerprint localization; particle filter; composed localization

1 引言 (Introduction)

随着科学技术的发展以及人们生活水平的提高, 服务机器人已经逐渐进入人们的生活, 为人类提供各种人性化服务^[1]. 服务机器人在复杂环境中的自主与智能定位是服务机器人为人类提供高质量服务的前提. 服务机器人定位问题主要分为两种: 位置跟踪^[2]与全局定位^[3-4]. 其中, 全局定位是指

机器人在初始位姿没有任何先验知识的情况下, 通过传感器感知信息确定位姿^[5]. 全局定位主要用来解决机器人位置初始化、机器人绑架以及机器人移动过程中的迷途与位置校准等问题. 常用的服务机器人全局定位方法包括马尔可夫定位^[4]、卡尔曼滤波^[6]和基于蒙特卡洛算法的粒子滤波方法^[7-8]等. 基于蒙特卡洛算法的粒子滤波算法能够很好地处理

基金项目: 国家自然科学基金 (61305122, 61573216); 中国博士后科学基金 (2014M561928); 山东省博士后基金 (201502023); 山东省自然科学基金 (ZR2015FM007); 山东省优秀中青年科学家科研奖励基金 (BS2014DX010); 山东大学人才引进与培养类专项基金 (2015TB009); 山东省科技重大专项 (新兴产业) 项目 (2015ZDXX0101F03); 泰山学者工程专项经费.

通信作者: 田国会, g.h.tian@sdu.edu.cn 收稿/录用/修回: 2015-12-18/2016-02-21/2016-02-27

非线性非高斯问题, 因此该算法被广泛应用于服务机器人定位和地图构建问题中. 文 [9] 提出了一种基于可定位性的改进粒子滤波定位算法来解决拥挤环境下的移动机器人定位问题. 该方法通过判断激光器数据和里程计数据的可信度, 来修正它们在粒子定位中的比重, 有效地解决了移动机器人在拥挤环境中的定位问题. 文 [10] 提出了一种平方根容积 FastSLAM (simultaneous localization and mapping) 算法, 有效地提高了粒子滤波 SLAM 算法的精度和性能. 文 [11] 提出一种基于粒子滤波器和扩展卡尔曼滤波器的低成本定位系统, 该系统在预测阶段使用里程计信息估计位姿, 而在更新阶段利用 Kinect 和人工地标校准机器人位姿.

由于家庭和办公环境具有较高的复杂性和动态性, 在此类环境下全局粒子滤波定位算法存在以下问题: 1) 由于地图较大, 所需粒子数多, 全局粒子撒点计算时间较长; 2) 当采样粒子接近机器人真实位置时才能保证粒子滤波定位算法的成功率, 但在地图过大且粒子数目有限的情况下, 采样粒子无法覆盖机器人真实位置, 造成定位精度的下降; 3) 在结构相似性强的环境中, 全局定位成功率不高. 针对此问题, 文 [12] 利用单目视觉创建环境地图并通过特征匹配实现全局定位, 但图像处理较为复杂, 单目视觉系统增加了机器人的成本和计算负担. 文 [13] 介绍了一些使用粒子滤波器进行机器人地图创建与定位的方法, 但在复杂环境下由于场景结构的相似性, 单一的粒子滤波定位在机器人位置无任何先验知识的条件下容易造成定位失败.

为解决上述问题, 本文将智能空间技术与服务机器人相结合, 设计了一种在智能空间技术支持下的基于 WIFI 指纹定位与机器人粒子滤波定

位相结合的复合全局定位系统, 该系统通过 UPnP (universal plug and play) 技术实现了服务机器人与智能空间之间的零配置与松耦合. 本文所提出的复合全局定位系统设计思路为: 首先设计智能空间下基于 WIFI 指纹与粒子滤波的服务机器人全局定位系统框架. 在此基础上, 利用精度较低的王IFI 指纹定位算法, 对机器人位置进行粗略估计. 在粗定位结果的基础上, 对估计范围进行粒子撒点, 将全局定位问题转化为局部定位问题, 从而获得机器人的精确位置. 实验室实际实验结果表明, 该方法可有效提高服务机器人的定位精度, 大大缩减算法计算迭代时间, 具有一定的可行性.

2 基于 WIFI 指纹定位与粒子滤波的服务机器人全局定位系统框架 (Global localization system framework for service robot based on particle filter algorithm and WIFI fingerprint localization)

如图 1 所示, 全局定位系统由 WIFI 信息采集模块、智能空间调度系统和服务机器人本体 3 部分组成. 系统工作流程为: 首先机器人通过 UPnP 向智能空间调度系统发送请求消息, 智能空间调度系统接到请求后向机器人上的 WIFI 采集模块发送控制信息, 机器人上的 WIFI 采集模块将扫描到的 AP (接入点) 的 RSSI (received signal strength indication) 信号强度通过 TCP 协议发送给神经网络模块, 从而得到机器人估计位置, 智能空间调度系统调用服务机器人的 roscontrol 服务中的 SetPose 方法, 向 amcl 节点发送 initialpose 消息设定初始估计点, 之后进行粒子滤波定位得到机器人精确位置.



图 1 服务机器人全局定位系统框架

Fig.1 Global localization system framework for service robot

2.1 WIFI 信息采集模块

如图 2 所示, WIFI 采集系统由 3 个模块构成: CC3000 模块, STM32 控制器和 RM04 模块. CC3000 模块扫描智能空间中的 AP 点并得到其信号

强度, 将信号强度数据通过 SPI 总线传输给 STM32 控制器. STM32 控制器负责 CC3000 模块与 RM04 模块的初始化, 从 CC3000 模块中接收强度信息, 并将强度信息通过串口发送到 RM04 模块. RM04

为串口转 WIFI 模块，它负责接入智能空间 WIFI 网络中，将从串口接收到的 AP 强度数据发送给神经网络模块，从而实现 WIFI 指纹定位。



图2 WIFI 采集模块实物图

Fig.2 Photos of the WIFI collection module

2.2 智能空间调度系统

智能空间调度系统主要进行 WIFI 指纹定位以及 ROS 服务机器人的消息获取和服务执行。其中神经网络模块通过智能空间 WIFI 数据库中的数据，采用 BP 神经网络进行训练，然后对 WIFI 采集模块采集到的数据进行位置估计，并将估计结果发送给机器人调度模块。机器人调度模块主要功能为发现智能空间网络中的 ROS 机器人并取到相应设备描述，接收 ROS 机器人定位请求消息，调用神经网络模块进行机器人位置定位，之后调用 roscontrol 服务中的 SetPose 动作向 amcl 节点发送 initialpose 消息。

2.3 服务机器人本体

本文使用基于 ROS 平台的家庭轮式服务机器人，ROS^[14] 是一个分布式模块化的机器人软件平台，它拥有大量软件库以及相应工具帮助人们开发机器人应用。ROS 机器人平台具有较好的可扩展性和分布性，近几年得到广泛关注。如图 1 所示，该服务机器人定位系统主要包含 odometry、map_server、rplidar、ROSUPnP 和 amcl 节点。

其中，ROSUPnP 节点为机器人设备抽象节点，它将服务机器人提供的服务抽象成统一的用户接口，并利用 libupnp SDK 开发库将智能服务机器人改造成 UPnP 设备。智能空间通过该节点可调用 ROS 机器人的相应服务，实现智能空间与 ROS 机器人之间的松耦合以及零配置，提高系统的扩展性与兼容性。当 ROS 机器人接入智能空间网络时，该节点将 ROS 机器人设备描述文档和服务描述文档发布到网络中，从而使智能空间调度模块发现相应的机器人设备，智能空间调度模块只需调用服务

描述文件中的统一接口而不需要理解服务的具体实现。本文中 ROS 机器人提供的服务为全局定位服务 (roscontrol)，该服务相应的服务结构描述文档如图 3 所示，其中，在 roscontrol 服务中，接口以动作的形式提供，该服务提供 SetPose 的动作。SetPose 动作包含 wx、wy 和 mea 三个输入参数，其中 wx 和 wy 为机器人位置的 WIFI 定位估计坐标，mea 为相应误差范围。这些输入参数与机器人内部的 x、y 和 mea 状态变量相关联，x 和 y 表示 ROS 机器人中 initialpose 消息的初始点状态变量，mea 表示机器人中 initialpose 消息的粒子撒点范围的状态变量。

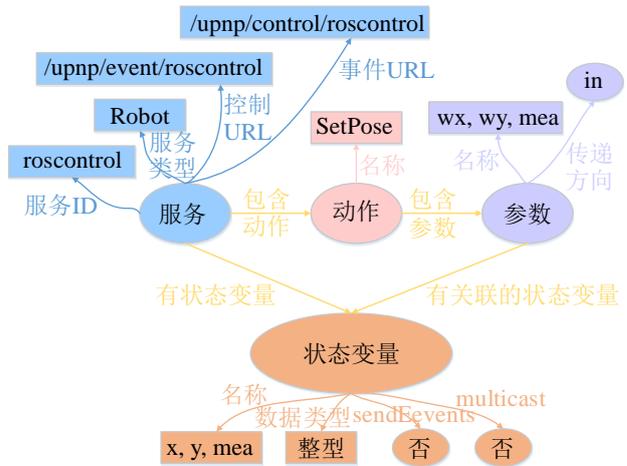


图3 服务机器人服务描述结构图

Fig.3 Service description structure of the service robot

odometry、map_server、rplidar 和 amcl 为 ROS 平台中导航包中的节点。其中，odometry 为里程计节点，它将 ROS 机器人的里程计信息发送给 amcl 定位节点。rplidar 为激光测距传感器节点，负责发布激光数据。map_server 为机器人环境地图服务，主要为 amcl 定位节点提供相应地图。amcl 为定位节点，它通过里程计数据、激光器数据以及地图信息进行粒子滤波定位。

3 基于 WIFI 指纹定位与粒子滤波的服务机器人全局定位系统算法设计 (Design of the global localization system algorithm for service robot based on particle filter algorithm and WIFI fingerprint localization)

基于 WIFI 指纹与粒子滤波的服务机器人全局定位系统算法主要由两部分组成。首先，利用 BP 神经网络对机器人位置进行粗定位；其次在粗定位的基础上进行粒子撒点，根据激光器扫描数据与局部地图数据得到机器人的精确位置。

3.1 基于 BP 神经网络的 WIFI 指纹定位

无线网络定位方法主要有 TOA (time of arrival) 方法、RSSI 方法、位置指纹方法等。其中, TOA 主要根据参考节点与未知节点之间的信号到达时间计算出未知节点的位置。RSSI 方法是在未知节点中获取到已知位置的节点的信号强度, 然后根据无线信号随距离衰减模型, 求出待测节点与已知节点的距离, 最后根据距离求出未知节点的位置。位置指纹方法分为两个阶段: 离线阶段和定位阶段。在离线阶段, 首先从环境中选取一些位置作为采样点, 然后在采样点中采集环境中多个 AP 点的强度信息作为该位置的指纹, 并利用这些指纹建立指纹库。在定位阶段, 未知节点首先测量环境中的 AP 强度指纹, 并将该点 AP 强度指纹与指纹库匹配, 从而得到未知节点的位置。TOA 方法尽管具有较好的定位精度, 但需要参考节点与未知节点之间的严格时间同步, 同时要求无线信号具有较高的穿透力, 所以需要专业的定位设备, 造价较高。由于室内环境复杂同时存在大量的障碍物, 无线信号随距离衰减模型往往很难获得, 所以 RSSI 方法不太适合于复杂的室内环境。尽管位置指纹方法定位精度不如 TOA 方法高, 但是技术实现和成本要求较低, 不需要设计专门的定位设备, 可以通过纯软件实现, 所以本文选用指纹定位方法进行服务机器人的粗定位。

指纹定位的离线学习和训练可以通过神经网络有效实现。BP 神经网络是神经网络中比较常用的一种, 主要由输入层、隐含层和输出层 3 层组成。首先, 输入信号经过输入层与隐含层的处理, 在输出层得到相应的估计值, 比较估计值与实际值得到输出误差, 将该误差反向传播至隐含层所有单元, 从而得到各个单元的误差信号并根据该误差调节神经网络中的各个权值, 然后重复该过程直到输出误差小于期望值。与传统加权 K 邻近和最近邻指纹定位算法相比, 基于 BP 神经网络的指纹定位算法具有较好的非线性映射能力, 可以有效地逼近智能空间中的 WIFI 强度模型。另外, BP 神经网络具有较好的自学习能力, 可有效地更新智能空间中的 WIFI 定位模型。同时, BP 神经网络还具有较好的容错性, 当智能空间中一些 AP 点出现故障导致 WIFI 强度信息不全时, BP 神经网络仍可以进行定位。基于 BP 神经网络的指纹定位方法的具体训练步骤如下:

Step1: 对 AP 信号强度以及位置坐标进行归一化, 得到神经网络输入向量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, n 为 AP 点的个数, 期望输出向量 $\mathbf{d}^o = (d_1, d_2, \dots, d_q)$, q

为输出层的个数。

Step2: 选取第 k 组 AP 点的强度数据 $\mathbf{x}(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))$, 以及相应坐标 $\mathbf{d}^o(k) = (d_1(k), d_2(k), \dots, d_q(k))$, 计算神经网络各层的输入和输出。首先, 利用式 (1) 计算出隐含层输入向量 $\mathbf{h}^{ih}(k)$, 其中 \mathbf{w}_{ih} 为输入层与隐含层的连接权重矩阵, \mathbf{b}_h 为隐含层各神经元的阈值向量, p 为隐含层个数。然后利用式 (2) 得到隐含层输出向量 $\mathbf{h}^{ho}(k)$, 其中 $f(\cdot)$ 为激活函数。同理可得, 输出层输入向量 $\mathbf{y}^{io}(k)$ 和输出层输出向量 $\mathbf{y}^o(k)$ 。

$$\mathbf{h}^{ih}(k) = \mathbf{w}_{ih}\mathbf{x}^T(k) - \mathbf{b}_h \quad (1)$$

$$\mathbf{h}^{ho}(k) = f(\mathbf{h}^{ih}(k)) \quad (2)$$

Step3: 利用 BP 神经网络的估计位置和机器人实际位置计算出误差函数 (式 (3)), 并利用式 (4) 计算输出层各神经元的偏导数 $\delta_j^o(k)$, $j = 1, 2, \dots, q$, 按照式 (5) 求出误差函数对隐含层各神经元偏导数 $\delta_j^h(k)$, $j = 1, 2, \dots, p$ 。

$$e = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^q (d_j^o(k) - y_j^o(k))^2 \quad (3)$$

$$\delta_j^o(k) = -(d_j^o(k) - y_j^o(k))y_j^{o'}(k) \quad (4)$$

$$\delta_j^h(k) = -\left(\sum_{i=1}^q \delta_i^o(k)w_{ij}^{ho}\right)f'(h_j^{ih}(k)) \quad (5)$$

Step4: 利用式 (6) 和 (7) 修正神经网络隐含层和输出层之间的连接权重 \mathbf{w}_{ho} 以及输入层和隐含层之间的连接权重 \mathbf{w}_{ih} 。

$$\mathbf{w}_{ho}^{N+1} = \mathbf{w}_{ho}^N + \eta \delta^o(k) \mathbf{h}^{hoT}(k) \quad (6)$$

$$\mathbf{w}_{ih}^{N+1} = \mathbf{w}_{ih}^N + \eta \delta^h(k) \mathbf{x}(k) \quad (7)$$

Step5: 计算机器人位置的全局误差, 并判断全局误差是否满足要求, 如果满足则训练结束, 否则返回 Step2。

本文在山东大学服务机器人实验室中, 搭建 5 个 AP 点, 如图 4 所示。每隔 1.8 m 选取 20 个采样点, 每个采样点采样 20 组数据, 利用 400 组 AP 点强度信息构建实验室 WIFI 指纹数据库。使用 BP 神经网络对这些 AP 强度数据进行训练。该 BP 网络具有 5 个输入层节点、7 个隐含层节点、2 个输出层节点。隐含层激活函数为 sigmoid 函数 (如式 (8)), 输出层激活函数为线性函数。训练过程中神经网络误差下降曲线如图 5 所示。最后利用训练好的 BP 神经网络进行机器人位置的粗定位。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

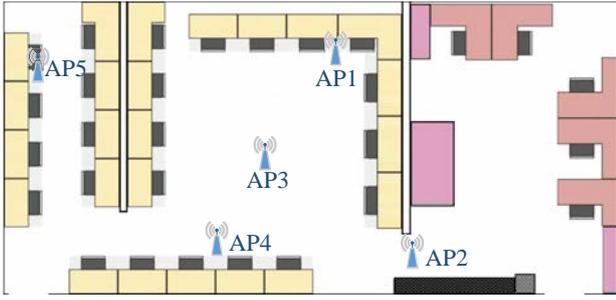


图4 AP点分布图

Fig.4 AP point distribution

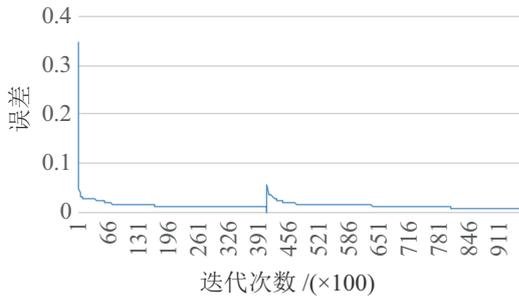


图5 神经网络训练误差

Fig.5 The neural network training error

3.2 基于蒙特卡洛算法的粒子滤波定位

上述基于神经网络的WIFI指纹定位算法精度约1.5 m~3 m, 所以单一的WIFI指纹定位不能满足服务机器人的定位需求, 需要在WIFI指纹定位的基础上, 利用机器人地图信息、里程计信息和激光器信息进行机器人精确定位. 设 o^t 为 t 时刻的机器人传感器测量数据, a_t 为 t 时刻的里程计信息数据, g_t 为 t 时刻的激光测距传感器数据, $s_t = (x_t, y_t, \theta_t)$ 表示当前机器人状态, $p(s_t|o^t)$ 表示状态估计的后验概率密度分布. $C_t = \{(s_t^{(i)}, w_t^{(i)}) | i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示 t 时刻离散采样样本集, 其中 $s_t^{(i)}$ 为机器人在 t 时刻的可能状态, $w_t^{(i)}$ 为机器人状态为 $s_t^{(i)}$ 的概率. 该定位过程主要分为两个阶段:

(1) 预测阶段

设在 $t-1$ 时刻得到WIFI指纹粗定位坐标以及误差范围, 利用该坐标与误差范围初始化 $t-1$ 时刻的样本集 C_{t-1} . 根据运动学模型 $p(s_t|s_{t-1}^{(i)}, a_{t-1})$ 对样本集 C_{t-1} 进行采样得到样本 $s_t^{(i)}$, 所有采样得到的样本集为 \hat{C}_t , 用 \hat{C}_t 样本集近似表示先验概率密度分布 $p(s_t|o^{t-1})$ 的采样集(如式(9)).

$$p(s_t|o^{t-1}) \approx \hat{p}(s_t|o^{t-1}) = \sum_{i=1}^n p(s_t|s_{t-1}^{(i)}, a_{t-1}) \quad (9)$$

(2) 更新阶段

设 t 时刻服务机器人获得的激光器信息为 g_t , 利用式(10)更新样本集 \hat{C}_t 中的权重值 $w_t^{(i)}$, 并利用

式(11)对权重进行归一化. 用更新后的 \hat{C}_t 样本集近似表示后验概率密度分布 $p(s_t|o^t)$ 的采样集. 根据 $w_t^{(i)}$ 对样本集 \hat{C}_t 进行重采样得到样本 C_t . 重采样过程主要是为了尽量增加权重较大粒子的数目. 首先产生一个随机数 r , $r \in [0, 1]$, 如果整数 m 满足式(12), 则将 $s_t^{(m)}$ 作为 C_t 的一个样本. 重复此过程直到得到 n 个样本.

$$\hat{w}_t^{(i)} = p(g_t | \hat{s}_t^{(i)}) \quad (10)$$

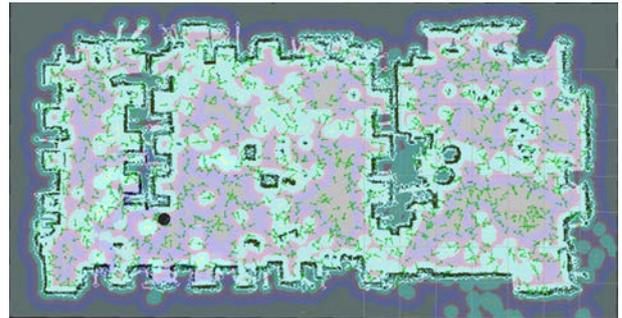
$$\hat{w}_t^{(i)} = \hat{w}_t^{(i)} / \sum_{j=1}^n \hat{w}_t^{(j)} \quad (11)$$

$$\sum_{j=1}^{m-1} \hat{w}_t^{(j)} < r \leq \sum_{j=1}^m \hat{w}_t^{(j)} \quad (12)$$

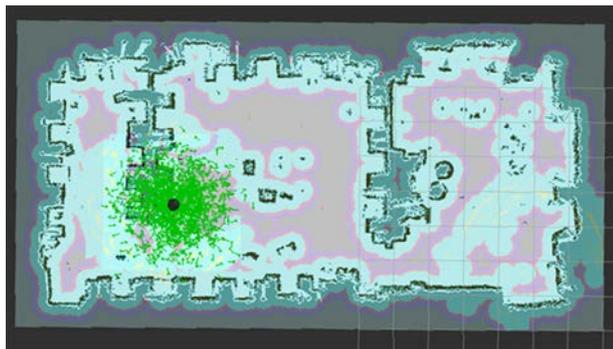
在WIFI粗定位的范围中, 不断迭代调用上述步骤, 使服务机器人的样本集 C_t 不断更新, 并将最终得到的样本集中权重最大的机器人位置估计作为服务机器人位置的估计值.

4 仿真实验及结果分析 (Simulation experiments and results analysis)

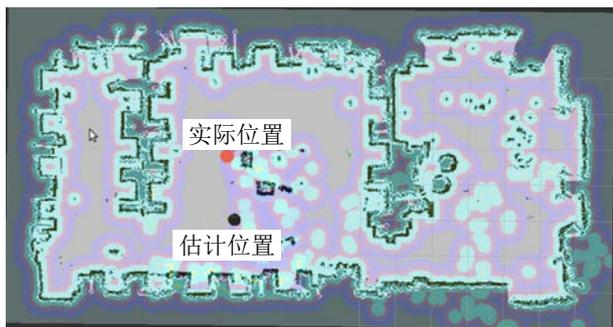
本文实验环境为山东大学服务机器人实验室如图6所示, 机器人平台为基于ROS平台的家庭轮式服务机器人, 激光传感器为RoboPeak团队开发的低成本360°2维激光雷达RPLIDAR A1M1, 机器人环境地图分辨率大小为354×674, 精度为0.025. 在该实验环境中选取多个随机点进行机器人全局定位. 图6为其中一组定位结果对比. 图6(a)为未进行WIFI定位的全局定位初始样本集分布情况, 黑色点为初始随机位置. 图6(b)为进行WIFI定位后的样本集分布情况, 黑色点为WIFI指纹定位估计点. 图6(c)为未进行WIFI定位的全局定位(GLOBAL-PF全局定位)迭代50次之后的最终样本分布, 图6(d)为进行WIFI初始定位的全局定位(WIFI-PF全局定位)迭代50次之后的最终样本分布. 它们的误差随迭代次数变化曲线如图7所示.



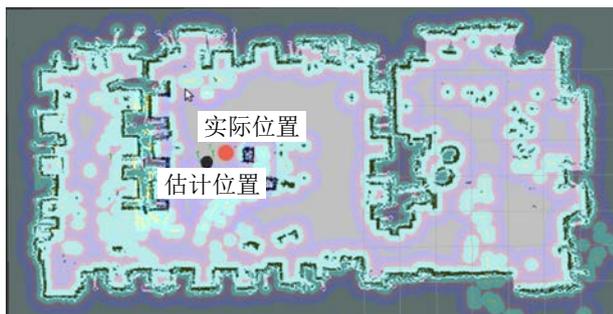
(a) GLOBAL-PF 全局定位采样集分布



(b) WIFI-PF 全局定位采样集分布



(c) GLOBAL-PF 全局定位结果

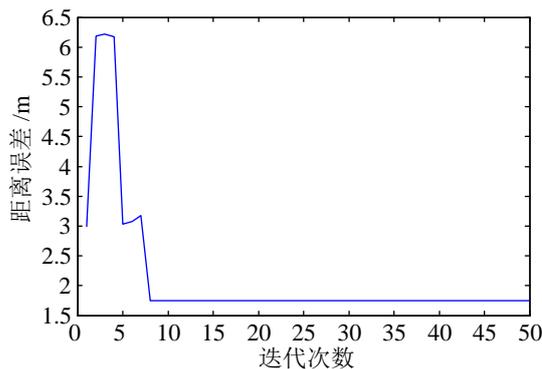


(d) WIFI-PF 全局定位结果

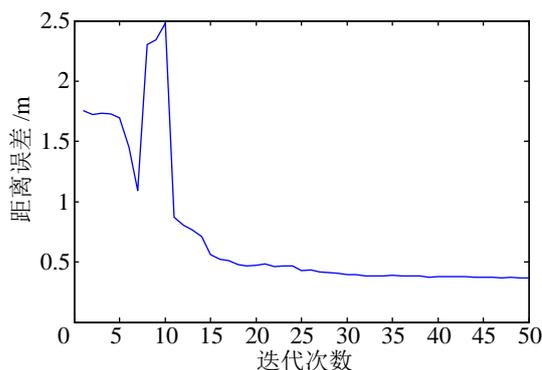
图 6 定位结果对比

Fig.6 Comparison of the localization results

图 7(a) 为 GLOBAL-PF 全局定位的误差随迭代次数变化曲线, 可以看出当误差达到 2 m 左右后不再下降. 图 7(b) 为 WIFI-PF 全局定位误差随迭代次数的变化曲线, 可以看出误差最终小于 0.5 m. 图 8 为 GLOBAL-PF 全局定位、WIFI-PF 全局定位和 WIFI 指纹定位的平均误差对比. 由图 7 和图 8 可以看出, WIFI-PF 全局定位的定位误差最小, 在 0.5 m 左右, 可以满足服务机器人定位精度要求. 图 9 为 GLOBAL-PF 全局定位和 WIFI-PF 全局定位迭代 50 次所用的时间对比, 说明 WIFI 指纹定位的引入有效缩短了服务机器人的迭代时间. 本实验通过 WIFI 指纹定位、GLOBAL-PF 全局定位和 WIFI-PF 全局定位之间的对比说明, 本文设计的系统可有效提高服务机器人定位精度和缩短迭代时间.



(a) GLOBAL-PF 误差曲线



(b) WIFI-PF 误差曲线

图 7 定位误差对比

Fig.7 Comparison of the localization error

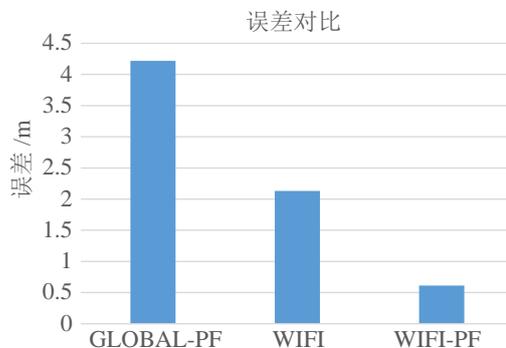


图 8 平均误差对比

Fig.8 Comparison of the average error

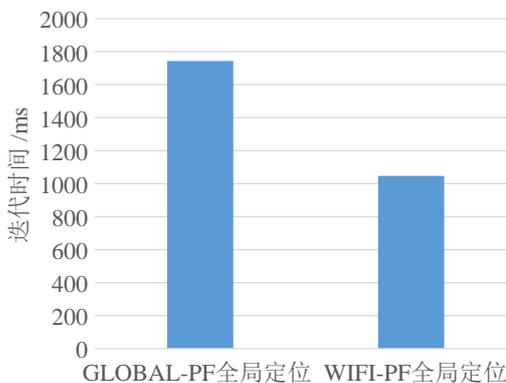


图 9 迭代时间对比

Fig.9 Comparison of the iteration time

5 结论 (Conclusion)

本文针对机器人在没有任何初始位姿先验知识的情况下通过传感器感知信息确定位姿的全局定位问题, 结合智能空间 WIFI 指纹定位和蒙特卡洛算法的粒子滤波方法, 设计了一种智能空间与 ROS 服务机器人相结合的复合全局定位系统. 该全局定位系统首先在智能空间中进行基于 BP 神经网络的 WIFI 指纹粗定位并将估计位置与估计误差发送给 ROS 服务机器人, 机器人结合激光器信息、里程计和地图信息利用基于蒙特卡洛算法的粒子滤波方法最终获得服务机器人的精确位置.

该全局定位系统实现了 ROS 机器人与智能空间之间的零配置与松耦合, ROS 服务机器人可动态加入或离开智能空间, 不需要人工干预并实现 ROS 服务机器人在智能空间下的精确全局定位. 在实际环境中的实验说明了基于 WIFI 指纹与粒子滤波的服务机器人全局定位系统可有效提高服务机器人定位精度和缩短迭代时间. 为进一步改善 WIFI 指纹定位误差过大时的全局定位结果, 可以利用指纹信息中的特征判断神经网络的结果是否正确, 并利用粒子滤波的定位结果自适应校准神经网络, 这将是本文下一步需要深入研究的工作.

参考文献 (References)

- [1] 田国会, 李晓磊, 赵守鹏, 等. 家庭服务机器人智能空间技术研究与发展[J]. 山东大学学报: 工学版, 2007, 37(5): 53-59.
Tian G H, Li X L, Zhao S P, et al. Research and development of intelligent space technology for a home service robot[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2007, 37(5): 53-59.
- [2] Xu X W, Wang X D, Tao Y. Smart space automatic services composition based on program synthesis and QoS model[J]. Journal of Computational Information Systems, 2014, 10(14): 6057-6066.
- [3] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 1999: 1322-1328.
- [4] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov localization for mobile robots in dynamic environments[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1999, 11: 391-427.
- [5] 王广奇. 基于 RFID 和激光传感器的语义地图更新及机器人定位方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2013.
Wang G Q. The research of semantic map updates and robot localization based on RFID and laser sensor[D]. Jinan: Shandong University, 2013.
- [6] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, et al. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C]//18th National Conference on Artificial Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 2002: 593-598.
- [7] 邹国柱, 陈万米, 王燕. 基于粒子滤波器的移动机器人自定位方法研究[J]. 工业控制计算机, 2014, 27(10): 43-45.
Zou G Z, Chen W M, Wang Y. Research on mobile robot localization based on particle filter algorithm[J]. Industrial Control Computer, 2014, 27(10): 43-45.
- [8] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2005.
- [9] 王勇, 陈卫东, 王景川, 等. 面向拥挤环境的移动机器人改进粒子滤波定位[J]. 机器人, 2012, 34(5): 596-603.
Wang Y, Chen W D, Wang J C, et al. Improved particle filter localization in crowded environments for mobile robots[J]. Robot, 2012, 34(5): 596-603.
- [10] 宋宇, 李庆玲, 康轶非, 等. 平方根容积 Rao-Blackwellised 粒子滤波 SLAM 算法[J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 357-367.
Song Y, Li Q L, Kang Y F, et al. SLAM with square-root cubature Rao-Blackwellised particle filter[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(2): 357-367.
- [11] Ganganath N, Leung H. Mobile robot localization using odometry and kinect sensor[C]//IEEE International Conference on Emerging Signal Processing Applications. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 91-94.
- [12] 厉茂海, 洪炳镕, 罗荣华, 等. 基于单目视觉的移动机器人全局定位[J]. 机器人, 2007, 29(2): 140-144, 178.
Li M H, Hong B R, Luo R H, et al. Monocular-vision-based mobile robot global localization[J]. Robot, 2007, 29(2): 140-144, 178.
- [13] 余洪山, 王耀南. 基于粒子滤波器的移动机器人定位和地图创建研究进展[J]. 机器人, 2007, 29(3): 281-289, 297.
Yu H S, Wang Y N. A review on mobile robot localization and mapbuilding algorithms based on particle filters[J]. Robot, 2007, 29(3): 281-289, 297.
- [14] Quigley M, Conley K, Gerkey B, et al. ROS: An open-source robot operating system[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation: Workshop on Open Source Software. Piscataway, USA: IEEE, 2009: 5-6.

作者简介:

路 飞 (1973-), 女, 博士, 副教授. 研究领域: 智能空间技术, 服务机器人, 智能控制.

田国会 (1969-), 男, 博士, 教授. 研究领域: 智能空间技术, 服务机器人, 智能控制.

刘国良 (1983-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 智云机器人技术, 机器人智能感知与自主导航, 信息融合.