

基于人行为地图的室内 PIR 定位方法

杨 丹, 徐 彬

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 针对老人家庭看护中的室内定位问题,提出了一种基于人行为地图的室内热红外释电传感器(pyroelectric infrared sensor, PIR)定位方法. 首先采集 PIR 传感器检测身体运动信号来确定人在室内的初步位置信息;利用惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)检测 3D 加速度信号识别人在室内的基本日常行为——躺、坐、站、走;利用 IMU 的 3D 加速度信号估计人的室内移动速度和方向;通过行为习惯观察,建立相应的躺、坐、站、走的行为地图;通过粒子滤波方法融合上述传感器信息,实现定位. 实验结果表明,提出的方法在定位时,既保护人的隐私,也提高基于 PIR 传感器定位的精度及稳定性.

关 键 词: 室内定位;行为地图;热红外释电传感器;惯性测量单元;粒子滤波

中图分类号: TN 98 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2018)06-0776-05

PIR-based Indoor Localization Method Combined with Human Behavior-based Map

YANG Dan, XU Bin

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: XU Bin, E-mail: xubin@mail.neu.edu.cn)

Abstract: Aiming to human localization method for elder people assisting in smart home, a method was proposed to realize the indoor localization by pyroelectric infrared sensor (PIR) combined with human behavior-based map. PIRs were used for collecting body motion signal to localize the subject's raw position in the room. One inertial measurement unit (IMU) was used to collect 3D motion data for human daily body activity recognition such as lying, sitting, and standing. The other IMU was used for velocity and direction estimation. The related behavior-based maps were built by human habits observation. Particle filters method was presented to fuse the data from PIR and IMU, and took into account these prior behavior-based maps to get more accurate localization. Experimental results showed that the proposed approach has the advantage of protecting the privacy while maintaining high accuracy and stability of indoor localization.

Key words: indoor localization; behavior-based map; pyroelectric infrared sensor(PIR); inertial measurement unit(IMU); particle filters

随着居住方式、家庭结构、人口流动等诸多因素变化,“空巢家庭”中老年人的看护问题日趋突出^[1]. 实时有效的室内位置信息,是实现老人家庭看护智能化的前提^[2].

目前,有一些应用于智能家居系统监控老年人在室内的活动情况及定位的装置及方法. 文献[3]采用摄像头实现人的室内定位,这种方法定位效果好、误差小;但系统受光线条件影响且容易

暴露看护人群隐私;文献[4]使用感知传感器进行定位,在室内地板上安装 1140 块感知传感器通过检测人的体重来实现定位,这种系统实施费用高、安装过程繁琐. 近年来 PIR 因其价格低廉、应用简单、不涉及隐私问题,被广泛应用到室内定位研究中. 文献[5]采用层次化菲涅耳透镜阵列限定 PIR 的感知区域,文献[6]采用一个节点包含多个 PIR 优化 PIR 感知重叠区域,文献[7-8]都

是采集多种传感器信号,通过信息融合方法,提高定位系统准确性;文献[9]定义一个二维向量作为 PIR 的输出,创建三个传感器的输出类别,通过贝叶斯分类器来估计位置。这些方法在一定程度上提高了 PIR 定位系统的空间分辨率。

本文基于身体行为与位置的关系,针对 PIR 定位系统的空间分辨率不足问题,提出一种基于人行为地图的 PIR 室内定位方法。提出的方法:首先观察人的行为习惯,建立相应的行为地图,确定在家居环境中不同身体状态对于室内不同区域的访问概率,作为粒子滤波估计方法的先验知识;采集已布局的 PIR 输出,粗略定位人的位置信息;采集 IMU 传感器数据,分别用于人在室内移动速度及方向估计和室内基本日常身体行为识别;通过粒子滤波算法融合 PIR、IMU 传感器的信息,结合人行为地图的先验,实现人的室内位置定位。

1 提出方法描述

方法的信息预处理阶段分两个子步骤:①基于 PIR 的位置粗算:通过 PIR 的观察值 z_k^{PIR} ,粗略估计室内位置 $s'_k = [x'_k, y'_k]$;②两个 IMU 传感器数据处理:根据 IMU 的观察值 z_k^{IMU1} 估计人的移动速度 v_k 和方向 θ_k ;根据 IMU 的观察值 z_k^{IMU2} 识别人行为,载入相应的行为 A_i 的地图 $p(s_k | M_{A_i})$ 。传感器信息融合阶段,通过粒子滤波算法融合 PIR 的观察值 z_k^{PIR} 得到的 s'_k ,通过 IMU 观察值 z_k^{IMU1} , z_k^{IMU2} 得到的速度 v_k ,方向 θ_k 以及行为地图 $p(s_k | M_{A_i})$,估算人的位置 \bar{s}_k 。

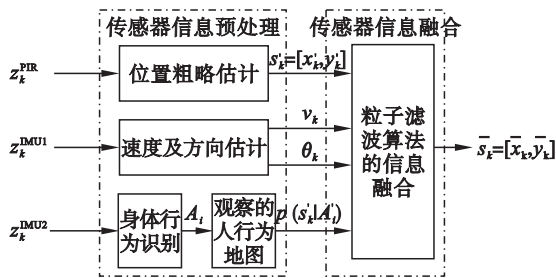


图 1 提出方法的系统结构

Fig. 1 System structure by the proposed method

2 方法的实现方案

2.1 基于 PIR 传感器的位置粗识

PIR 传感器的感知参数模型:

$$P_i(z_k^{\text{PIR}} | s'_k) = \begin{cases} 1, & |s'_k - C_i| \leq r_i; \\ 0, & |s'_k - C_i| > r_i. \end{cases}$$

其中: $P_i(z_k^{\text{PIR}} | s'_k)$ 表示第 i 个 PIR 传感器在 k 时刻感知概率;中心坐标 $C_i = [cx_i, cy_i]$;传感器半径 r_i 。PIR 布局如图 2 所示,则室内平面根据 PIR 输出可划分 3 种:在一个 PIR 感知范围内;同时在两个 PIR 感知范围内;不在任何一个 PIR 感知范围内。

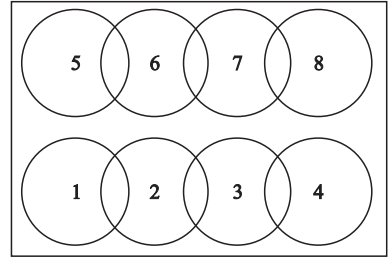


图 2 PIR 布局

Fig. 2 The layout of PIR

2.2 基于 IMU 的速度 v_k 和方向 θ_k 估计

已知 k 时刻前的 IMU 传感器数据 $z_{1:k-1}^{\text{IMU}}$ 和速度 $v_{1:k-1}$, k 时刻的 IMU 传感器数据 z_k^{IMU} , 估计 k 时刻的速度 v_k , 可根据概率论中求和及内积准则,获得人在室内移动的速度 $p(v_k | z_k^{\text{IMU}}, z_{1:k-1}^{\text{IMU}}, v_{1:k-1})$ 分布:

$$p(v_k | z_k^{\text{IMU}}, z_{1:k-1}^{\text{IMU}}, v_{1:k-1}) = \int p(v_k | z_k^{\text{IMU}}, w) p(w | z_{1:k-1}^{\text{IMU}}, v_{1:k-1}) dw.$$

方向估计依赖于人的速度, k 时刻人在室内移动方向 θ_k :

$$\theta_k = N(\theta_{k-1}, \delta_k). \quad (1)$$

式中: N 表示高斯分布函数; θ_{k-1} 是 $k-1$ 时刻的方向; δ_k 为移动方向高斯分布的方差,大小与速度变化相关,满足

$$\delta_k = \begin{cases} 0, & v_k - v_{k-1} < \alpha; \\ 0.5\pi - \arctan \frac{\sqrt{v_k}}{2}, & v_k - v_{k-1} > \alpha. \end{cases} \quad (2)$$

2.3 基于 IMU 的身体行为识别

根据 IMU 传感器的 3D 加速度(重力方向加速度 a_x , 人员移动方向加速度 a_y , 根据右手定则垂直于 a_x 和 a_y 的平面 a_z), IMU 传感器固定在人的右腿上,计算加速度传感器的方差和均值,设定合适阈值,实现 4 种基本的身体行为有效识别,具体步骤:

步骤 1 计算重力加速度 a_x 在 Δt 时间的变化率 $\frac{da_x}{dt}$ 的方差;

步骤 2 计算时间窗口 Δt 内重力加速度方向 a_x 的均值;

步骤 3 方差大于方差阈值 v_{th1} , 当前行为是“走”; 均值大于均值阈值 m_{th2} , 小于均值阈值 m_{th3} , 当前行为是“坐”; 均值大于均值阈值, 当前行为是“躺”; 其余情况时, 当前行为是“站”.

2.4 行为地图的构建

本文构建 4 种行为地图, 包括站、坐、走、躺, 其中站、坐和躺 3 种行为地图和室内环境中家具所在的位置有关, 假设室内家具的位置固定不变. 即“站”的行为与厨房操作台的位置相关, “坐”的行为与客厅沙发、餐桌座椅的位置相关, “躺”的行为与卧室里床的位置相关. 考虑 6 种类型家具 $F \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$: 1 床、2 客厅沙发、3 餐桌、4 厨房水槽、5 门口玄关、6 卫生间洗手池; 3 种基本行为 $A \in \{1, 2, 3\}$, 1“躺”、2“坐”、3“站”; 根据实验中行为习惯的观察统计, 其中“躺”、“站”、“坐”3 种行为与某种家具的关系模型 $P(A|F)$, 如表 1 所列.

表 1 行为与某种家具的关系模型

Table 1 Body activity type to furniture relationship model

行为 A	家具 F					
	1	2	3	4	5	6
1	0.60	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
2	0.25	0.59	0.59	0.01	0.01	0.01
3	0.08	0.06	0.06	0.66	0.66	0.07

其周围区域的访问概率变化采用二维高斯函数得到. “站”、“坐”、“躺”行为地图的访问概率函数 $P(s_k|M_{Ai})$, 可表示为

$$P(s_k|M_{Ai}) = \sum p(s_k|M_F) \cdot G(T, \mu_i, \sigma_i).$$

其中: $G(T, \mu_i, \sigma_i)$ 为高斯函数分布; T 表示室内平面上坐标点; μ_i 表示高斯函数均值即与行为有关的家具中心坐标; σ_i 表示高斯函数的方差观察得到 A_i .

对于室内行走地图, 采用观察这些家具之间行走路径, 统计确定人在这些家具之间行走路径上的权重 w_i , 得到与行走行为相关地图.

$$P(s_k|M_{Ai}) = P(s_k|M_F) \sum_{i=1}^M w_i \cdot G(T, \mu_i, \delta_i) / M.$$

w_i 表示在每条路径上行走的可能性根据经验确定, M 表示观察的行走路径数.

2.5 基于粒子滤波的多传感器信息融合

粒子滤波是贝叶斯滤波算法的一种, 根据概率密度分布 $P(s_k|z_k)$ 估计系统状态 $s_k^{[10]}$. 主要包括基于状态转移模型的预测 $P(s_k|s_{k-1})$ 和基于观察模型 $P(z_k|s_k)$ 的更新两个步骤. 针对室内定位的问题, 系统的状态转移模型 $P(s_k|s_{k-1})$ 定义为

$$S_k = F(v_{k-1}, \theta_{k-1}) s_{k-1} + U_{k-1}.$$

其中: 系统状态向量 $S_k = [x_k, 1, y_k, 1]^T$; $F(v_{k-1}, \theta_{k-1})$ 为转换矩阵; U_{k-1} 为测量过程中的噪声.

融合人的行为地图粒子滤波状态转移模型可表示为条件状态转移模型 $P(s_k|s_{k-1}, M_{Ai})$. 当前位置 s_k 与前一时刻位置 s_{k-1} 处于访问概率的相等, 则

$$p(s_k|s_{k-1}, M_{Ai}) = p(s_k|s_{k-1}).$$

否则

$$p(s_k|s_{k-1}, M_{Ai}) = \alpha' p(s_k|s_{k-1}) (p(s_k|M_{Ai}))^\beta.$$

α' 为归一化常数, β 表示行为地图先验概率 $p(s_k|M_{Ai})$ 相对于无条件状态转移模型 $p(s_k|s_{k-1})$ 的重要性. 本文的观察模型为 $p(z_k|s_k) = \sum_i P(z_k^{PIR}|s_k).$

粒子滤波融合 PIR, IMU 传感器信息以及行为地图的室内定位的算法, 具体步骤如下:

步骤 1 初始化人员的室内位置 $s'_k = [x'_k, y'_k]$, x'_k, y'_k 分别为 s'_k 的横坐标、纵坐标, 第 k 个粒子状态即位置具有相同的权重 $w'_k = \frac{1}{N}, k = 1, \dots, N$; N 为预测室内位置点的个数; 令 $k = 1, t$ 为当前时刻.

步骤 2 当有新的传感器观察值 $z_k(t) = \{z_k^{PIR}(t), z_k^{IMU1}(t), z_k^{IMU2}(t)\}.$

a) 如 2.2 小节所述, 通过 IMU 传感器观察值 $z_k^{IMU1}(t)$ 估计速度 $v_{k-1}(t)$ 和方向 $\theta_{k-1}(t)$;

b) 如 2.3 小节所述, 通过 IMU 传感器观察值 $z_k^{IMU2}(t)$ 识别基本身体行为 $A_i(t)$, 载入相应的行为地图 M_{Ai} , 行为地图如 2.4 节所述构建;

c) 根据 $p(s_k|s_{k-1}, M_{Ai})$, 融合速度 $v_{k-1}(t)$, $\theta_{k-1}(t)$ 及 M_{Ai} , 更新粒子状态 s'_k .

步骤 3 根据观察模型 $z_k^{PIR}(t)$, 分配粒子状态权重 $w'_k = p(z_k^{PIR}|s_k) \cdot w_k^{t-1}.$

步骤 4 归一化粒子权重 $w'_k = w'_k / \sum_{k=1}^N w'_k.$

步骤 5 估计状态最优值 $\hat{s}_k = E[s_k^i] = \sum_{i=1}^{N_k} s_k^i \cdot w_k^i / \sum_{i=1}^{N_k} w_k^i.$

3 实验及结果分析

3.1 实验平台

室内定位测试平台是在实验室内模拟搭建普通家居一室一厅的室内格局, 大小 6.6 m × 4.2 m, 在室内安装一套 OptiTrack 光学室内定位跟踪系统, 用于获取准确的人体位置信息对计算

结果进行检验. 在室内棚顶距离地面 2.45 m 高度安装 8 个 PIR 模块, 每个 PIR 的感知半径被限定 1 m, 被追踪者佩戴 2 个 IMU 传感器, 其中一个固定在上腰部用于速度估计; 一个固定在右腿部用于姿态识别, 同时头上戴帽子, 帽子上固定 4 个用于 OptiTrack 系统追踪的 marker. 整个测试平台如图 3 所示.

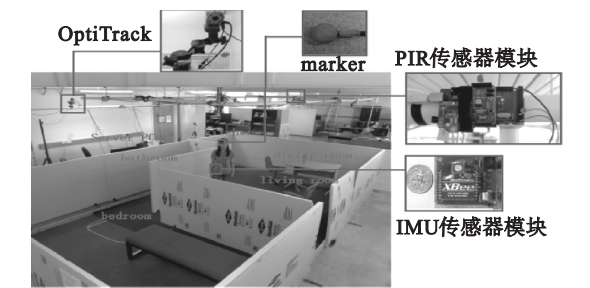


图 3 整个系统测试平台
Fig. 3 Test bed with OptiTrack system

3.2 行为地图构建

实验中假设家具的位置是固定的, 人可以走任何家具及墙壁不占用的空间. 基于 IMU 数据构建人行为地图如图 4 所示. 图 4a 表示“躺”有关地图; 图 4b 表示“坐”有关地图, 沙发边缘、餐椅以及床边这些区域发生概率高, 颜色深浅表示概率最高; 图 4c 表示“站”的地图, 主要行为出现在手盆、厨房位置; 图 4d 表示“走”有关的地图, 被家具占用的空间行走概率几乎为零, 用白色, 随着空间宽度增加, 发生走的行为相应增大, 图中颜色深的区域均表示访问的频率比较高.

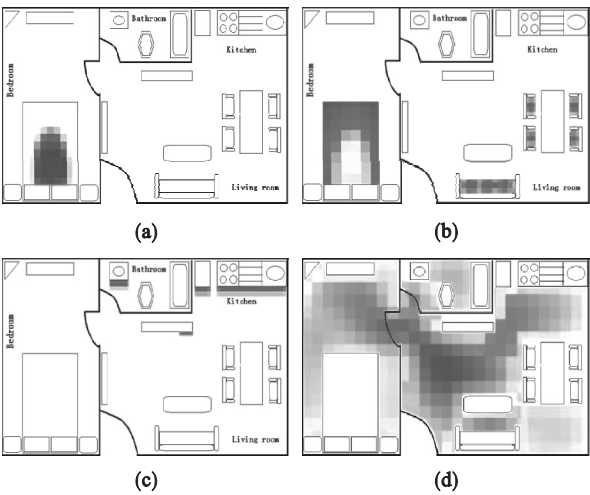


图 4 构建的人行为地图
Fig. 4 Accessible probability conditioned on various activities
(a)—躺; (b)—坐; (c)—站; (d)—走.

3.3 人的室内定位实验

利用 PIR 和人的行为地图, 对预设的室内行

走路径进行了定位实验. 预设路径: 人下班回家后, 先去卫生间洗手; 然后去厨房喝水准备晚餐; 之后在客厅餐桌进餐; 饭后在沙发看电视, 最后回卧室睡觉休息. 预设路径的长度 24 m 左右. 实验中其他实验情况相同的情况下, 比较结合行为地图和无行为地图的条件下的跟踪效果, 同时采用了卡尔曼滤波方法与本文提出的方法进行误差率比较, 如表 2 所示.

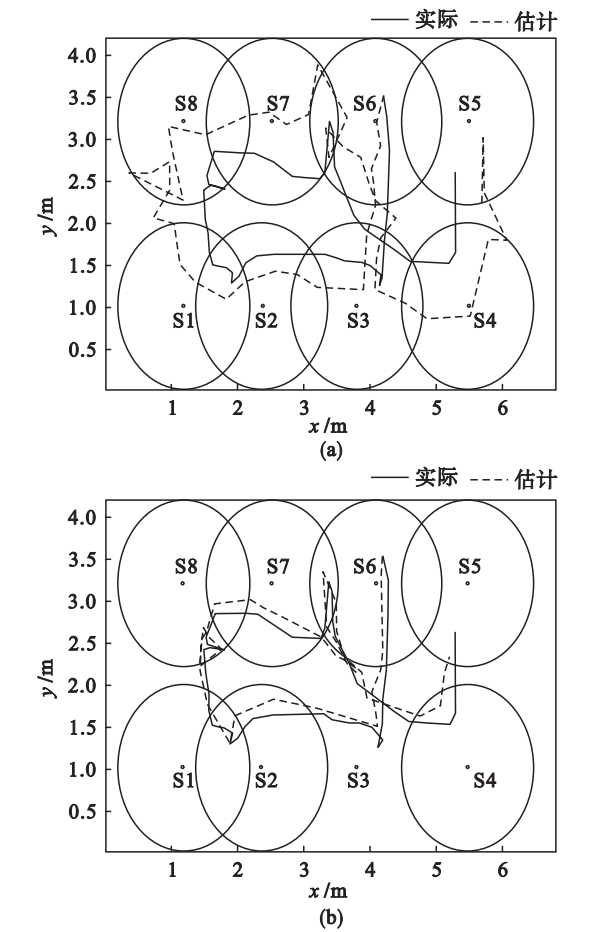


图 5 预设路径基于 PIR 以及结合行为地图的跟踪结果对比
Fig. 5 Tracking results of the test-trajectory in and with the behavior-based map
(a)—基于 PIR; (b)—结合行为地图.

表 2 不同方法结果比较				
Table 2 Comparison results by various methods				
m				
方法	误差 均值	误差 方差	最小 误差	最大 误差
粒子滤波、有行为地图	0.19	0.02	0.05	0.89
粒子滤波、无行为地图	0.39	0.04	0.11	1.01
卡尔曼滤波、有行为地图	0.31	0.11	0.09	1.19
卡尔曼滤波、无行为地图	0.51	0.13	0.48	1.22

从图 5 及表 2 结果可见,结合地图后定位平均误差率减小 0.2 m;相对于卡尔曼滤波,平均误差率减小 0.1 m;同时采用本文提出方法,定位误差的方差最小,方法的稳定性最好,而在不同方法下最大误差的波动不大;定位中有一些点的误差率解决不是很理想.

4 结 语

本文提出了一种利用粒子滤波融合 PIR 和 IMU 传感器信息,结合人行地图的室内定位方法.先利用 PIR 实现室内位置的初步定位,再通过 IMU 传感器采集的信息进行速度方向估计、行为识别,通过粒子滤波方法结合行为地图及传感器信息,实现室内位置的有效定位.为了验证算法的有效性,搭建实验平台并进行方法评估实验.实验结果表明,本文提出的方法能够提高 PIR 为基础的定位系统的准确性.未来的工作主要集中在优化行为地图及多种行为识别,并将该方法扩展到多人定位的系统中.

参考文献:

[1] 黄毅,佟晓光. 中国人口老龄化现状分析[J]. 中国老年学杂志,2012,32 (21) :4853 - 4855.
(Huang Yi, Tong Xiao-guang. Analysis of the current situation of China's population aging[J]. *Chinese Journal of Gerontology*,2012,32 (21) :4853 - 4855.)
[2] Skubic M, Alexander G, Popescu M. A smart home application to eldercare: Current status and lessons learned [J]. *Technology and Health Care*,2009,3:183 - 201.
[3] Bahadori S, Iocchi L, Leone G R, et al. Towards ambient

intelligence for the domestic care of the elderly[J]. *Applied Intelligence: The International Journal of Artificial Intelligence, Neural Networks, and Complex Problem-Solving Technologies*,2007,26(2) :83 - 97.
[4] Takuya M, Tetsushi I, Hiroshi I. Human tracking using floor sensors based on the Markov chain Monte Carlo method [C]//*Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*. Cambridge,2004:917 - 920.
[5] Shen B H, Wang G L. Distributed target localization and tracking with wireless pyroelectric sensor networks [J]. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*,2013,6(4) :1400 - 1418.
[6] Hsiao R S, Chung C H, Cheng S C, et al. Indoor target detection and localization in pyroelectric infrared sensor networks[C]//*Proceedings of the 8th Asia Pacific Wireless Communications Symposium*. Singapore,2011:115 - 119.
[7] Luo R C, Chen O. Indoor human dynamic localization and tracking based on sensory data fusion techniques [C]//*The International Conference on Intelligent Robots and Systems*. St. Louis,2009:860 - 865.
[8] Al-Naimi I, Wong C B, Moore P. Advanced approach for indoor identification and tracking using smart floor and pyroelectric infrared sensors [C]//*The 5th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*. Jordan,2014:1 - 6.
[9] Kim H H, Ha K N. Resident location-recognition algorithm using a Bayesian classifier in the PIR sensor-based indoor location-aware system [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, 2009,39(2) :240 - 245.
[10] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N J, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*,2002,50(2) :174 - 188.