

基于 UWB/PDR 的航向发散自适应修正算法研究*

刘宇¹ 谢宇¹ 彭慧¹ 邹新海¹ 李汪润² 赵博隆²

(1. 重庆邮电大学自主导航与微系统重庆市重点实验室 重庆 400065;

2. 重庆邮电大学智能传感技术与微系统重庆市高校工程研究中心 重庆 400065)

摘要: 为解决航位推算(PDR)算法累积误差过大并且长航时航向发散的问题,提出了一种基于 UWB/PDR 自适应扩展卡尔曼滤波(EKF)融合算法。该算法通过 UWB 定位值和 PDR 实时解算位置得到自适应校准因子,通过在常规的 EKF 算法的基础上增加自适应校准因子动态调整 UWB 观测值的权重来校准位置误差。并用 UWB 的实时测距对 PDR 的航向发散进行周期性修正。实验结果表明,自适应 EKF 融合算法相较于纯 PDR 航向发散误差降低了 63.9%,相较于标准 EKF 融合算法发散误差降低了 31.1%,同时定位百米误差降至 0.33 m。

关键词: 航向发散;航迹推算;自适应扩展卡尔曼;自适应校准因子

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on adaptive correction algorithm of heading divergence based on UWB/PDR

Liu Yu¹ Xie Yu¹ Peng Hui¹ Zou Xinhai¹ Li Wangrun² Zhao Bolong²

(1. Autonomous Navigation and Microsystem Chongqing Key Laboratory, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Chongqing Engineering Research Center of Intelligent Sensing Technology and Microsystem, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To solve the problem of excessive cumulative error and long heading divergence in the position projection (PDR) algorithm, an adaptive extended Kalman filter (EKF) fusion algorithm based on UWB/PDR is proposed. The adaptive calibration factor can be achieved from the UWB positioning value and the PDR real-time position solution, and the position error is calibrated by dynamically adjusting the weight of the UWB observation with the adaptive calibration factor based on the conventional EKF algorithm. And the real-time ranging of the UWB is used to periodically correct the heading divergence of the PDR. The experimental results show the heading dispersion error is reduced by 63.9% with the adaptive EKF fusion algorithm compared to the pure PDR and 31.1% compared to the general EKF fusion algorithm. Moreover, the positioning 100 m error is reduced to 0.33 m.

Keywords: directional dispersion; track projection; adaptive extended Kalman; adaptive calibration coefficients

0 引 言

随着导航定位技术的发展,基于位置的服务在人们的生活中发挥着越来越重要的作用,由于复杂的环境影响,常用的卫星定位系统以及无法满足室内定位需求。超宽带技术(UWB)可以在理想的室内环境下实现厘米级精度。然后,它的信号传输面临着较为严重的非视距干扰(NLOS)。而在复杂的室内环境下,定位精度会急剧下降。行人航迹推算(PDR)只依赖于自身的惯性传感器而不依赖于外界信息的情况下进行定位。但定位精度会随时间的推移下降。

因此 UWB/PDR 融合定位能得到高精度位置和航向信息。

针对 PDR 和 UWB 在定位方面的优缺点研究,采用合适的融合方式,可互相补充构成稳定且精度高的定位系统。孙璧文等^[1]对 UWB 和 PDR 足绑式导航提出了研究,利用零速检测对速度进行修正,但这并不适用于某些需要将惯性测量单元(IMU)佩戴在非足部位置的研究,应用较为狭窄。陈隆亮等^[2]利用 PDR 和 UWB 的定位结果进行松耦合,虽然组合方式简单,但是定位精度完全取决于 PDR 和 UWB 的定位结果,精度较差。仪玉杰等^[3]针对复杂环境下 UWB 定位丢失的问题,建立 UWB 和 PDR 的非线性扩展

收稿日期:2021-11-16

* 基金项目:国家自然科学基金(61901069)、重庆市教委基础科研项目(KJQN202000605)资助

卡尔曼滤波模型,提高模型的鲁棒性。Zhou 等^[4]针对 NLOS 环境下 UWB 定位进行研究,利用基于期望最大化的标准卡尔曼滤波方法进行定位和导航,能够较好地抑制 NLOS 影响,但是实现复杂。张健铭等^[5]分析了 NLOS 定位场景下, UWB 的问题,提出了利用支持向量机(SVM)对 UWB 的误差进行预测,能够有效提高测距精度,但是该方法实现需要大量数据支持,工作量大。Tong 等^[6]对行人的 PDR 算法的参数进行训练,提高准确度,降低 UWB 在 NSOL 环境下误差,但是需要增加硬件成本,且实用性较低。

采用 PDR 算法在定位上虽然有较强的鲁棒性和抗干扰能力,但是在精度和其他方面也存在一些不足。本文针对 PDR 算法存在的航向发散问题,提出了一种基于 UWB/PDR 自适应 EKF 融合算法。该算法首先利用 UWB 的实际定位值和 PDR 实时解算位置值得自适应校准因子,然后在常规的扩展卡尔曼滤波的基础通过自适应校准因子将 UWB 和 PDR 信息进行实时融合。最后采用 UWB 的实时测距对 PDR 的航向发散进行周期性的校准。提高定位坐标和航向的精度,以及在复杂环境下的鲁棒性。

1 UWB 定位算法模型

在 UWB 定位系统中一般包括基站和标签。通过基站和标签之间的通信信号进行位置定位。常见的定位方法有到达时间、到达角度、接收信号强度和混合法等^[7]。本文采用基于到达时间(TOA)对 UWB 进行实时精准定位。其中通过基站和标签之间的发送时间和接收时间之间的差值来计算距离^[8]。使用 TOA 最少通过 3 个基站与标签的距离则能计算出标签的位置。

UWB 通过双向测距的方式得到距离。即参考节点 A 在 t_1 时刻向节点 B 发出信号,参考节点 A 在接收到信号后,记录时间并同步时间,然后向参考节点 A 回发一个信号,参考节点 A 接收到回发信号后,记下时间点 t_2 , 如图 1 所示,得到参考节点 AB 之间的距离公式。

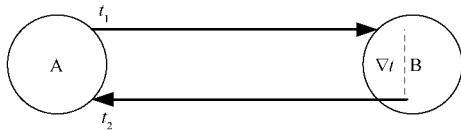


图 1 双向测距示意图

$$\Delta t = \frac{(t_2 - t_1) - \nabla t}{2} \quad (1)$$

$$l_{xy} = \Delta t \times c \quad (2)$$

其中, ∇t 为节点 B 接收到 A 的信号到 B 发出信号之间间隔的时间; Δt 为节点 A 到节点 B 所需要的时间; l_{xy} 为参考节点 A 和参考节点 B 之间的距离; c 为 UWB 在空间传播速度。

对于 3 个 UWB 基站均可按照式(2)得到基站到标签

的距离。假设第 i 个基站的坐标为 (x_i, y_i) , 标签坐标为 (x, y) , 则根据标签点到每个基站的距离能够得到一组方程:

$$l_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}, i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

对上述方程组进行化简,将前 $i-1$ 项与第 i 项相减,可得到方程组:

$$\begin{cases} x_1^2 - x_3^2 - 2(x_1 - x_3)x + y_1^2 - y_3^2 - 2(y_1 - y_3)y = l_1^2 - l_3^2 \\ x_2^2 - x_3^2 - 2(x_2 - x_3)x + y_2^2 - y_3^2 - 2(y_2 - y_3)y = l_2^2 - l_3^2 \end{cases} \quad (4)$$

令 $r_j^2 = l_j^2 - x_j^2 - y_j^2$, 则式(4)可以表示为:

$$\begin{bmatrix} 2(x_1 - x_3) & 2(y_1 - y_3) \\ 2(x_2 - x_3) & 2(y_2 - y_3) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_3^2 - r_1^2 \\ r_3^2 - r_2^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\text{令 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_3) & 2(y_1 - y_3) \\ 2(x_2 - x_3) & 2(y_2 - y_3) \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix},$$

$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} r_3^2 - r_1^2 \\ r_3^2 - r_2^2 \end{bmatrix}$, 则式(5)可以表示为:

$$\mathbf{A}\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{b} \quad (6)$$

采用最小二乘法求解为:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (7)$$

基于每次通过最小二乘法计算标签节点坐标时,得到的观测误差均不相同^[9]。为解决这一问题在最小二乘法中基于观测误差增加权重矩阵,即加权最小二乘法(WLS),可以提高坐标准确度。

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{W} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{W} \mathbf{b} \quad (8)$$

其中, \mathbf{W} 为权重矩阵, \mathbf{W} 的取值为影响位置估计的误差。通常将权值矩阵定位估计误差的逆矩阵。通过解算最终式(8)能够得到较为精确的坐标结果。

2 PDR 算法定位模型

PDR 算法通过加速度计与陀螺仪的传感器数据推算出行人实时行进步长与行进方向,并通过累积的方式来计算出相对位置实现定位^[10],原理如图 2 所示。

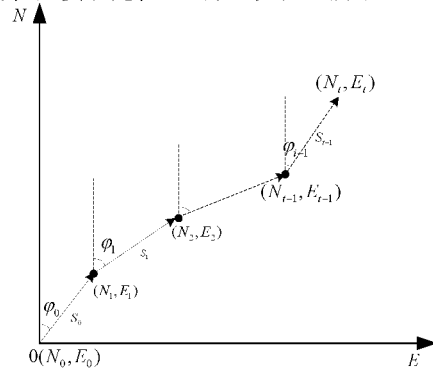


图 2 行人航位推算算法原理

该坐标轴为坐标系的东方向 E 和北方向 N, 设其实位置坐标为 (N_0, E_0) , 行人在 t_0 时刻出发, 经过 t_i 时刻, 从 (N_0, E_0) 的位置移动到 (N_i, E_i) 的位置。

通过极坐标可知, 当前位置与下一时刻的位置之间存在如下关系:

$$\begin{cases} N_i = N_{i-1} + S_{i-1} \cos \theta_{i-1} \\ E_i = E_{i-1} + S_{i-1} \sin \theta_{i-1} \end{cases} \quad (9)$$

其中, S_{i-1} 为 $t-1$ 时刻的步长, θ_{i-1} 表示 $t-1$ 时刻的方向角。如果定位的初始位置以及当前时刻的方向角和步长已知, 就可以得出当前时刻的位置, 如式(10)所示。

$$\begin{cases} N_i = N_0 + \sum_{i=0}^{i-1} S_i \cos \varphi_i \\ E_i = E_0 + \sum_{i=0}^{i-1} S_i \sin \varphi_i \end{cases} \quad (10)$$

后续的步长估计选取式(11)所示的非线性步长估计模型, 即:

$$L = k \cdot \sqrt{a_{\max} - a_{\min}} \quad (11)$$

式中: k 为一个常值系数, 通过前期大量实验数据测试得出; a_{\max} 为步态检测结果中每一步时间范围内加上速度数据中的最大值; a_{\min} 为步态检测结果中每一步时间范围内加速度数据中的最小值^[11]。从式(11)中可以看出, 步长估计模型只需要 k 值, 且通过实验测试就能得出, 因此该模型简单且准确性高。

PDR 中的航向计算主要依赖于航向推算模型, 即:

$$\varphi_t = \varphi_{t-1} + \Delta T \sum \omega \quad (12)$$

其中, φ_{t-1} 和 φ_t 分别是 $t-1$ 与 t 时刻的航向, 在本次研究中, 初始航向 φ_0 由 UWB 的定位信息进行初始校准。 ΔT 是陀螺仪数据的间隔时间; $\sum \omega$ 是 $t-1$ 到 t 时刻陀螺仪输出的角速度和^[12]。

3 基于 UWB/PDR 自适应扩展卡尔曼定位模型

3.1 EKF 融合 UWB/PDR 定位模型

本次采用的 UWB 和 PDR 大部分为非线性问题, 相较于常用的一些融合算法, 如卡尔曼滤波算法在处理非线性数据时会带来较大误差, 而采用粒子滤波则会因计算量大而不满足实时定位的实时性, 而扩展卡尔曼滤波算法正适用于非线性问题并且计算量适中, 因此本文采用扩展卡尔曼滤波(EKF)实现 UWB 和 PDR 位置融合。将 UWB 的坐标信息和通过 PDR 得到的航向角和步长作为 EKF 的状态变量, 通过 UWB 初始时刻的位置坐标和 PDR 推算的行人航向信息得到系统的初始状态^[13]。利用观测 PDR 推算过程中的行人步长和航向角的变化来控制 EKF 的系统误差。

在 UWB 和 PDR 的融合模型中, 对于行人的系统状态采用行人在北方向的坐标 N 和东方向的坐标 E 以及这两个方向上的速度、采样间隔和加速度值作为状态值^[14]。

行人在 k 时刻的系统状态模型:

$$\begin{cases} N(k+1) = N(k) + t(k) \cdot v_N(k) + \frac{a_N(k)}{2} t^2(k) \\ E(k+1) = E(k) + t(k) \cdot v_E(k) + \frac{a_E(k)}{2} t^2(k) \\ v_N(k+1) = v_N(k) + a_N(k) \cdot t(k) \\ v_E(k+1) = v_E(k) + a_E(k) \cdot t(k) \end{cases} \quad (13)$$

利用 UWB 解算的东方向和北方向位置、PDR 推算中行人步长和航向角作为观测值^[15], 得到观测方程:

$$\begin{cases} N_U(k) = N(k) \\ E_U(k) = E(k) \\ SL_P(k) = t(k) \sqrt{v_E^2(k) + v_N^2(k)} \\ \gamma_P(k) = \arctan \frac{v_N(k)}{v_E(k)} \end{cases} \quad (14)$$

通过 EKF 结合上述状态方程和观测方程对 UWB 和 PDR 进行融合定位得到如下方程。

对系统的初始状态和协方差矩阵进行初始化:

$$X(0) = E[X(0)] \quad (15)$$

$$P(0) = \text{var}[X(0)] \quad (16)$$

系统状态预测方程:

$$\hat{X}(k+1|k) = f(\hat{X}(k|k)) + \Gamma \omega(k) \quad (17)$$

系统状态观测方程:

$$\hat{Z}(k+1|k) = h(\hat{X}(k|k)) \quad (18)$$

其中, $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 是非线性函数, $\omega(k)$ 是服从正态分布的过程噪声^[16]。

用于线性化的雅可比矩阵为:

$$\Phi(k) = \frac{\partial f}{\partial \hat{X}} \Big|_{x=x_k}, H(k) = \frac{\partial h}{\partial \hat{X}} \Big|_{x=x_k} \quad (19)$$

一步预测协方差矩阵:

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1|k)P(k|k)\Phi^T + (k+1|k) + Q(k+1) \quad (20)$$

卡尔曼增益:

$$K(k+1|k) = P(k+1|k)H^T(k+1) \cdot [H(k+1)P(k+1)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (21)$$

系统状态更新:

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1) \cdot [Z(k+1) - h(\hat{X}(k+1|k))] \quad (22)$$

系统协方差矩阵更新:

$$P(k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1|k) \quad (23)$$

3.2 自适应 EKF 融合 UWB/PDR 定位模型

以上是通过 EKF 算法融合 UWB 和 PDR 定位信息, 然而在实际应用中建立的模型存在不确定性, 这将引起滤波性能变坏, 并且随着时间的递增 EKF 模型的定位精度会

逐渐收敛,致使当前状态预测值与上一时刻的定位数据关联性逐渐降低。针对这个问题本文提出了自适应 EKF 融合滤波算法,在基于标准 EKF 的基础上提出了自适应校准因子 λ ,再利 λ 动态调整位置信息,消除较大误差对当前位置信息的影响。通过上一时刻的 UWB 的定位坐标与当前 UWB 的定位坐标之间的差值 Δr_{uwb} ,以及上一时刻 PDR 的定位坐标与当前 PDR 的定位坐标之间的差值 Δr_{pdr} ,通过多次实验确定距离阈值 g 。将 $|\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}|$ 与 g 之间的比较作为判断定位坐标是否发生异常的条件,同时通过判定条件计算自适应校准因子 λ :

$$\lambda = \begin{cases} 1, & |\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}| \leq g \\ \frac{|\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}|}{g}, & |\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}| > g \end{cases} \quad (24)$$

其中, $|\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}| \leq g$ 表示量测信息正常, $|\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}| > g$ 表示量测信息异常。

利用自适应校准因子 λ 调整估计值 P_i ,进而自适应调整 EKF 中的一步预测:

$$\begin{cases} P_i = \lambda A P A^T + \Gamma Q \Gamma^T, & |\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}| \leq g \\ P_i = A P A^T + \lambda \Gamma Q \Gamma^T, & |\Delta r_{uwb} - \Delta r_{pdr}| > g \end{cases} \quad (25)$$

其中, A 为状态转移矩阵, Q 为过程噪声协方差矩阵^[17]。

基于上述,本文的 UWB/PDR 融合定位系统原理如图 3 所示,包括 PDR 定位系统、UWB 定位系统和自适应数据融合的 EKF 算法。以 PDR 定位系统为主要参考系统,通过对 EKF 滤波算法添加自适应校准因子动态融合 UWB 和 PDR 的定位信息,利用 UWB 的定位信息对 PDR 定位信息进行修正,减少 PDR 的累积误差和 UWB 的 NLOS 干扰。

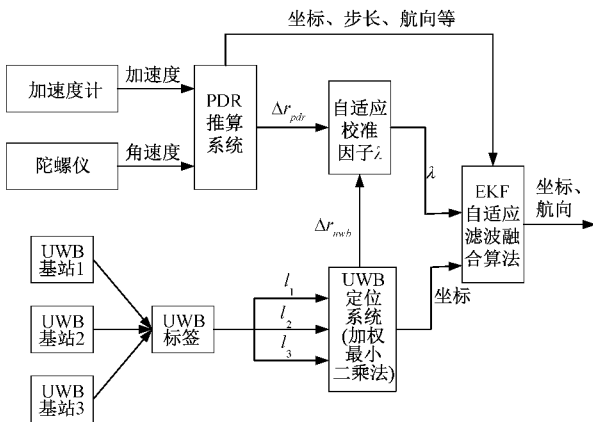


图 3 UWB/PDR 融合定位系统原理

4 实验与结果分析

实验测试地点为重庆邮电大学风华操场,设施设备包括 3 个 UWB 基站和 1 个 UWB 标签、实验室自研 IMU 模块和笔记本 1 台。实验室设备安装如图 4 所示。

在图 5 所示的实验场景中,在图 5 中的 A、B、C 三点放置 UWB 基站,实验的轨迹如图 5 所示的一个 115 m × 74 m

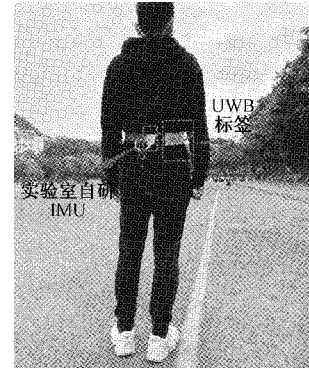


图 4 UWB 标签和 IMU 安装图

的矩形,起始点在图 5 中标出,并按箭头所示的方向进行绕行。

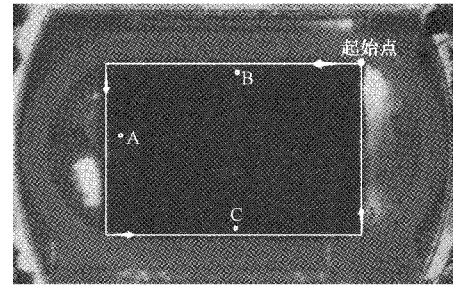


图 5 实验场景

分析 3 种不同算法下的轨迹航向误差值,可知航向误差最大的是纯 PDR 算法绝对平均误差为 19.7° ,其次是标准 EKF 融合算法绝对平均误差为 10.3° ,误差最小的是自适应 EKF 融合算法仅为 7.1° 。分析航向误差的绝对平均误差以及图 6 可知,基于自适应 EKF 的 UWB/PDR 融合算法相较于基于标准 EKF 的 UWB/PDR 融合算法的航向误差降低了 31.1%,且自适应 EKF 融合算法直观的修正了航向发散,能对发散的航向进行周期性修正。

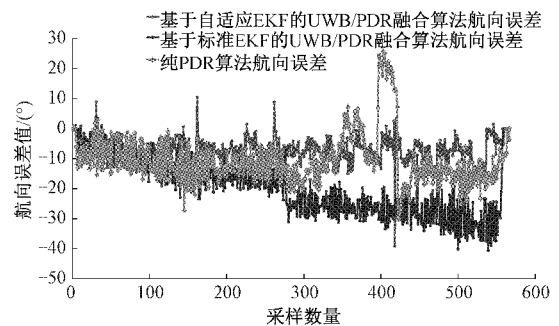


图 6 不同算法的航向误差比较

通过对自适应 EKF 的 UWB/PDR 融合算法、标准 EKF 融合算法以及惯性导航 PDR 算法的路径对比分析,将实验所得的数据通过 MATLAB 进行仿真比较如图 7 所示,可知使用自适应 EKF 融合算法后行人路径轨迹比单纯的 PDR 轨迹和标准 EKF 融合算法轨迹更为收敛,且与真实轨迹更为贴合。

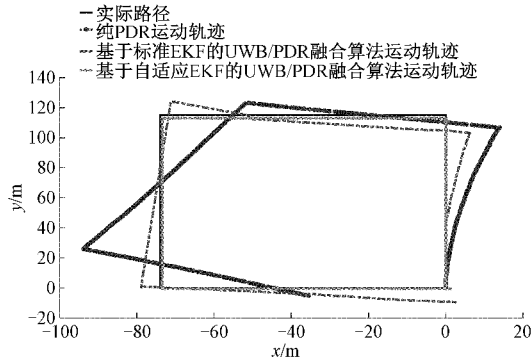


图 7 不同算法运行轨迹对比

通过对比不同算法实验测试数据的轨迹起点和结束点的坐标之差得到定位误差如表 1 所示,可知单纯采用 PDR 算法的误差最大百米平均误差为 9.49 m,而采用本文的基于自适应 EKF 的 UWB/PDR 融合算法后百米误差降至 0.33 m,相对于基于标准 EKF 的 UWB/PDR 融合算法定位误差降低了 97.8%,定位误差远小于标准 EKF 融合算法。可以很直观的看出通过自适应 EKF 融合算法得到的轨迹定位误差较小,算法提升了定位精度。

表 1 采用不同算法误差对比

算法	欧氏误差/m	百米平均误差/m
纯 PDR 算法	35.88	9.49
标准 EKF 融合算法	9.88	2.61
自适应 EKF 融合算法	1.24	0.33

5 结 论

本文研究了 UWB 和 PDR 的融合算法,通过分析 UWB 和 PDR 的定位特点,比较现有融合算法的优缺点,提出了一种自适应 EKF 的融合算法,算法在标准 EKF 融合算法的基础上,提出了自适应校准因子,将 UWB 相邻时刻和 PDR 相邻时刻误差更新到扩展卡尔曼滤波算法的期望方差矩阵中,自适应的调整 UWB 和 PDR 在预测方程中的期望输出权重。经过实际场景实验测试,可以知道自适应 EKF 融合算法相比较单纯的 PDR 算法和标准的 EKF 融合算法,不仅降低了 PDR 累积误差对定位精度的影响,而且还在航向修正和定位精度方面都得到了明显提升。该方法对于融合定位方向的研究有一定的参考价值。在未来,将继续在融合定位方面进行更深一步的研究,尝试融入视觉定位探讨基于复杂环境下的融合定位方法,实现在复杂环境定位算法的鲁棒性以实时性,提升定位精度。

参考文献

[1] 孙璧文,樊启高,武亚恒,等. 基于 PDR/UWB 紧耦合的足绑式行人导航技术[J]. 传感器与微系统,2017,

36(3):43-47.
 [2] 陈隆亮,杨映,袁恩,等. 基于 UWB/PDR 的组合室内定位算法[J]. 信息技术与网络安全,2019,38(5): 53-57.
 [3] 仪玉杰,黄智刚,苏雨. 一种 UWB 与 PDR 融合的行人室内定位方法[J]. 导航定位学报,2019,7(3): 38-43.
 [4] ZHOU T Y, XIAO M L, LIU Y Y, et al. Research on indoor UWB positioning based on expectation maximization in NLOS environment[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2021, 33(17), DOI: 10.1002/cpe.6278.
 [5] 张健铭,施元昊,徐正蓓,等. 基于误差预测的自适应 UWB/PDR 融合定位算法[J]. 计算机应用,2020, 40(6): 1755-1762.
 [6] TONG H B, XIN N, SU X L, et al. A robust PDR/UWB integrated indoor localization approach for pedestrians in harsh environments[J]. Sensors, 2019, 20(1), DOI: 10.3390/s20010193.
 [7] 陈昊,张海华,陈玮光,等. 基于 UWB/SINS 组合的行人导航研究[J]. 导航定位学报,2020,7(2): 65-71.
 [8] 钟亮,李晓东. 基于 UWB 的自适应小波与卡尔曼滤波定位算法[J]. 电子测量技术,2020,43(22): 165-169.
 [9] RIDOLFI M, FONTAINE J, HERBRUGGEN B V, et al. UWB anchor nodes self-calibration in NLOS conditions: a machine learning and adaptive PHY error correction approach[J]. Wireless Networks, 2021, 27(4): 3007-3023.
 [10] LI Z, LIU C, GAO J, et al. An improved WiFi/PDR integrated system using an adaptive and robust filter for indoor localization[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2016, 5(12): 224, DOI: 10.3390/ijgi5120224.
 [11] 杨秀梓,王敬东,刘亚飞,等. UWB/惯性技术组合优化的室内定位技术研究[J]. 电子测量技术,2019, 42(15): 132-138.
 [12] ZHANG Y, HUANG Y, LI N, et al. Interpolatory cubature Kalman filters[J]. IET Control Theory & Applications, IET Control Theory & Applications, 2015, 9(11): 1731-1739.
 [13] 王长强,徐爱功,隋心. UWB 测距的 NLOS 误差削弱方法[J]. 导航定位学报,2017,5(3): 24-27.
 [14] 姚锦涛,李江,马朋. 一种多源导航信息融合定位方法[J]. 现代导航,2020,11(3): 192-196.
 [15] 张世童,张宏伟,王延辉,等. 自主水下航行器导航技术发展现状与分析[J]. 导航定位学报,2020,8(2):

1-7.

- [16] 徐恩松, 陆文华, 刘云飞, 等. 基于卡尔曼滤波的数据融合算法与应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(5): 143-147.
- [17] TIAN Q, SALCIC Z, WANG K I K, et al. A multi-mode deadreckoning system for pedestrian tracking using smartphones[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 16(7): 2079-2093.

作者简介

刘宇, 博士, 教授, 主要研究方向为传感器件与系统。

E-mail: liuyu@cqupt.edu.cn

谢宇, 硕士研究生, 主要研究方向为传感器件与系统。

E-mail: 852035430@qq.com

邹新海(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为微波光子传感。

E-mail: zouxh@cqupt.edu.cn