

融合多模传感器的室内实时高精度轨迹生成

刘定俊^{1,2} 蒋鑫龙^{2,3} 刘军发² 陈益强^{1,2}

(湘潭大学信息工程学院 湘潭 411105)¹ (中国科学院计算技术研究所普适计算研究中心 北京 100190)²
(中国科学院大学 北京 100190)³

摘要 提出了一种融合多模传感器的室内实时高精度轨迹生成方法,亦即将室内 Wi-Fi 定位与传感器定位结合起来,生成用户在室内移动的实时轨迹。首先由 Wi-Fi 定位出用户的初始位置,然后结合 Wi-Fi 定位的结果以及多个传感器的数据,得到用户的运动速度以及方向,通过航迹推算算法得到用户下一时刻的位置,最后对得出的位置坐标进行卡尔曼滤波处理,得到用户的位置坐标,最终生成用户移动的实时轨迹。实验结果表明,该方法可以得到比 Wi-Fi 定位更为平滑稠密的移动轨迹,且精确度比其他同类方法更高。

关键词 室内定位,轨迹生成,多模传感器,Wi-Fi 定位

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.1.004

Multi-sensor Fusion Based Indoor Real-time and Highly Accurate Trajectory Generation

LIU Ding-jun^{1,2} JIANG Xin-long^{2,3} LIU Jun-fa² CHEN Yi-qiang^{1,2}

(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)¹

(Research Center for Pervasive Computing, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)²

(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)³

Abstract This paper proposed a multi-sensor fusion based indoor real-time and highly accurate trajectory generation method. Combing the Wi-Fi location and sensors based location, the proposed method can generate the real-time trajectory in indoor area. This method gets the initial position by Wi-Fi location, and then obtains the real-time velocity and heading orientation based on sensors to calculate the next position by dead reckoning method. Finally, Kalman filter is used to get a smoother trajectory. The experiment results show that this proposed method can get more smoother and denser trajectory than the Wi-Fi positioning, and can get higher tracking accuracy than some other similar methods.

Keywords Indoor positioning, Trajectory generation, Multi-mode sensor, Wi-Fi positioning

1 引言

随着智能终端设备和移动互联网技术的快速发展,以及大量传感器在移动智能设备中的普遍使用,基于位置的服务(LBS)^[1]在人们的生活中得到越来越广泛的应用。比如商场可以对大量顾客的移动轨迹进行分析,据此开展个性化服务和商品推荐工作;在监狱、工厂或者煤矿安全监控中,通过获取移动对象的移动轨迹,可以对移动人员进行监控管理。

在室外,可以利用全球定位系统(GPS)^[2]或北斗定位系统^[3]来获取移动用户的运动轨迹信息;但在室内,由于建筑物对卫星信号的遮挡,GPS等定位系统无法对用户进行定位,需要其它专门的系统提供室内位置信息。最初的室内定位技术有红外线定位^[4]、超声波定位^[5]、射频识别定位^[6]、蓝牙(Bluetooth)定位^[7]等,但是这些技术需要在定位区域安装相应的基础设施,成本太高,限制了它们的应用范围。现有基于

Wi-Fi 指纹进行室内定位的技术^[8]可以利用室内环境中现有的 Wi-Fi 信号进行定位,不需要额外铺设设备,大大节约了定位成本,但是由于受终端 Wi-Fi 硬件模块的数据采集频率的限制,基于 Wi-Fi 的定位周期较长,不能提供足够稠密的位置点信息,构成的轨迹图缺乏相应的平滑度。

同时,目前基于移动终端中的运动传感器数据来进行定位也是一个非常重要的研究方向^[9],该技术是一种相对定位技术,具有自主性和连续性,不依赖除移动终端以外的设备,可提供实时的相对位置信息,但是这种方式需要知道终端的绝对初始位置和姿态,才能得出终端的绝对位置坐标。基于传感器的定位主要分为两种:惯性导航定位技术^[10]和行人航迹推算(PDR)技术^[11]。惯性导航技术在时间上对加速度进行二重积分,得出终端的移动距离,但是会造成累积误差,不利于长期使用;PDR 技术通过计算人行走的步长以及步数,得出移动距离,但是由于不同人的行走步长不同,估算步长时

到稿日期:2015-01-12 返修日期:2015-03-15 本文受高动态室内无线环境中渐进式自适应定位方法研究(61173066),基于多目标空间分析的室内无线 AP 布局优化及定位研究(41201410),融合多元传播模型和指纹模型的免标定室内定位方法研究(61472399)资助。

刘定俊(1991-),男,硕士生,主要研究领域为室内定位,E-mail:liudingjun1991@163.com;蒋鑫龙(1988-),男,博士生,主要研究领域为室内定位、机器学习;刘军发(1973-),男,博士,副研究员,硕士生导师,主要研究领域为室内定位、普适计算、机器学习、虚拟现实、人机交互等;陈益强(1973-),男,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为室内定位、普适计算、机器学习、虚拟现实、人机交互等。

会产生误差,而且通过加速度计来估计步数也会产生误差,最终导致在移动距离的计算上产生较大误差。

针对以上问题,提出一种室内实时轨迹生成方法,以解决 Wi-Fi 定位不连续、周期长以及传感器定位的误差累积等问题。其主要思想是,首先通过 Wi-Fi 定位,得出移动终端的初始位置,然后结合 Wi-Fi 定位结果以及移动终端自带的运动传感器数据,得到用户的移动速度及方向,计算出用户相对上一次位置的移动距离及方向,得到此时的位置坐标,最终得到用户的实时运动轨迹。

2 基于 WLAN 的室内定位

基于 WLAN 的室内定位技术^[13]的原理是每一个无线接入点(Access Point, AP)都有一个全球唯一的 MAC 地址,并且一般来说, AP 在一段时间内是不会移动的,移动终端设备在开启 WLAN 的情况下,即可扫描周围环境中的 AP 设备,获取到 AP 对应的 MAC 地址、接收信号强度指示(RSSI)、AP 名字等相关信息,移动终端将当前搜集到的 AP 数据发送到定位服务器,定位服务器通过相应的算法计算出设备的位置并返回给移动终端^[14]。

目前,基于 WLAN 的室内定位方法主要有:基于信号到达时间的定位方法(TOA)、基于信号到达时间差的定位方法(TDOA)、基于信号到达角度的定位方法(AOA)、基于接收信号强度的定位方法(RSSI)等。TOA、TDOA、AOA 等方法需要移动终端对信号到达角度进行精确的测量或者要求移动终端与信号发射端的时间精确同步,对设备的要求非常高。与此相比,基于 RSSI 的定位方法可直接利用现有的无线网络设施进行定位,不需要对移动终端和信号发射端添加任何额外设施,大大降低了定位成本,并且在稳定的室内无线网络环境下,基于 RSSI 的定位方法能够获得较好的定位精度。因此,本文采取了基于 RSSI 的定位方法,该方法分为两个阶段:离线训练阶段和在线定位阶段。

离线训练阶段:在定位区域,每隔一段距离扫描环境中的 Wi-Fi 信息,建立环境中 AP 信号强度与移动终端的位置对应关系,形成定位指纹库(Radio Map)。指纹数据格式如下:

$$\langle X, Y, MAC_1, RSSI_1, \dots, MAC_n, RSSI_n \rangle$$

其中, X, Y 为位置坐标, n 为该指纹中的 AP 个数, MAC 为 AP 对应的 MAC 地址, RSSI 为移动终端在该位置搜索到的该 AP 的信号强度。

在线定位阶段:定位服务器接收到移动终端实时采集到的 AP 信号强度向量后,将其与训练阶段建立的指纹库进行匹配,从而得出移动终端此时的位置并返回给移动终端。

在定位阶段,采用渐进式自适应非等长数据的最近邻匹配算法(Adaptive-KNN)^[15]。如式(1)所示,其中样本之间的距离(相似性)的度量一般采用欧氏距离来表征:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (RSSI_{\alpha} - RSSI_{\beta})^2} \quad (1)$$

其中, n 为终端扫描到的 AP 数目; $RSSI_{\alpha}$ 为离线训练阶段第 i 个 AP 的信号强度值; $RSSI_{\beta}$ 为在线定位阶段的第 i 个 AP 的信号强度值。

在定位服务器上建立定位指纹库后,当用户进入到定位

区域时,将实时扫描到的所有 AP 的信号强度值发送至定位服务器,服务器将接收到的 AP 信号强度与指纹库中的指纹进行比对,通过定位算法确定用户的当前位置。

3 基于传感器的室内定位

基于传感器的室内定位一般使用的是航迹推算算法^[12],即在当前位置已知的情况下,通过设备自带的传感器数据计算出设备移动的距离和方向,进而计算出下一时刻设备的位置。

航迹推算示意图如图 1 所示。

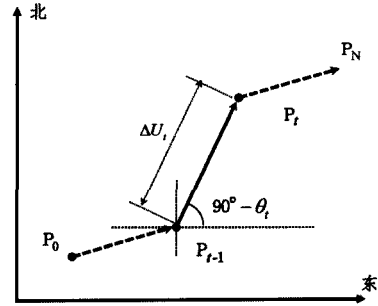


图 1 航迹推算示意图

其状态转换方程如式(2)所示:

$$\begin{cases} x_t = x_{t-1} + \Delta U_t \sin \theta_t \\ y_t = y_{t-1} + \Delta U_t \cos \theta_t \\ \theta_t = \theta_{t-1} + \Delta \theta_t \end{cases} \quad (2)$$

其中, (x_t, y_t) 、 θ_t 分别为 t 时刻设备的位置坐标和运动方向(相对于正北方向), ΔU_t 、 $\Delta \theta_t$ 为用户在时刻 $t-1 \sim t$ 中的移动距离以及偏移方向。

航迹推算算法中,在得到用户的当前位置,并对下一时刻的位置进行计算时,关键是要得到用户的移动距离 ΔU_t 和偏移方向 $\Delta \theta_t$,计算方法主要有惯性导航定位技术与行人航迹推算技术(PDR)。

惯性导航技术:基于牛顿运动定律,首先得到终端的初始位置,然后通过加速度计测量物体的运动加速度,通过对加速度进行两次积分得到设备的移动距离 ΔU_t ,同时通过设备自带的传感器如磁力计等,可以获得偏移方向 $\Delta \theta_t$,然后通过式(2)中的状态转换方程可以得出移动终端下一时刻的位置。

行人航迹推算技术(PDR)^[11]:通过设备中的加速度传感器测量行人在行走过程中的加速度值,利用加速度信号和预先设置的阈值检测行人是否跨出一步,若检测到行人跨出一步,则利用该跨步过程中的所有加速度值,采用步长估算算法估算出行人行走该步的步长,最后使用自带的方向传感器得到偏移方向,通过状态转换方程得到用户的下一位置。

惯性导航技术基于牛顿运动定律,如果采集的传感器信息与实际误差较小,理论上可以获得更加精确的定位结果。但是由于移动终端中传感器、处理器等硬件的限制,得到的定位信息会有较大的误差,特别是惯性导航技术需要对采集到的加速度值进行两次积分,因此即使行人静止,由于加速度传感器噪声的存在,随着时间的平方增加,得到的定位信息在很短的时间内就会产生很大的累积误差。而行人航迹推算技术 PDR 通过检测行人跨步和估算的步长获取定位信息,算法较

为简便,但是在估计人行走的步数时会产生误差,并且不同行人的步长不同,估算出行人的步长也会产生误差,导致在移动距离的计算上会产生较大的误差。

4 融合多模传感器与 WLAN 的室内轨迹生成

基于 WLAN 的室内定位可以得出用户在室内的绝对位置坐标,但是由于 Wi-Fi 定位周期长,不能实时得出用户的位置坐标;基于传感器的室内定位则只能得出该时刻相对于上一时刻的位移与方向。因此,可以融合以上 2 种方法,得到用户的实时位置坐标。首先利用 Wi-Fi 定位出用户的初始绝对位置坐标,然后融合多个传感器的数据,利用航迹推算得出下一时刻用户的位置坐标,当下一次 Wi-Fi 定位结果出来后,对传感器的定位结果进行修正,得出最后的定位结果。但是,在航迹推算中,惯性导航技术会造成误差累积,而 PDR 也会因为计算步数、步长而产生较大的误差。下面给出一种直接融合传感器以及 WLAN 定位的方法来求得用户的运动轨迹,避免因多重积分或计算步数、步长产生的误差。方法如下:

- 1) 初次定位时,利用 Wi-Fi 定位得出初始定位结果,即轨迹的起点;
- 2) 结合 Wi-Fi 定位与传感器数据,得到用户的实时运行速度与方向;
- 3) 根据航迹推算状态转换方程推算用户的实时位置坐标;
- 4) 对步骤 3) 得到的位置坐标进行 Kalman 滤波,得到用户最终的位置;
- 5) 重复步骤 2)~4)。

4.1 实时速度及方向的获取

在某个时刻 t ,人体在室内二维平面的运动模型可以用速度和方向来描述。

人的运动速度如式(3)所示:

$$V_t = \omega_1 V_{t-1} + \omega_2 V_{wifl} + \omega_3 V_{sensor} \quad (3)$$

式中, V_t 、 V_{t-1} 分别为 t 、 $t-1$ 时刻移动终端的速度; V_{wifl} 为由时刻 $t-1$ 、 t 两次 Wi-Fi 定位结果计算出的速度, V_{sensor} 为根据 $(t-1 \sim t)$ 时刻之间加速度计的数据得到的速度, ω_1 、 ω_2 、 ω_3 代表 3 个速度的权重,可通过实验来确定 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 的取值。

人的运动方向如式(4)所示:

$$O_t = u_1 O_{t-1} + u_2 O_{wifl} + u_3 O_{sensor} \quad (4)$$

式中, O_t 、 O_{t-1} 分别为 t 、 $t-1$ 时刻人体的运动方向; O_{wifl} 为由时刻 $t-1$ 、 t 两次 Wi-Fi 定位结果计算出的方向; O_{sensor} 为根据手机传感器得到的手机实时运动方向, u_1 、 u_2 、 u_3 代表 3 个方向的权重,可通过实验来确定 u_1 、 u_2 、 u_3 的值。

4.2 实时位置的计算

在 4.1 节中确定了 $t-1 \sim t$ 时刻的运动的的速度 V_t 和方向 O_t 后,可根据航迹推算中的状态转移方程(2)计算出用户下一时刻的位置坐标,具体的方程如式(5)所示。

$$\begin{cases} \Delta U_t = V_t \times \Delta t \\ \theta_t = O_t \\ x_t = x_{t-1} + \Delta U_t \sin \theta_t \\ y_t = y_{t-1} + \Delta U_t \cos \theta_t \end{cases} \quad (5)$$

4.3 位置信息的滤波处理

在得到用户的实时位置坐标后,对用户的位置坐标进行

卡尔曼滤波(Kalman Filter)^[16]处理,以进一步提高室内定位系统的定位精度。

卡尔曼滤波是高斯过程最优滤波的一种有效算法,当对象模型足够准确且系统状态和参数不发生突变时,其性能较好。卡尔曼滤波的过程方程和观测方程如式(6)所示:

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + w_{k-1}, & p(w) \sim N(0, Q) \\ z_k = Hx_k + v_k, & p(v) \sim N(0, R) \end{cases} \quad (6)$$

其中,过程噪声和观测噪声是相互独立的,分别用协方差矩阵 Q 和 R 表示。其初始值可以在实际室内环境中通过测量观测值与实际值得到。

卡尔曼滤波的时间更新方程如式(7)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_k^- = A \hat{x}_{k-1} \\ P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \end{cases} \quad (7)$$

状态更新方程如式(8)所示:

$$\begin{cases} K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-) \\ P_k = (I - K_k H) P_k^- \end{cases} \quad (8)$$

在室内定位中,用户的移动二维模型如式(9)所示:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ V_k^x \\ V_k^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ V_{k-1}^x \\ V_{k-1}^y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{k-1}^x \\ w_{k-1}^y \\ v_{k-1}^x \\ v_{k-1}^y \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} z_k^x \\ z_k^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ V_k^x \\ V_k^y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_k^x \\ v_k^y \end{bmatrix}$$

5 实验结果及分析

本文使用索尼 LT26ii 智能手机来进行实验,系统为 Android OS 4.0。本文的定位坐标系设定正北(N)方向为坐标系的 Y 轴,正东(E)方向为坐标系的 X 轴,地图的左上角作为坐标系的原点,实验环境为楼层中的一个长 45m、宽 25m 的矩形区域,如图 2 所示。

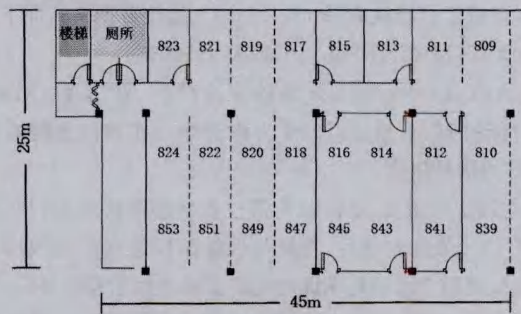


图 2 实验场地

为了验证融合多模传感器与 Wi-Fi 定位的室内轨迹生成方法的正确性,首先通过实验得到算法中的参数 w 和 u ,然后分别与单独的 Wi-Fi 定位、其它的航迹推算算法进行比较。

5.1 算法参数 w 和 u 的确定

在楼层中选定一个总长为 40m 的 L 型走廊作为实验区域(从 809 行走至 821 再转弯走至 851),将手机平放,沿着走廊缓慢向前行走,在行走的过程中不断记录如下数据:

- ①行走的实际位置坐标与时间;
- ②Wi-Fi 定位的坐标与时间;
- ③手机中运动传感器(加速度计、磁力计)的数据与时间。

在式(3)中, V_t, V_{t-1}, V_{wifi} 可以直接通过距离除以时间得到,但是 V_{sensor} 不能由传感器数据直接得到,因此,需要将式(3)进行如下转换:

$$\begin{aligned} V_t &= \omega_1 V_{t-1} + \omega_2 V_{wifi} + \omega_3 V_{sensor} \\ &= \omega_1 V_{t-1} + \omega_2 V_{wifi} + \omega_3 (V_{t-1} + a\Delta t) \\ &= (\omega_1 + \omega_3) V_{t-1} + \omega_2 V_{wifi} + \omega_3 a\Delta t \end{aligned} \quad (10)$$

通过最小二乘法,可求得最小误差下的参数 w 。

同样, $O_t, O_{t-1}, O_{wifi}, O_{sensor}$ 都可以通过位置信息以及磁力计数据直接得出。通过最小二乘法,可求得最小误差下的参数 u 。

最后通过实验得出参数值如下:

$$w = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.38 \\ 0.3 \end{bmatrix}, u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.01 \\ 0.01 \\ 0.98 \end{bmatrix}$$

5.2 本文轨迹生成方法与纯 Wi-Fi 定位方法对比

本文融合了多模传感器与 Wi-Fi 定位来进行高精度的轨迹生成。为了更清楚地描述本文方法的优势,下面将本文方法与纯 Wi-Fi 定位方法进行比较。

首先,定位精确度的实验结果如图 3 所示,可以看出,融合多模传感器和 Wi-Fi 定位的实验结果比纯 Wi-Fi 定位的精确度在 1m 之内要高出 14%,在 3m 之内要高出 26%。生成的路径结果如图 4 所示,纯 Wi-Fi 定位在走廊行走时,定位精度很高,但是到达比较空旷的工位区如 822、851 时,跳动幅度较大,导致生成的路径不能准确地反映用户的真实行走轨迹;而融合多模传感器与 Wi-Fi 定位后,不论是在狭窄的走廊还是空旷的工位区,生成的轨迹都比纯 Wi-Fi 定位生成的轨迹更为平滑稠密,可以精确地反映用户的行走轨迹。本文方法的平均定位误差为 1.76m,而纯 Wi-Fi 定位的平均误差有 2.6m,在定位精确度上,本文方法有了较大的提高。

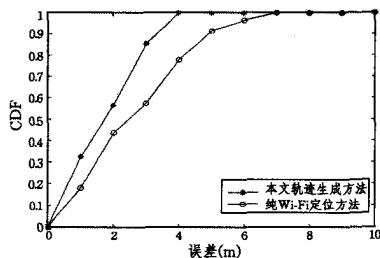


图 3 本文轨迹生成方法与纯 Wi-Fi 定位方法定位精度的对比

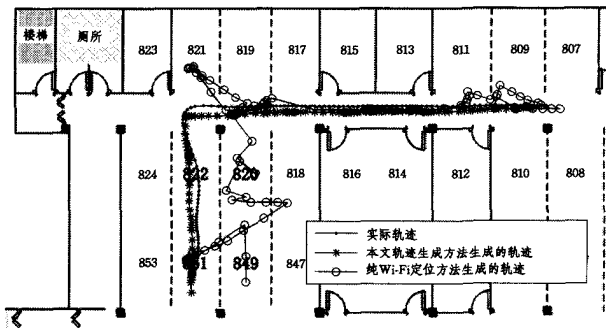


图 4 本文轨迹生成方法与纯 Wi-Fi 定位方法生成的轨迹对比

5.3 本文轨迹生成方法与其他航迹推算算法对比

由于本文融合了 Wi-Fi 定位与传感器航迹推算的优势,下面进行本文方法与基于传感器定位的不同方法的比较,结果如图 5、图 6 所示。

基于传感器的定位技术包括惯性导航定位技术和行人航迹推算技术(PDR),图 5 比较了本文轨迹生成方法与惯性导航技术和行人航迹推算技术的精确度,可以看出,本文的方法在 1~2m 内的精确度比惯性导航技术高 20%左右,比行人航迹推算技术高 30%左右。从图 6 可以看出,惯性导航技术与行人航迹推算技术在拐弯时,检测出拐弯前移动的距离不够准确,导致后半部分的轨迹与真实轨迹偏差较大,其中惯性导航技术的平均定位误差为 2.05m,行人航迹推算技术的平均定位误差为 2.30m,而本文融合传感器与 Wi-Fi 定位方法的平均定位误差为 1.76m,比较准确地生成了用户的运动轨迹。

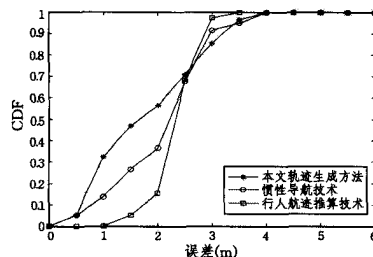


图 5 本文方法与惯性导航技术、行人航迹推算技术定位精度的对比

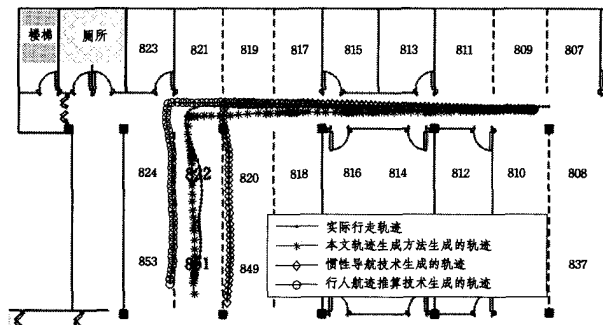


图 6 本文方法与惯性导航技术、行人航迹推算技术生成的轨迹对比

5.4 本文轨迹生成方法在 Kalman 滤波前后的效果对比

本文的融合多模传感器与 Wi-Fi 定位来进行室内高精度的轨迹生成方法中,最后对得到的用户位置坐标进行 Kalman 滤波,以进一步提升最终轨迹的平滑度与精确度。下面比较 Kalman 滤波对定位效果的影响,如图 7、图 8 所示。

从图 7、图 8 可以看到,Kalman 滤波对定位的精度在 1~4m 的范围内均有一定的提高,Kalman 滤波前平均定位误差为 1.76m,滤波后的平均定位误差降低为 1.54m。Kalman 滤波后生成的路径比未进行滤波的路径更加平滑,精确度更高。

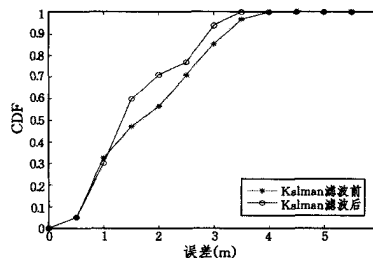


图 7 本文轨迹生成方法在 Kalman 滤波前后的精度对比

(下转第 43 页)

rithm based on instance selection[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(11): 2305-2310(in Chinese)

王熙熙, 王婷婷, 翟俊海. 基于样例选取的属性约简算法[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(11): 2305-2310

[12] Wu X D, Kumar X, Quinlan J R, et al. Top 10 algorithms in data mining[J]. Knowledge and Information Systems, 2008, 14(1): 1-37

[13] Hart P E. The condensed nearest neighbor rule [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1968, 14(3): 515-516

[14] Miao D Q, Hu G R. A heuristic algorithm for reduction of knowledge[J]. Journal of Computer Research and Development, 1999, 36(6): 681-684(in Chinese)

苗夺谦, 胡桂荣. 知识约简的一种启发式算法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(6): 681-684

(上接第 21 页)

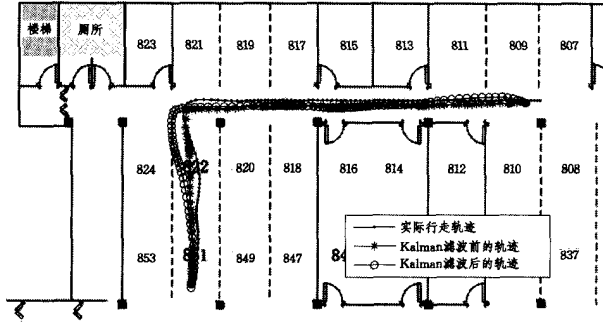


图 8 本文轨迹生成方法在 Kalman 滤波前后的轨迹对比

结束语 本文提出一种融合多模传感器的室内实时高精度轨迹生成方法, 将 Wi-Fi 定位与传感器定位相结合, 最后对得到的位置信息进行 Kalman 滤波, 得到移动终端在室内的实时运动轨迹, 解决了 Wi-Fi 定位不连续、周期长以及传感器定位的误差累积问题。在实验中, 首先得到系统中的参数, 然后将本文的方法分别与纯 Wi-Fi 定位以及惯性导航技术、行人航迹推算技术等不同的传感器定位技术进行对比, 结果表明本文方法得到的用户室内移动轨迹的精确度比同类方法的更高。

参考文献

[1] Park M H, Kim H C, Lee S J. Implementation results and service examples of GPS-Tag for indoor LBS and message service[C]// 2013 15th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). IEEE, 2013: 367-370

[2] Enge P, Misra P. Special Issue on Global Positioning System[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(1): 3-15

[3] Sun Chao-qi, Song Bing-long, Jia Bin, et al. The Research and Application of the Vehicle Monitoring System Based on Beidou Second Generation[J]. Science & Technology Association Forum, 2012(10): 77-78(in Chinese)

孙超奇, 宋秉龙, 贾斌, 等. 基于北斗二代的车辆监控系统研究与应用[J]. 科协论坛, 2012(10): 77-78

[4] Want R, Falcao V, Gibbons J. The Active Badge Location System [J]. ACM Transactions on Information Systems, 1992, 10(1): 91-102

[5] Priyantha N B, Chakraborty A, Balakrishnan H. The Cricket Location-Support System [C]// Proceedings of the 6th ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2000). Boston, Massachusetts, August 2000: 32-43

[6] Ni L M, Liu Yun-hao, Lau Y-C, et al. LANDMARC: Indoor Location Sensing Using Active RFID [J]. Wireless Networks, 2004, 10(6): 701-710

[7] Gonzalez-Castano F J, Garcia-Reinoso J. Bluetooth location networks [C] // Global Telecommunications Conference, 2002 (GLOBECOM '02). IEEE, 2002: 233-237

[8] Brunato M, Battiti R. Statistical learning theory for location fingerprinting in wireless LANs [J]. Computer Networks, 2005, 47: 825-845

[9] Chung J, Donahoe M, Schm C, et al. Indoor Location Sensing Using Geo-Magnetism [C]// ACM MobiSys, 2011

[10] Sun Yu-shan, Dai Tian-jiao, Zhao Zhi-ping. Error Analysis of Dead-reckoning Navigation System for Autonomous Underwater Vehicle[J]. Ship Engineering, 2010, 32(5): 67-72(in Chinese)

孙玉山, 代天骄, 赵志平. 水下机器人航位推算导航系统及误差分析[J]. 船舶工程, 2010, 32(5): 67-72

[11] Levi R W, Judd T. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts; US, US5583776 A[P]. 1995

[12] Lee S, Kim B, Kim H, et al. Inertial Sensor-Based Indoor Pedestrian Localization with Minimum 802. 15. 4a Configuration[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2011, 7(3): 455-466

[13] Zhang Ming-hua. Study on WLAN Based Indoor Location Estimation Technology[D]. Shanghai, Shanghai Jiao Tong University, 2009 (in Chinese)

张明华. 基于 WLAN 的室内定位技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009

[14] Liu Jun-fa, Gu Yang, Chen Yi-qiang, et al. Incremental Localization in WLAN Environment with Timeliness Management[J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(7): 1448-1455(in Chinese)

刘军发, 谷洋, 陈益强, 等. 具有时效机制的增量式无线定位方法[J]. 计算机学报, 2013, 36(7): 1448-1455

[15] Song M R, Moon J Y, Bae S H. Efficient Indoor Positioning By Hybrid Algorithm [J]. CES-CUBE, 2013, 25: 118-122

[16] Zhao Yong-xiang, Zhou Huai-bei, Chen Miao, et al. Application of Kalman Filter in Indoor Positioning System for Real-Time Tracking[J]. Journal of Wuhan University(Natural Science Edition), 2009, 55(6): 696-700(in Chinese)

赵永翔, 周怀北, 陈淼, 等. 卡尔曼滤波在室内定位系统实时跟踪中的应用[J]. 武汉大学学报(理学版), 2009, 55(6): 696-700