

DOI: 10.11992/tis.201705020

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20180408.1601.024.html>

基于 WIFI 指纹定位的仿生 SLAM 研究

秦国威, 孙新柱, 陈孟元

(安徽工程大学 电气传动与控制重点实验室, 安徽 芜湖 241000)

摘 要: 针对复杂室内环境下移动机器人的定位问题, 基于 RatSLAM 模型的定位方法, 由于室内环境的复杂性及易变性, 定位精度及准确性很难得到保证。本文基于此提出 RatSLAM 和 WIFI 相结合的策略, 利用基于 WIFI 信号强度的指纹识别方法, 离线阶段建立位置指纹数据库, 在线定位阶段采用位置指纹定位算法完成认知点的匹配, 从局部场景中获取更加精确的经历制图。实验分析表明: 两种算法的结合使得移动机器人的定位精确度更高, 提高了系统的鲁棒性, 使系统具备了良好的定位性能。

关键词: 无线信号网络; 啮齿类动物模型; 位置指纹; 同步定位与地图构建; 模板匹配; 经历制图; 准确率; 精度

中图分类号: TP242.6; TN92 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2018)03-0407-07

中文引用格式: 秦国威, 孙新柱, 陈孟元. 基于 WIFI 指纹定位的仿生 SLAM 研究[J]. 智能系统学报, 2018, 13(3): 407-413.

英文引用格式: QIN Guowei, SUN Xinzhu, CHEN Mengyuan. Bio-inspired SLAM fingerprint location based on WIFI[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(3): 407-413.

Bio-inspired SLAM fingerprint location based on WIFI

QIN Guowei, SUN Xinzhu, CHEN Mengyuan

(Key Laboratory of Electric Drive and Control, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: From the viewpoint of localization of mobile robots in complex indoor environments, it is difficult to guarantee the localization accuracy of the RatSLAM model owing to the complexity and variability of indoor environments. In this paper, the authors propose a strategy of combining RatSLAM and WIFI by utilizing the fingerprint recognition method based on WIFI signal strength. To this end, a position fingerprint database is established in the offline stage, and the position fingerprint localization algorithm is used to match the cognitive points in the online positioning stage to obtain more accurate experience mapping of a local scene. The experimental results show that the combination of the two algorithms can increase the positioning accuracy of a mobile robot and improve system robustness, thereby providing good positioning performance.

Keywords: wireless signal network; rodent model; position fingerprinting; simultaneous localization and mapping; template matching; experience drawing; accuracy rate; accuracy precision

同步定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 是移动机器人目前面临的重大难题, 解决此问题就是在一个未知环境中创建地图的过程。放置机器人处在一个陌生环境中, 在探索环境, 了解环境的同时, 运用地图追踪机器人在该环境中的位置^[1-4]。但是, 在实际的复杂场景下, 解决 SLAM 问题非常困难。因为移动机器人实质上

就是移动的传感器平台, 传感器虽然类型和能力各有不同, 但是广泛存在里程计漂移和不同的噪声等问题^[5]。后来经过学者们的不断探究, 仿生机器人逐渐凸显出良好的应用前景, 表现出完美的生物合理性和对自然环境的高度适应性^[6]。其中研究最多的为基于啮齿类动物模型 RatSLAM^[7-10], RatSLAM 将路径积分和视觉场景信息集成到位姿感知细胞模型中, 从而使得移动机器人具备一定的更新预测能力, 与此同时建立了存储时间、空间以及视觉等信

收稿日期: 2017-05-16. 网络出版日期: 2018-04-08.

基金项目: 安徽省高校优秀青年人才支持计划项目 (gxyqZD2018050).

通信作者: 孙新柱. E-mail: xzsun@ahpu.edu.cn.

息的经历制图算法,目前已经广泛用于机器人的定位导航工作中,解决了众多 SLAM 难以解决的问题。但是 RatSLAM 模型获取的视觉场景信息以及测距里程计信息均存在一定程度的误差,文献[11]针对视觉里程计的误差引入 FAB-MAP(fast appearance based mapping),这种基于历史模型的闭环检测算法,通过实时关键帧的匹配,可以提高系统的稳定性,但是定位的精度不稳定。所以 RatSLAM 模型定位的精度有待进一步提高。

随着科学技术的发展,目前提高定位精度的方法多种多样,主流的定位技术有无线局域网 (wireless fidelity, WIFI)、蓝牙、无线个域网 ZigBee、惯性定位技术和 diti 等^[12]。文献[13]针对提高室内精度的需求,提出了基于地图匹配技术和指纹技术的蓝牙定位方法,但是此定位方法传输距离太近。文献[14]针对现阶段矿井井下难以实现真三维人员定位等问题,提出了一种将三维度可视化与 Zigbee 无线网络技术相融合的新颖算法,即真三维的煤矿人员定位系统,然而此方法定位抗干扰的能力较差。文献[15]为了精确地判断设备是否在特定建筑物内部或外部,提出了一种基于接收 WIFI 信号的二进制分类器,来推断室内或室外条件,精度较高,但此二进制分类器模型算法的复杂性较大,难以完成。文献[16]针对地下矿山环境的复杂性,以及定位井下救援人员的困难性,对现有定位技术也进行了研究和比较,相比较而言, WIFI 传输速率更快,定位精度更高,应用的价值更大^[17-19]。文献[20]就 RatSLAM 定位精度问题,提出了将地磁场与 RatSLAM 相结合的方法,根据地磁区域的畸变,利用模板匹配定位的精度虽然比单独的 RatSLAM 定位取得了更好的效果,但精度仍达不到预期。

综合考虑,本文拟采用 RatSLAM 与 WIFI 结合的方法,解决原有 RatSLAM 定位精确度不高的问题。

1 RatSLAM 模型

RatSLAM 模型是将头方向细胞和位置细胞合并,形成一个称为位姿细胞的新细胞类型。头方向细胞反映机器人的朝向,位置细胞则反映机器人的位置。机器人的位姿信息即被编码在位姿感知细胞单独的竞争性吸引子网络 (CAN) 模块中,经过位姿感知细胞各自的加工处理,机器人自中心信息和非中心信息刺激影响位姿细胞的活动。RatSLAM 完整模型的结构如图1所示。

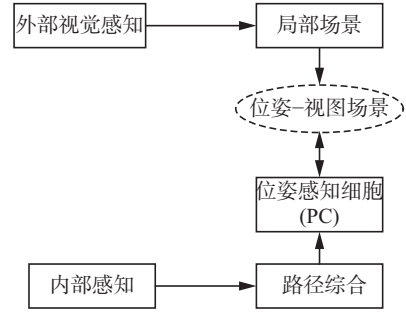


图1 RatSLAM 系统结构
Fig. 1 RatSLAM system structure

1.1 位姿表征

RatSLAM 模型为了形成位姿感知细胞群,将头方向细胞和位置细胞模型化为位姿细胞的竞争性吸引子网络结构综合起来形成一个三维立方体。位姿细胞以 (x, y, θ) 的样式进行排列,可以同时实现机器人的多个位姿估计,如图2所示。

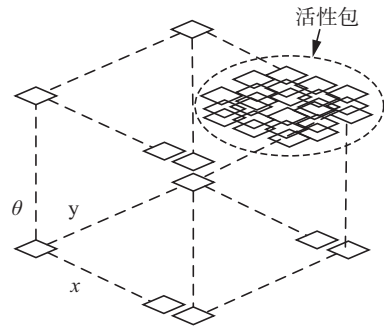


图2 3维位姿感知细胞模型
Fig. 2 Model of three-dimensional posture-sensing cell

对于头方向和位置感知网络,竞争性吸引子网络的动力学系统始终操纵位姿感知细胞网络内部的活动,内部动态过程可分为以下3个阶段。

1) 兴奋度更新

每个位姿感知细胞用兴奋度权重矩阵来表述对该细胞矩阵中其他细胞的投射行为,创建的兴奋度权重矩阵 ϵ_{def} 为位姿细胞平面 (x, y) 中对应着兴奋性的一个二维高斯分布和 θ 中对应着一维分布的乘积,如式(1)所示:

$$\epsilon_{def} = e^{-\frac{(d^2 + e^2)}{k_{xy}}} e^{-\frac{f^2}{k_\theta}} \quad (1)$$

式中: k_{xy} 和 k_θ 分别为 (x, y) 平面与 θ 维的方差常数; d 、 e 、 f 是 x 、 y 、 θ 的分布系数。

因兴奋性而使位姿感知细胞活动产生变化的表示如式(2):

$$\Delta Q_{xy\theta} = \sum_{d=0}^{N_x} \sum_{e=0}^{N_y} \sum_{f=0}^{N_\theta} \epsilon_{(d-x)(e-y)(f-\theta)} Q_{def} \quad (2)$$

式中: N_x 、 N_y 、 N_θ 是在 (x, y, θ) 空间中的位姿感知细胞3维矩阵元素。

2) 全局抑制

因为多个活性包表示的多个位姿假设的完成需要一段时间,而且会不段加强,因此抑制是比较缓慢的,即在相当长的一段时间内相互竞争的活性包会同时存在,全局抑制后的活动水平 $Q_{xy\theta}^{t+1}$ 为

$$Q_{xy\theta}^{t+1} = \max[Q_{xy\theta}^t + \delta(Q_{xy\theta}^t - \max(Q)), 0] \quad (3)$$

式中抑制常数 δ 控制全局抑制水平,兴奋度水平仅限为一个非负数。

3) 归一化

归一化就是保持位姿感知细胞在获得视觉等输入后的总活性,归一化后姿态细胞的活性水平为

$$Q_{xy\theta}^{t+1} = \frac{Q_{xy\theta}^t}{\sum_{d=0}^{N_x} \sum_{e=0}^{N_y} \sum_{f=0}^{N_\theta} Q_{def}^t} \quad (4)$$

1.2 视觉场景的学习

局部视觉细胞和位姿感知细胞之间存在相互作用,通过建立局部场景细胞和位姿感知细胞之间相关的连接,将激活的局部场景细胞中的能量注入到位姿感知细胞中,局部场景与可用的机器人位置连接起来,被更新的连接强度 $\alpha_{ixy\theta}^{t+1}$ 则可表示为

$$\alpha_{ixy\theta}^{t+1} = \max(\alpha_{ixy\theta}^t, \lambda V_i Q_{xy\theta}) \quad (5)$$

式中: V_i 为局部视觉场景细胞的活性水平; $Q_{xy\theta}$ 为位姿感知细胞的活性水平。

1.3 经历地图的构建

经历都具有一个活性水平,活性水平由位姿感知细胞和局部场景网络中能量峰与每一个经历相关单元之间接近程度所决定。每一个经历在位姿感知细胞和视觉局部场景细胞中有一个相关的活性区域。当能量峰处于这些活性区域时,该经历立刻被激活,这些区域在位姿感知细胞内部是连续的,而在视觉局部场景细胞中的相关区域却是非连续的。一个经历能级 $E_{xy\theta}$ 和第 i 个经历的总能级水平 E_i 由式(6)、(7)计算可得:

$$E_{xy\theta} = \begin{cases} 0, & r_r > 1 \\ 0, & \theta_r > 1 \\ 2 - \frac{\sqrt{(x_{pc} - x_i)^2 + (y_{pc} - y_i)^2}}{r_a} - \frac{|\theta_{pc} - \theta_i|}{\theta_a}, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$E_i = \begin{cases} 0, & V_{curr} \neq V_i \\ E_{xy\theta}, & V_{curr} = V_i \end{cases} \quad (7)$$

式中: x_{pc} 、 y_{pc} 和 θ_{pc} 为最大活性姿态细胞的坐标; x_i 、 y_i 、 θ_i 为与该经历相关的位姿感知细胞的坐标; r_a 为 (x, y) 平面的区域常数; θ_a 为 θ 维上的区域常数; V_{curr} 为当前场景; V_i 为与经历 i 相关的场景。

2 WIFI 与 RatSLAM 结合

2.1 WIFI 指纹定位的原理

本文采用的WIFI定位方法为位置指纹定位方

法。与通常意义下的指纹识别相似,位置指纹定位识别主要依靠表示目标特征的数据库进行辨认。基于信号强度RSSI的位置指纹定位方式分为两个阶段:离线采集阶段和在线定位阶段。具体WIFI指纹定位原理图如图3所示。

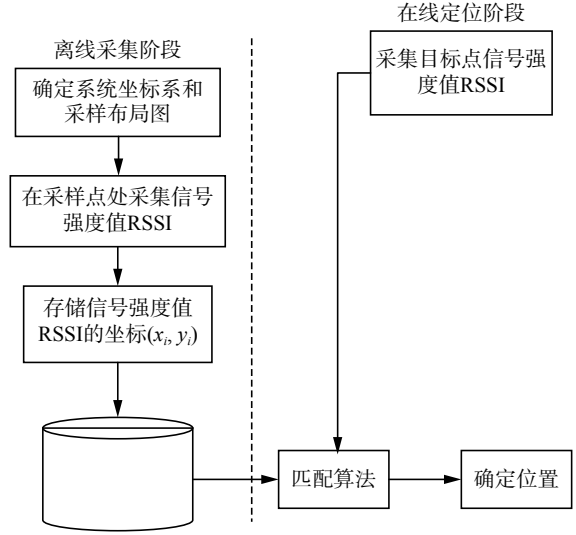


图3 WIFI 指纹定位原理图

Fig. 3 WIFI positioning schematic

2.1.1 离线采集阶段

离线采集阶段的主要任务是采集定位区域各参考点的特征信息,建立位置指纹数据库。首先绘制定位区域地图,规划一系列的测试参考点,依次测量各参考点来自不同AP的RSSI值(多次测量取平均值)作为该参考点的信号特征数,并按一定格式记录在位置指纹数据库中,该数据库也称为位置指纹地图。

室内环境下WIFI指纹图的建立方法如下:在定位环境中按照一定规则选取参考点,并在每个参考点上对各个AP的信号强度连续采样一段时间,得到每个AP的均值 m_L 存入数据库中,构成定位指纹图IM:

$$IM = \{ \varphi \quad A \quad M \quad MAC_i \} \quad (8)$$

式中: φ 表示所有参考点的位置集合, $\varphi = \{L_1, L_2, \dots, L_k\}$, $L_i = (x_i, y_i)$ 表示参考点的位置, k 为参考点的数量; $A = \{AP_1, AP_2, \dots, AP_R\}$ 表示地图中所有观测到AP的组成集合; MAC_i 表示第 i 个参考点的MAC地址值, M 为定位指纹中所有均值的集合,即

$$M = \begin{bmatrix} m_{L_1 AP_1} & m_{L_1 AP_2} & \dots & m_{L_1 AP_R} \\ m_{L_2 AP_1} & m_{L_2 AP_2} & \dots & m_{L_2 AP_R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{L_k AP_1} & m_{L_k AP_2} & \dots & m_{L_k AP_R} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中 $m_{L_i AP_j}$ 为第 j 个AP在参考点 L_i 处的均值。

2.1.2 在线定位阶段

1) AP 的选取策略

①假设室内定位环境可用的参考点 AP 个数为 T , 选取其中 S 个 AP 的优化子集则可以将信号空间的维度从 T 维降到 S 维, 因而可以减少计算量。对于选取的 S 个 AP 进行两两组合, 按照式 (10) 计算每个组合的互信息, 查找出互信息最小的组合, 其对应的 AP_m 、 AP_n 作为两个初始参考点 AP。

$$MI(AP_m, AP_n) = H(AP_m) + H(AP_n) - H(AP_m, AP_n) \quad (10)$$

式中: $MI(AP_m, AP_n)$ 表示两个不同 AP 的互信息; $H(AP_m, AP_n)$ 表示两个 AP 的组合信息熵。

②按照式 (11) 分别计算余下的 $S-2$ 个 AP 与两个初始 AP 组合的互信息。

$$MI(AP_m, AP_n, AP_i) = H(AP_m, AP_n) + H(AP_i) - H(AP_m, AP_n, AP_i) \quad (11)$$

找出能使 MI 最小的 AP 作为最优化 AP 子集的第 3 个 AP。

③依次按照②的形式选取下一个最优的 AP, 依次迭代, 直到选取出 S 个最优 AP 为止。第 R 个最优的 AP 的选取算式为

$$MI(AP_1, AP_2, \dots, AP_R) = H(AP_1, AP_2, \dots, AP_{R-1}) + H(AP_R) - H(AP_m, AP_n, \dots, AP_R) \quad (12)$$

2) 贝叶斯位置估计策略

针对上述的互信息最小化 AP 选取策略, 进一步使用贝叶斯后验估计进行组合优化, 使得 WIFI 指纹定位算法的位置估计精度和可靠度大大提升。

贝叶斯后验估计的基本原理为

$$p(L_i | \mathbf{RSSI}) = \frac{p(\mathbf{RSSI} | L_i) p(L_i)}{p(\mathbf{RSSI})} \quad (13)$$

式中: \mathbf{RSSI} 表示多个 AP 在位置估计点的 RSSI 观测值; $p(L_i | \mathbf{RSSI})$ 表示位置 L_i 在给定 RSSI 条件下的概

率, 即在观测到 RSSI 向量的情况下, 定位点出现在 L_i 的概率; $p(\mathbf{RSSI} | L_i)$ 表示 RSSI 观测值在给定位置 L_i 条件下的概率; $p(L_i)$ 表示位置 L_i 的概率, 通常不考虑指纹点之间的差异, 即指纹点等概率; $p(\mathbf{RSSI})$ 表示 RSSI 出现的全概率, 其算式为

$$p(\mathbf{RSSI}) = \frac{C(\mathbf{RSSI}_1, \mathbf{RSSI}_2, \dots, \mathbf{RSSI}_M)}{K} \quad (14)$$

式中: $C(\mathbf{RSSI}_1, \mathbf{RSSI}_2, \dots, \mathbf{RSSI}_M)$ 表示指纹点观测到的指定 RSSI 向量的个数; K 表示指纹点观测历元数。

将上述全概率算式带回贝叶斯后验估计式, 从而计算出后验条件概率。采用多个指纹点的贝叶斯权重位置估计算式能够在较短时间内算出位置估计点的位置。

$$(x, y) = \sum_{i=1}^K \omega_i(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^K \frac{p(\mathbf{RSSI} | L_i) p(L_i)}{p(\mathbf{RSSI})} (x_i, y_i) \quad (15)$$

式中: (x, y) 表示位置估计点的二维坐标; (x_i, y_i) 表示第 i 个指纹点的坐标; ω_i 表示第 i 个指纹点的加权重, 即贝叶斯后验条件的概率; K 表示邻近点个数。

2.2 WIFI 与 RatSLAM 的融合

将无线信号网络 WIFI 作为一种传感器用到 RatSLAM 当中, 如图 4 所示, 其定位模型由 3 个主要部分组成, 分别为局部视觉网络、位姿细胞网络和经历制图。局部视觉细胞网络除了获取场景的视觉信息外, 还存储环境 WIFI 信号强度的感应快照, 被称为局部场景模板。局部视觉场景模板用来辨识熟悉的环境。当新输入的局部场景的信息与已存在的局部场景模板匹配时, 位姿细胞网络的活性因子被激活, 此时利用前文所述的 WIFI 指纹定位算法进行准确定位, 二者结合能够很大程度上阻止错误匹配的发生。

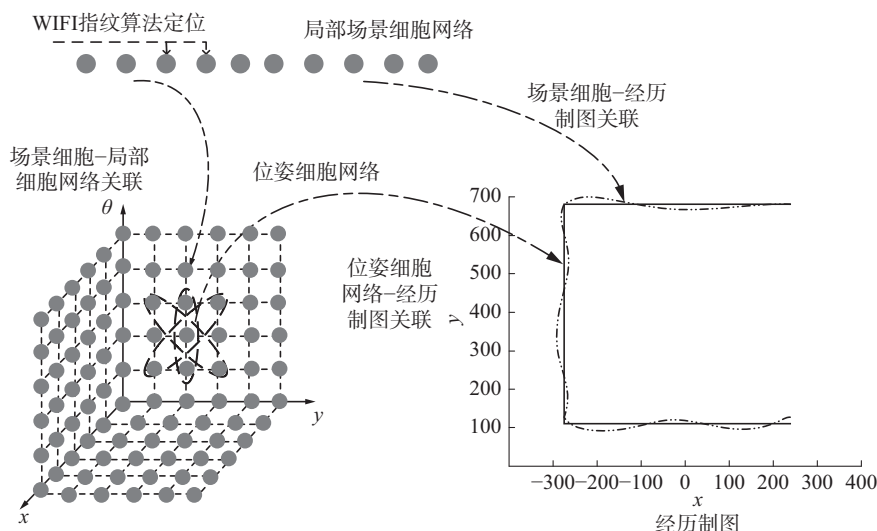


图4 基于WIFI的RatSLAM结构图

Fig. 4 WIFI-based RatSLAM structure diagram

3 仿真实验与分析

为了验证本文的可行性与正确性,本文在PC机上进行多次仿真实验,处理器为i3-3240,主频为3.4 GHz,内存为4 GB,用MATLAB2014a软件进行实验仿真。

3.1 WIFI 模板匹配

WIFI 模板匹配结果如图5所示。模板认知点是由机器人捕捉的独特的局部场景组成,每次获取的局部场景即为一个经历认知点。当经历认知点与模板认知点足够相似时,就会完成模板匹配。图5中,每个灰色圆圈代表此时创建或匹配一个特定的模板认知点;每个黑色菱形表示获得一个新的经历认知点。由图5可知,此实验循环3次,两次重定位。图5(a)为RatSLAM算法的模板匹配图。图5(b)为RatSLAM与WIFI算法结合产生的模板匹配图,当黑色菱形与灰色圆圈重合或十分接近时,表示匹配成功,受外界不确定因素的影响,偶尔也会出现一些误匹配。对比图5(a)和(b),图5(b)的匹配点更多,误匹配更少,所以图5(b)匹配的效果要好于图5(a)。因此可以得出:结合后的算法比单独的RatSLAM算法重定位的效果更好,定位的准确率更高。

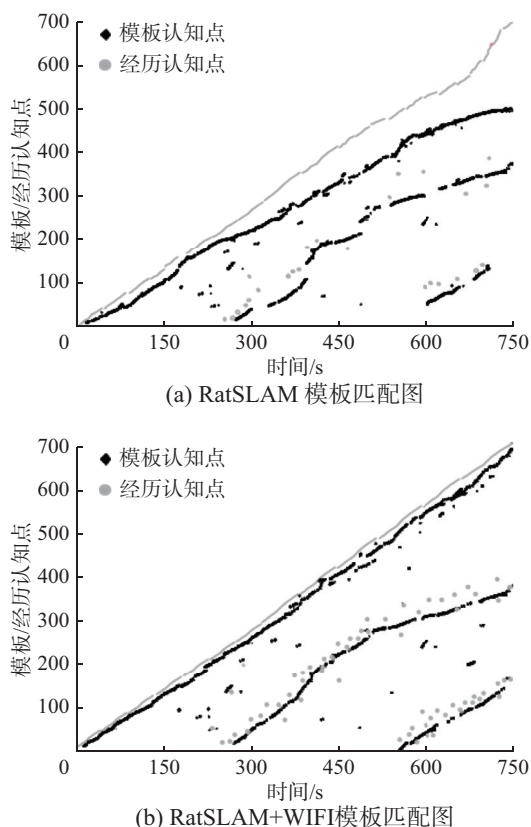


图5 模板经历匹配图

Fig. 5 Template of experience-matching graph

3.2 算法经历制图的对比

实验的地点为一会议室,平面图及移机器人的路径如图6所示,起点为A,终点为B。RatSLAM+WIFI及RatSLAM算法的经历制图如图7所示。对比两种算法的经历制图可知,融合算法后的经历制图在拐角处路径误差明显比融合前算法要大,而且,融合后算法整个经历制图要更平滑,误差维持在一个较小值且变化幅度很小,效率更高。所以,融合后算法的经历制图优于融合前。

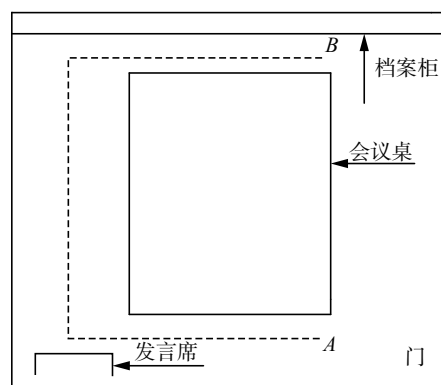


图6 会议室平面图及路径

Fig. 6 Floor plan and path of conference room

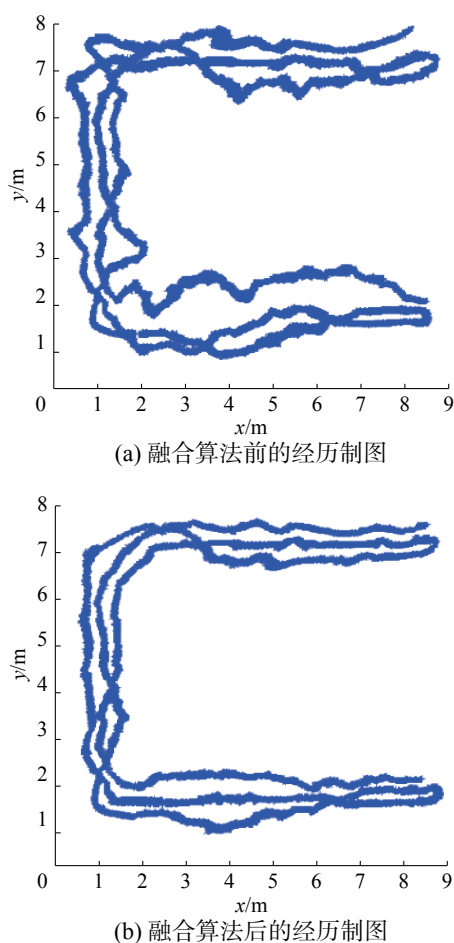


图7 经历制图

Fig. 7 Experience mapping

3.3 算法定位准确度对比

算法定位准确度是指在给定的误差的前提下, 算法成功定位的概率。当给定误差都较小时, 两种算法定位的准确度都较低, 如图8所示。随着给定误差的逐渐增大, 定位成功率也随之提高。RatSLAM+WIFI算法在0.2 m之内就达80%, 然而单独的RatSLAM算法在0.3 m以上才可以达到这个指标。不难得出, 结合后的算法比结合前的算法准确度更高, 连续性更好, 误差波动性更小。

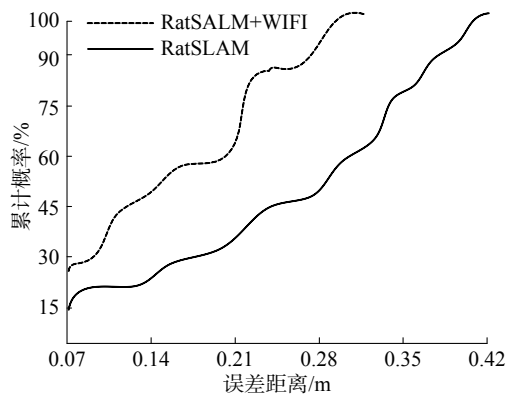


图8 两种算法定位准确度对比

Fig. 8 Comparison of positioning accuracy of two algorithms

3.4 算法定位误差的比较

表1为两种算法精度指数比较, 由表1可知, 融合之后算法的最大绝对误差和平均误差都比单个的RatSLAM定位小, 准确率更高。所以, 融合后的算法的精确度更高。

表1 算法精度指数对比表

Table 1 Comparison of algorithm accuracy index

定位方法	最大绝对误差 MAE/m	平均误差/m	准确率/%
RatSLAM+WIFI	0.292 8	0.152 8	90.423 6
RatSLAM	0.412 9	0.310 9	88.201 4

4 结束语

本文系统地研究了基于WIFI无线信号强度的移动机器人RatSLAM问题, 利用离线采样方式建立了环境的WIFI指纹图, 实现了WIFI指纹算法用于RatSLAM模型的局部场景网络中, 实现在线精准定位, 通过实验得出, 此种融合算法使位置定位精确度得到了很大提高。与此同时, 本文提出的算法无需在环境中架设专用的定位网络或改造现有的WIFI信号发射装置, 因此, 提高了算法的实用性, 同时降低了定位系统的成本。虽然此文的融合算法对RatSLAM定位精度等方面有些许的贡献,

但还有提升空间, 未来多种无线信号网络定位技术结合的方法与RatSLAM结合将会是一个热门的研究方向。

参考文献:

- [1] 王宏健, 傅桂霞, 边信黔, 等. 基于SRCKF的移动机器人同步定位与地图构建[J]. 机器人, 2013, 35(2): 200–207.
WANG Hongjian, FU Guixia, BIAN Xinqian, et al. SRCKF based simultaneous localization and mapping of mobile robots[J]. Robot, 2013, 35(2): 200–207.
- [2] 宋宇, 李庆玲, 康铁非, 等. 平方根容积 Rao-Blackwillised 粒子滤波 SLAM 算法[J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 357–367.
SONG Yu, LI Qingling, KANG Yifei, et al. SLAM with square-root cubature Rao-Blackwillised particle filter[J]. Acta automatica sinica, 2014, 40(2): 357–367.
- [3] 刘建华, 刘华平, 杨建国, 等. 测距式传感器同时定位与地图创建综述[J]. 智能系统学报, 2015, 10(5): 655–662.
LIU Jianhua, LIU Huaping, YANG Jianguo, et al. A survey of range-only SLAM for mobile robots[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(5): 655–662.
- [4] 罗元, 余佳航, 汪龙峰, 等. 改进 RBPF 的移动机器人同步定位与地图构建[J]. 智能系统学报, 2015, 10(3): 460–464.
LUO Yuan, YU Jiahang, WANG Longfeng, et al. Simultaneous localization and mapping of an improved RBPF based mobile robot[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(3): 460–464.
- [5] 弋英民, 刘丁, 黄莹. 未知观测噪声时机器人同步定位与地图构建[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(3): 320–325.
YI Yingmin, LIU Ding, HUANG Ying. Robot simultaneous localization and mapping with unknown observation noise[J]. Control theory and applications, 2015, 32(3): 320–325.
- [6] LU Yang, YI Shujuan, LIU Yurong, et al. A novel path planning method for biomimetic robot based on deep learning[J]. Assembly automation, 2016, 36(2): 186–191.
- [7] 陈孟元. 鼠类脑细胞导航机理的移动机器人仿生 SLAM 综述[J]. 智能系统学报, 2018, 13(1): 107–117.
CHEN Mengyuan. Overview of mobile robot bionic slam based on navigation mechanism of mouse brain cells[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(1): 107–117.
- [8] MILFORD M J, WYETH G F, PRASSER D. RatSLAM: a hippocampal model for simultaneous localization and mapping[C]//Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, LA, USA, 2004: 403–408.
- [9] MILFORD M, JACOBSON A, CHEN Zetao, et al. RatSLAM: using models of rodent hippocampus for robot

- navigation and beyond[M]//INABA M, CORKE P. Robotics Research: the 16th International Symposium ISRR. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- [10] 张潇, 胡小平, 张礼廉, 等. 一种改进的 RatSLAM 仿生导航算法[J]. 导航与控制, 2015, 14(5): 73–79, 47.
ZHANG Xiao, HU Xiaoping, ZHANG Lilian, et al. An improved bionic navigation algorithm based on RatSLAM[J]. Navigation and control, 2015, 14(5): 73–79, 47.
- [11] GLOVER A J, MADDERN W P, MILFORD M J, et al. FAB-MAP + RatSLAM: appearance-based SLAM for multiple times of day[C]//Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Anchorage, AK, USA, 2010: 3507–3512.
- [12] WU Lei. Wireless network positioning technology[C]//Proceedings of 2015 International Conference on Management, Education, Information and Control. Shenyang, China, 2015: 830–833.
- [13] 苏松, 胡引翠, 卢光耀, 等. 低功耗蓝牙手机终端室内定位方法[J]. 测绘通报, 2015(12): 81–84, 97.
SU Song, HU Yincui, LU Guangyao, et al. Indoor localization method with the low power-consuming Bluetooth mobile phone terminals[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2015(12): 81–84, 97.
- [14] 孟祥瑞, 徐雪战, 赵光明, 等. 基于三维可视化与 Zigbee 技术的真三维煤矿人员定位[J]. 煤炭学报, 2014, 39(S2): 603–608.
MENG Xiangrui, XU Xuezhao, ZHAO Guangming, et al. True three-dimensional coal mine personnel positioning system based on 3D visualization and Zigbee technology [J]. Journal of China coal society, 2014, 39(S2): 603–608.
- [15] Canovas O, Lopez-de-Teruel P E, Ruiz A. Detecting indoor/outdoor places using WiFi signals and AdaBoost[J]. IEEE sensors journal, 2017, 17(5): 1443–1453.
- [16] 王雪莉, 卢才武, 顾清华, 等. 无线定位技术及其在地下矿山中的应用[J]. 金属矿山, 2009(4): 121–125.
WANG Xueli, LU Caiwu, GU Qinghua, et al. Wireless localization technique and its application in underground mines[J]. Metal mine, 2009(4): 121–125.
- [17] BERKVEN R, JACOBSON A, MILFORD M, et al. Biologically inspired SLAM using Wi-Fi[C]//Proceedings of 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, IL, USA, 2014: 1804–1811.
- [18] FERRIS B, FOX D, LAWRENCE N. WiFi-SLAM using Gaussian process latent variable models[C]//Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Hyderabad, India, 2007: 2480–2485.
- [19] BISWAS J, VELOSO M. WiFi localization and navigation for autonomous indoor mobile robots[C]//Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Anchorage, Alaska, USA, 2010: 4379–4384.
- [20] BERKVEN R, VANDERMEULEN D, VERCAUTEREN C, et al. Feasibility of geomagnetic localization and geomagnetic RatSLAM[J]. International journal on advances in systems and measurements, 2014, 7(1/2): 44–56.

作者简介:



秦国威, 男, 1994 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉和仿生导航算法。



孙新柱, 男, 1974 年生, 副教授, 主要研究方向为运动控制系统分析与设计、智能机器人运动控制。主持多项省级自然科学基金项目, 获安徽省教学成果二等奖 1 项、安徽省科技进步三等奖 1 项。发表学术论文 20 余篇。



陈孟元, 男, 1984 年生, 副教授, 主要研究方向为移动机器人地图构建及同步定位。主持安徽省高等学校自然科学基金项目 10 余项, 授权国家发明专利 4 项。发表学术论文 30 余篇。