

基于低成本 INS/RFID 的室内定位技术

艾明曦, 时伟

(中南大学 航空航天大学, 长沙 410083)

摘要: 在个人导航和基于位置服务 (LBS) 领域, 如何实现低成本、高可靠性、高精度、连续的室内定位仍是研究的热点; 然而依靠单一技术的室内定位结果很难满足上述定位要求; 文章用粒子滤波 (PF) 对 INS 和 RFID 技术进行融合; 对低精度 INS 使用行人航迹推算算法 (PDR), 其中步数和步长由峰值检测和 Weinberg 算法分别测算; 根据位置信息对 RFID 使用加权 KNN 算法; 仿真结果表明: 组合定位纠正了 INS 的累计误差和漂移, 实现了自主可靠的连续定位, 提高了定位精度, 极大程度上优化了系统性能。

关键词: 峰值检测; Weinberg 算法; 加权 KNN 算法; 粒子滤波融合

Indoor Positioning Technology Based on Low-cost INS/RFID

Ai Mingxi, Shi Wei

(School of Aeronautics and Astronautics, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: In the field of personal navigation and location-based services (LBS), how to achieve low-cost, high reliability, high accuracy, continuous indoor positioning is still a hot topic. However, relying on a single technology, indoor positioning results are difficult to meet the positioning requirements. This paper fuses INS and RFID through PF. PDR algorithm is used in low-precision INS in which the number of steps and the size of steps can be estimated by Peak detection and Weinberg algorithm. Weighted KNN algorithm is used in RFID according to position information. Simulation results show that integrated position mode not only corrects the accumulated error and drift of INS, but also achieves independent, reliable and continuous position information. Positioning accuracy is better than single model and the system performance optimizes greatly.

Keywords: peak detection; Weinberg algorithm; weighted KNN algorithm; PF

0 引言

随着导航定位需求的日益增长, 各种导航定位技术不断成熟, 并广泛应用于人们的日常生活^[1]。然而技术成熟, 运用广泛的全球卫星定位系统在遇到动态环境和遮挡物时会导致功能失效, 出现定位盲区, 不能满足移动人员的连续定位需求, 致使很多与室内定位有关的紧急搜救、人员跟踪定位、商业服务等无法正常开展^[2]。为了弥补室内定位的缺陷, 多种室内定位技术应运而生, 主要包括: 辅助 GPS 定位技术 (Assisted GPS, A-GPS)、短距离无线通讯定位技术、惯性系统定位技术 (Inertial Navigation System, INS)^[3-4]。

A-GPS 在 GPS 的基础上进行了改进和辅助, 但其定位效果很大程度上依赖于 GPS 信号。短距离无线通讯定位技术如射频识别技术 (Radio Frequency Identification, RFID), 因参考标签与阅读器的不同布置, 射频信号存在不同程度的干涉、衍射和多路径效应, 提供的位置信息绝对但离散。INS 定位是一种相对定位方式, 需要与绝对定位相结合才能发挥作用, 且传感器需要较长的初始化时间, 初始化本身也存在误差, 加上导航过程中的漂移、偏差、噪声都会造成误差积累, 影响定位效果。因此实现低成本、高精度、高可靠性、连续的室内定位具有非常重要的现实意义。

最优估计理论的各种滤波技术不但可以平滑轨迹、减少噪声, 还能够对数据进行融合。卡尔曼滤波 (kalman filtering,

KF) 在轨迹跟踪中广泛应用, 但其基于线性系统进行假设, 在实际定位中很难满足。扩展卡尔曼滤波 (extended kalman filtering, EKF), 无迹卡尔曼滤波 (unscented kalman filtering, UKF) 等最优估计理论都可以应用到室内组合定位中, 它们将非线性系统线性化, 但是在处理非线性系统时依旧难以保证良好的滤波效果。粒子滤波 (Particle Filtering, PF) 的出现很好地解决了这类问题。粒子滤波是一种基于蒙特卡洛仿真的近似贝叶斯滤波算法, 它是一种基于蒙特卡洛仿真的近似贝叶斯滤波算法, 其核心思想是用一些离散随机采样点来近似随机变量的概率密度函数^[5]。

针对单一定位技术无法满足室内定位高精度、高可靠性、连续的问题, 本文用 PF 对 INS 和 RFID 的定位信息进行融合, 低精度 INS 的定位信息由行人航迹推算算法 (Pedestrians dead reckoning, PDR) 获得, 其中步数和步长由峰值检测和 Weinberg 算法分别测算; RFID 的定位信息由加权 KNN 算法获得。仿真结果表明 INS/RFID 组合定位由于采用了两种定位技术, 定位系统更加安全可靠, 定位轨迹结合了 INS 连续相对定位和 RFID 离散绝对定位的特点, 实现了自主连续定位, 用 PF 对 INS/RFID 的非线性系统进行滤波融合, 相对其它融合技术其精度较高。

1 室内定位方案

1.1 基于 INS 的室内定位算法

INS 采用惯性传感器定位, 随着微机电系统 (Microelectro Mechanical Systems, MEMS) 的出现, 惯性传感器更加集成化、低成本化。它自主性强, 不受外界环境干扰影响, 三轴加速度计和陀螺仪分别可以测算出位置与方向^[6]。

1.1.1 步数检测与步长估计

低精度、低成本 MEMS 传感器存在不可避免的噪声、漂移和斜变, 采用公式 (1) 的方法测算位移更为简单、准确。

收稿日期: 2015-09-24; 修回日期: 2015-10-27。

作者简介: 艾明曦 (1991-), 女, 江西吉安人, 硕士研究生, 主要从事飞行器设计方向的研究。

时伟 (1975-), 男, 安徽人, 副教授, 博士, 室内导航与定位、飞行器导航与控制技术方向的研究。

定位人员行走时, 手持 MEMS 惯性传感器, 传感器坐标与人体行走坐标系会产生偏移, 但至少有一个轴具有周期性明显的加速度变化, 所以对三轴和加速度进行处理。先对三轴和加速度进行低通滤波处理降噪, 如图 (1) 所示, 再对步数和步长进行检测。

$$d_k = n_k \times l \quad (1)$$

其中: d_k 为偏航角未改变的连续时间内航迹; n_k 为相应的步数; l 为步长。

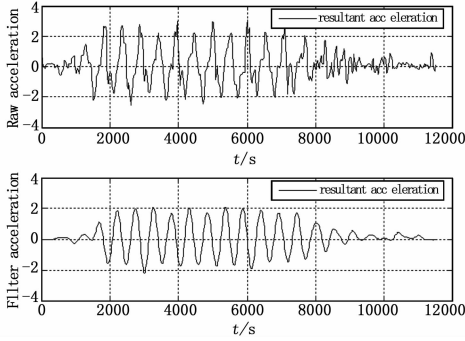


图 1 三轴和加速度变化曲线

步数 n_k 由峰值检测得到, 原理如图 2 所示, 根据训练结果对和加速度信号设置阈值筛选出符合条件的和加速度峰值进行步数累计, 圆点为检测到的步数结果。步长 l 由 Weinberg 算法得到, 因为与其余两种动态估计步长方法: Scarlet 算法, Kim 算法比较, Weinberg 算法精度较高^[7], 见表 1。

$$Step_size = C \sqrt{A_{max}^4 - A_{min}^4} \quad (2)$$

其中: A_{max}, A_{min} 是一步中最大的加速度, C 是练习中获得的常数, 为确定 C 值对不同路径进行了 20 次行走实验, 可得 C 的均值为 0.479 305。

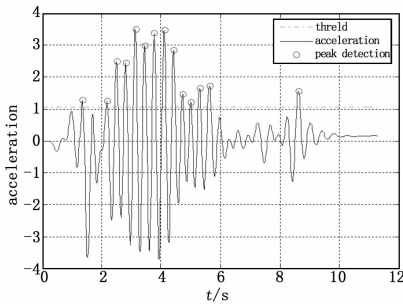


图 2 峰值检测

表 1 不同步长算法的误差估计

步长算法	误差估计	
	平均值/m	标准偏差值
Weinberg	0.037842	0.097646
Scarlet	0.043551	0.108419
Kim	0.067433	0.162864

1.1.2 航迹推算算法

得到步数和步长后, 就可以针对低精度惯性传感器采用 PDR 算法^[8-12], 即已知当前时刻的位置和角度可以递推出一时刻的位置, 原理如图 3 所示, 其初始位置可由 GPS 或 RFID 定位获得。

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + d_k * \sin\theta_k \\ y_{k+1} = y_k + d_k * \cos\theta_k \end{cases} \quad (3)$$

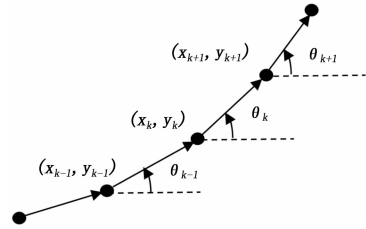


图 3 航迹推算算法原理示意图

1.2 基于 RFID 的室内定位算法

RFID 技术在导航定位中广泛使用。相比于其它短距离无线通讯定位技术, 它不仅可以在远距离、快速、稳定地处理数据, 而且成本低廉, 安全性强^[13]。它主要由数据处理终端 (PC), 标签 (Tag) 和阅读器 (Reader) 组成。RFID 定位算法中, 运用 RSS 定位是最常用的方法, 因为相较于时间和角度等信息, 它更易于获取。这里采用位置指纹识别算法中的加权 KNN 算法, 其定位过程包含两个阶段^[14]:

1) 离线阶段: 合理布置参考标签和阅读器。假设二维空间内有 m 个参考标签, n 个阅读器, 每个位置的参考标签就会被检测到 n 个 RSS 值, 记作 $\gamma = \{\gamma_{ij} | i \in m, j \in n\}$, 结合物理地址对其建立指纹库。

2) 在线阶段: 即定位阶段, 通过公式 (4) 将所测的 RSS 矢量 $\xi = \{\xi_1, \xi_2 \dots \xi_n | j = n\}$ 与指纹库内数据相匹配得出距离最近邻的 K 个位置。

$$D = [d_i] = [| \gamma_{ij} - \xi |] = \left[\sqrt{\sum_{i=1}^m (\gamma_i - \xi)^2} \right] \quad (4)$$

再取出前 K 个距离最小的位置 p_n , 则加权 K 近邻算法估计的位置可以表示如下, 其中 $\omega_n = \frac{1}{[d_k]}$:

$$\hat{p} = \sum_{n=1}^k \frac{\omega_n}{\sum_{n=1}^k \omega_n} p_n \quad (5)$$

2 INS/RFID 融合算法

假设有如下的非线性系统:

$$\begin{cases} x(k) = f(x(k-1), w(k-1)) \\ z(k) = h(x(k), v(k)) \end{cases} \quad (6)$$

式中, f 为非线性系统转移函数, h 为观测非线性函数, $x(k)$ 为被估矢量, $z(k)$ 为观测矢量, $w(k-1)$ 为系统噪声, $v(k)$ 为观测噪声。已知 $x(k)$ 先验概率分布: $p(x)$ 。

假设下列条件成立:

被估矢量的一阶马尔科夫过程为:

$$p(x(k) | x(k-1), x(k-2), \dots, x(0)) = p(x(k) | x(k-1)) \quad (7)$$

观测独立, 即:

$$p(z(k) | x(k), \mu) = p(z(k) | x(k)) \quad (8)$$

根据贝叶斯理论有:

$$p(x, z) = \frac{p(z | x)p(x)}{p(z)} \quad (9)$$

根据 (7) ~ (9), $x(k)$ 的后验概率密度可以表示为:

$$p(x(k) | z(1:k)) = \frac{p(z(k) | x(k))p(x(k) | z(1:k-1))}{p(z(k) | z(1:k-1))} \quad (10)$$

式中, $p(x(k) | z(1:k-1))$ 为先验概率密度, 可以表示为:

$$p(x(k) | z(1:k-1)) =$$

$$\int p(x(k) | x(k-1))p(x(k-1) | z(1:k-1))dx(k-1) \quad (11)$$

$p(z(k) | x(k))$ 为似然函数, 根据观测模型定义。前面时刻和当前时刻的条件概率密度为 $p(z(k) | z(1:k-1))$ 。

由于后验概率密度很难甚至不可能用连续的函数得到解析的表达, 因此采用蒙特卡洛样本, 即粒子来近似描述。让每个例子除了自身值之外还有一个权值。粒子滤波的基本思想是利用一系列带权值的例子加权求和来近似描述后验概率密度, 即可通过下式用观测量 $z(k)$ 直接估计状态 $x(k)$ 的后验概率密度 (posterior probability density function, pdf):

$$p(x(k) | z(k)) \approx \sum_{i=1}^N w^i(k) \delta(x(k) - x^i(k)) \quad (12)$$

其中: $x^i(k)$ 为第 i 个采样点, $w^i(k)$ 为例子权重。

粒子滤波最大的突破在于它可以处理非线性, 非高斯问题, 粒子滤波器的类型有很多种^[15], 这里采用采样-重采样 (Sequential-Importance-Resampling, SIR) 滤波器, 具体步骤如下:

Step1: 初始化, 根据初始 pdf 采样 N 个粒子样本 $\{x^i(0), i = 1 \dots N\}$ 。

Step2: 预测采样, 对于每个粒子样本 $x^i(k)$, 由转换 pdf $p(x(k+1) | x^i(k))$ 得到新的样本点 $x^i(k+1)$ 。

Step3: 重要性采样, 对新的样本点 $x^i(k+1)$ 计算权值: $w^i(k+1) = p(z(k+1) | x^i(k+1))$ 。

Step4: 标准化和重采样, 将权重进行标准化处理, 在重采样过程中低权值粒子被淘汰, 高权值粒子被保留, 最后所有粒子权值相同。

定位时, 在两个 RFID 采样点之间可以由 INS 的算法测算航迹。因为航迹信息非线性, 用粒子滤波可由以下公式表示:

$$x^i(k) = \begin{bmatrix} x^i(k) \\ y^i(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^i(k-1) + d^i(k-1)\cos\theta^i(k-1) \\ y^i(k-1) + d^i(k-1)\sin\theta^i(k-1) \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中: $d^i(k)$ 服从正态分布 $N(d(k), \sigma_d^2)$, $\theta^i(k)$ 服从正态分布 $N(\theta(k), \sigma_\theta^2)$, 假设 RFID 估计位置围绕真实位置服从高斯分布, 权值由如下公式计算:

$$w^i(k+1) = p(z(k+1) | x^i(k+1)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x^i(k+1)-x_{RFID}(k+1))^2 + (y^i(k+1)-y_{RFID}(k+1))^2}{2\sigma^2}} \quad (14)$$

根据公式 (13), (14) 可以将 INS 和 RFID 数据进行融合。

3 仿真、结果及分析

定位实验使用 3DM-S10A/BMEMS 系统, 如图 4 所示。其主要性能指标见表 2。手持 MEMS 传感器, 使其坐标轴方向与人体行走坐标轴方向基本一致。所测三轴加速度如图 5 所示。可估算步长测算约为 0.75 m。



图 4 微型航姿参考系统 3DM-S10A/B

表 2 微型航姿参考系统 3DM-S10A/B 主要性能指标

参数	数值	单位
静态误差(偏航角)	±0.5	°
动态误差(偏航角)	±2	°
加速度轴稳定性	±0.003(±2 g)	g
陀螺仪稳定性	±0.2 (for±300°/sec)	°/sec

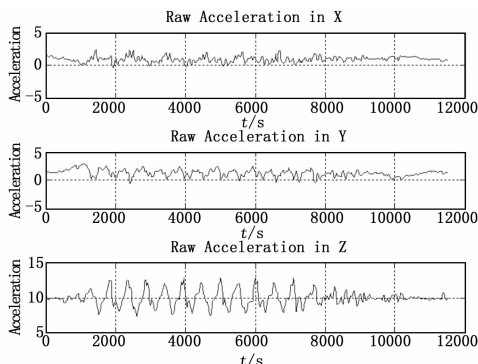


图 5 三轴加速度变化曲线

教室作为仿真环境, 如图 6 所示, RSS 衰减系数 n 为 3, 阅读器布置在教室的 4 个顶点处, 坐标分别为 (0 m, 0 m)、(10 m, 0 m)、(10 m, 10 m) 以及 (0 m, 10 m), 参考标签如图均匀布置, 建立离线指纹库, 见表 3。行人理想轨迹如图 7 所示, 起始位置为 (2 m, 1.5 m), 初始航向角为 0 rad, 终止位置为 (2 m, 6.75 m), 行走时, 所记录的 4 个阅读器的 RSS 值如图 7 所示。

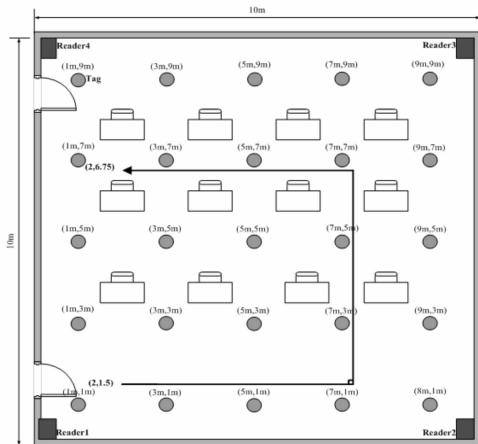


图 6 模拟实验环境

表 3 离线指纹库

序号	位置/m		RSS 值/dBm			
	P_x	P_y	APs # 1	APs # 2	AP # 3	AP # 4
1	1	1	-1.5354	-25.607	-30.143	-25.707
2	1	3	-12	-26.314	-28.709	-22.485
3	1	5	-18.225	-27.38	-27.38	-18.205
4	1	7	-22.485	-28.709	-26.314	-12
5	1	9	-25.707	-30.143	-25.727	-1.5154
6	3	1	-12	-22.485	-28.709	-26.314
7	3	3	-15.829	-23.451	-26.868	-23.451
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25	9	9	-30.143	-25.701	-1.5153	-25.704

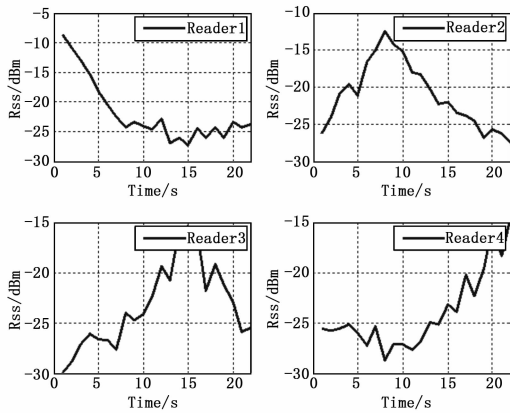


图 7 行走时 4 个阅读器的 RSS 值

为了分析 PF 融合算法的精度, 仿真中用 UKF 和 PF 分别对 INS 和 RFID 的位置数据进行融合, 原理如图 8 所示。UKF 的参数设置为 $\alpha = 0.01, \kappa = 0, \beta = 2$, PF 采用 Bootstrap/SIR 滤波器, 重采样方法采用随机重采样, 粒子数为 1 000, 假设粒子服从 $N(0, Q)$ 。结果如图 9 和图 10 所示, 融合算法的轨迹连续, 纠正了 INS 的累积误差和漂移, 结合了 INS 和 RFID 技术的优势, PF 融合后的轨迹比 UKF 融合后的轨迹更接近真实位置。

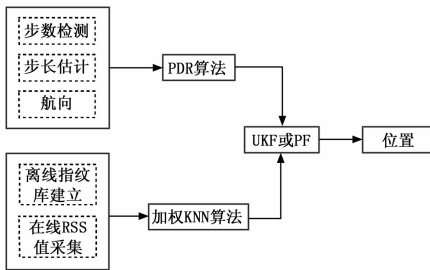


图 8 INS/RFID 位置融合原理

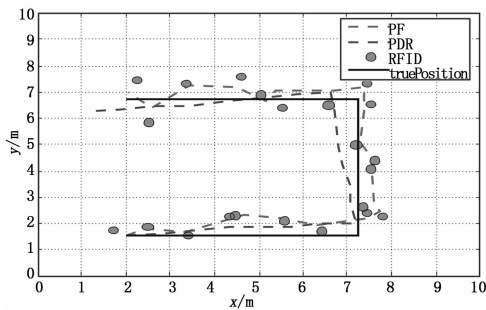


图 9 UKF 融合结果

为了进一步比较两种算法的优劣, 采用 Monte Carlo 作 $M = 100$ 次仿真, 同时为了验证算法的有效性, 使用均方根误差 (RMSE) 作为位置误差比较的标准。均方根误差 (RMSE) 结果如图 11 所示。对比位置 RMSE 图可以得出: 由于 MEMS 惯性传感器存在航向漂移与速度误差, 所以在行走过程中, RMSE 值随时间存在累积误差, 融合算法可以很好地修正累积误差; 从 8 s 开始, 当 INS 的位置 RMSE 大于 RFID 的位置 RMSE 时, UKF 和 PF 的融合 RMSE 值都低于单模型的 RMSE 值。终点位置的 RMSE 值, 见表 4, INS 为 0.710 1 m, RFID 为 0.687 2 m, UKF 为 0.432 7 m, PF 为 0.378 4 m, 可

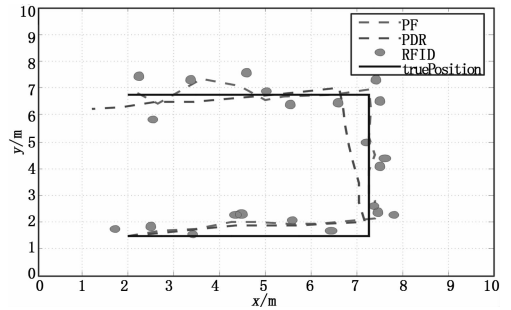


图 10 PF 融合结果

见 UKF 融合算法位置结果比 INS 提高了 39.09%, 比 RFID 提高了 37.06%, PF 融合算法位置结果比 INS 提高了 46.71%, 比 RFID 提高了 44.94%, 利用 PF 融合很方便地解决了非线性问题, 且精度更高。

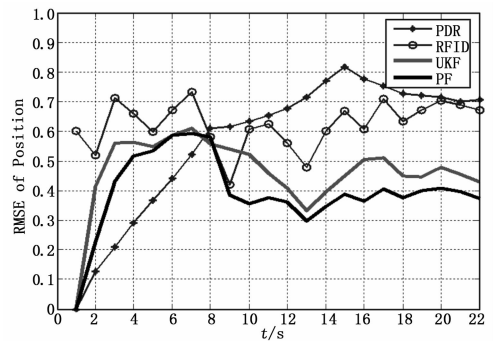


图 11 位置 RMSE 对比图

表 4 终点位置 RMSE 对比

定位方式	INS	RFID	UKF 融合	PF 融合
RMSE/m	0.710 1	0.687 2	0.432 5	0.378 4

需要指出的是, 在使用粒子滤波时, 需要选择合适的粒子数目。如图 12 是粒子数目与位置平均误差的关系图, 故将仿真粒子数目设置为 1 000。

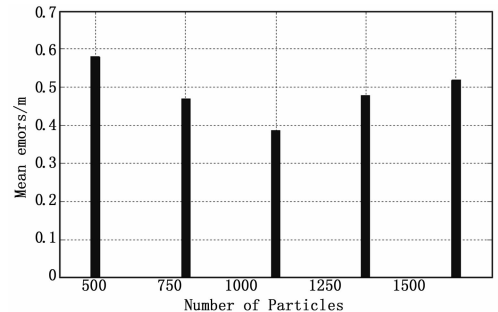


图 12 位置 RMSE 对比图

4 结论

室内组合导航技术是导航研究领域的重要课题。文章研究基于 PF 的 INS/RFID 室内组合定位技术, 详细介绍了 INS 定位算法和 RFID 定位算法, 并用 UKF 融合对比 PF 融合定位结果。实验结果表明: 组合纠正了 INS 的累积误差和漂移, 对低成本传感器实现了高精度、连续的定位, 两种技术结合的冗 (下转第 132 页)