

基于误差预测的自适应UWB/PDR融合定位算法

张健铭^{1,2}, 施元昊^{1,3}, 徐正蓓^{1,2*}, 魏建明¹

(1. 中国科学院上海高等研究院, 上海 201210; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 上海大学通信与信息工程学院, 上海 200444)
(* 通信作者电子邮箱 xuzhy@sari.ac.cn)

摘要:为了解决在室内非视距(NLOS)定位场景中超宽带(UWB)技术性能不佳、航位推算(PDR)算法累积误差过大的问题,以及由环境因素引起的UWB性能下降的问题,提出了一种基于UWB误差预测而自适应系数调节的UWB/PDR融合定位算法。该算法创新地提出了利用支持向量机(SVM)回归模型对复杂环境中UWB定位误差进行预测,并以此为基础,为常规的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法添加了自适应调节系数,以提高UWB/PDR的融合定位效果。实验结果表明,所提算法在复杂UWB环境中可以有效预测当前UWB定位误差水平,并通过自适应调整融合系数提高精度,使得较常规EKF算法在一般区域的定位误差降低了18.2%,在UWB精度较差的区域中的定位误差降低了48.7%,从而减小了环境对UWB性能的影响;在包含UWB的视距内(LOS)及NLOS的复杂场景中,通过融合定位算法,将定位每百米误差由米级降低至分米级,解决了NLOS场景中PDR误差过大的问题。

关键词:室内定位;支持向量机;扩展卡尔曼滤波;自适应;融合定位

中图分类号:TP212.9 **文献标志码:**A

Adaptive UWB/PDR fusion positioning algorithm based on error prediction

ZHANG Jianming^{1,2}, SHI Yuanhao^{1,3}, XU Zhengyi^{1,2*}, WEI Jianming¹

(1. Shanghai Advanced Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201210, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: An Ultra WideBand (UWB)/ Pedestrian Dead Reckoning (PDR) fusion positioning algorithm with adaptive coefficient adjustment based on UWB error prediction was proposed in order to improve the UWB performance and reduce the PDR accumulative errors in the indoor Non-Line-Of-Sight (NLOS) positioning scenes and solve the UWB performance degradation caused by environmental factors. On the basis of the creative proposal of predicting the UWB positioning errors in complex environment by Support Vector Machine (SVM) regression model, UWB/PDR fusion positioning performance was improved by adding adaptive adjusted parameters to the conventional Extended Kalman Filter (EKF) algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively predict the current UWB positioning errors in the complex UWB environment, and increase the accuracy by adaptively adjusting the fusion parameters, which makes the positioning error reduced by 18.2% in general areas and reduced by 48.7% in the areas with poor UWB accuracy compared with those of the conventional EKF algorithm, so as to decrease the environmental impact on the UWB performance. In complex scenes of both Line-Of-Sight (LOS) and NLOS including UWB, the positioning error per 100 meters is reduced from meter scale to decimeter scale, which reduces the PDR errors in NLOS scenes.

Key words: indoor positioning; Support Vector Machine (SVM); Extended Kalman Filter (EKF); adaptive; fusion positioning

0 引言

近年来,互联网、智能移动设备等相关技术的发展促进了基于位置服务(Location Based Services, LBS)^[1]的不断进步。在现有的LBS技术中,以全球定位系统(Global Positioning System, GPS)^[2]与北斗卫星导航系统等为代表的卫星定位技术满足大多数的室外定位需求。而在室内场景中,由于GPS信号存在较大遮挡干扰,卫星定位技术无法有效地用于人员

定位。因此,室内定位的解决方案主要分为基于无线信号传输方法的视距(Line-Of-Sight, LOS)定位方法与使用惯性传感器等非视距(Non-Line-Of-Sight, NLOS)的相对定位方法两种。

主流的LOS方法包括超声波、红外线、蓝牙、ZigBee、射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)以及WiFi等方法^[3-8]。这些方法可以适用于许多室内应用场景,但仍存在显而易见的缺点,如定位精度不高、功耗大等。超宽带(Ultra

收稿日期:2019-10-28;修回日期:2019-12-25;录用日期:2020-01-02。

基金项目:上海市科技创新行动计划项目(19DZ1202200);上海市青年科技英才扬帆计划(18YF1425600)。

作者简介:张健铭(1995—),男,北京人,硕士研究生,主要研究方向:数据融合、机器学习; 施元昊(1994—),男,浙江绍兴人,硕士研究生,主要研究方向:惯性传感器应用、深度学习; 徐正蓓(1987—),男,上海人,博士,主要研究方向:无线传感网络、数据融合; 魏建明(1973—),男,湖南永州人,研究员,博士,主要研究方向:城市公共安全、先进监测与预警。

WideBand, UWB)技术可提供厘米级的精度,同时对信道衰落不敏感,传输信号功率谱密度低,拦截容量低,系统复杂度低,是一种理想的定位方法;但其信号易受遮挡,在室内的动态性能易受影响,且其布置成本较高,不适合大规模部署。现有的研究主要针对UWB的精度进行了一些改进,Wymeersch等^[9]通过引入机器学习的方法对UWB自身信号进行处理,以提高其精度,但没有解决实时性的问题;Sahoo等^[10]通过为UWB添加滤波器模块的方式对UWB进行改进,但会进一步增加UWB通信模块的成本,实用性有限。

此外,UWB信号在室内的传输距离有限,且其信号在绕过障碍物时会产生较大误差,无法胜任NLOS场景或存在盲区的室内场景。基于惯性导航单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)算法^[11]是一种比较直观的NLOS场景解决方案。PDR定位算法通过多轴惯性传感器获得加速度与方向等运动信息,对行人位置进行累计推算,是一种良好的NLOS定位方法,但其亦存在累积误差大的问题。Zhuang等^[12]使用零速修正(Zero Velocity Update Procedure, ZUPT)的方法改善了PDR算法的误差问题,使之能达到2 m级别的精度,但仍无法满足高精度定位的要求。

针对UWB与PDR各自的优缺点,采用适当的融合方式将两种定位方法融合,可解决UWB在NLOS场景中无法应用的问题,由IMU得到的航向角等运动数据亦可改善由UWB系统固有误差产生的抖动的问题,使定位系统可同时在LOS与NLOS两种环境下工作。Pittet等^[13]首先提出了使用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)对UWB与IMU数据进行融合的定位方法,但没有解决在非线形系统中可能存在的信号发散问题,即卡尔曼滤波可能无法导致误差收敛,反而会增大误差;Zihajezadeh等^[14]采用级联卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)的方式进行优化,其计算复杂度大大增加,时效性不足;Wang等^[15]采用粒子滤波(Particle Filter, PF)的方法进行优化,改善了UWB的实时定位误差问题,但该算法存在计算时间过长的问题。Xu等^[16]提出了一种基于扩展有限长单位冲激响应(Enhanced Finite Impulse Response, EFIR)滤波的方法进行融合,在一定程度上改善了定位效果。

此外,在UWB定位网络范围内,也存在一些可能导致其性能不佳的环境干扰因素。文献[17-19]等现有的UWB/PDR融合的方法,缺少在LOS范围内针对环境引起的UWB精度下降的问题进行研究,其动态性能受限。本文针对这个问题,分析在UWB视距范围内不同区域的定位误差,并根据实时误差状态,提出了一种基于UWB位置误差预测的自适应系数调节UWB/PDR融合定位算法。该算法首先利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)回归模型对UWB定位数据的误差进行预测,再通过自适应EKF融合算法将UWB与PDR信息进行实时融合,实现融合定位,通过引入PDR算法作为融合的方式解决了NLOS场景的定位问题,通过引入自适应系数实现了根据环境因素动态调整融合策略的方法,使得融合在复杂环境中具备鲁棒性,并保持了其运算实时性。

1 UWB与PDR定位算法模型

本章介绍选用的基于UWB的到达时间(Time-of-Arrival, TOA)定位算法与基于微机电系统(Micro Electro Mechanical System, MEMS)/IMU的PDR基本定位算法模型,并分析了它们各自的优势以及存在的定位问题。

1.1 基于MEMS/IMU的PDR定位算法模型

PDR算法通过加速度计与陀螺仪的传感器数据估计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。

对于步长估计,其基本思路为:行人在行进过程中,加速度计存在周期性变化,通过计算其两个加速度周期之间的距离,即可估计出步长。文献[20-25]包括了目前主流的步长估计方法,本文选用了由Weinberg等^[22]提出的一种基于行人腰间定位部件的垂直方向加速度来估计步行距离的方法,即通过加速度的周期性幅度变化来估计出实时步长:

$$L = k \times \sqrt{A_{\max} - A_{\min}} \quad (1)$$

其中: $A_{\max}$ 与 $A_{\min}$ 为每个步长周期内垂直加速度的最大值与最小值; k 为系数及单位转换因子。

文献[26-27]提供了每一步的行进方向角度计算,用于确定行进方向。方位角计算是基于九轴传感器,即使在电梯竖井、强电井等磁场干扰条件下也能提供正北方向。

在已知每一步步长、方向角的基础上,PDR算法的位置可由其累加获得:

$$(X, Y)^T = (X_0, Y_0)^T + \sum_{i=1}^N L_i (\cos \varphi, \sin \varphi)^T \quad (2)$$

其中: (X, Y) 为当前位置坐标; (X_0, Y_0) 为起始点位置; L_i 为第 i 步步长; φ 为该步的方向角。通过式(2)累加推算出的当前位置即为PDR算法输出的定位结果,可用于在NLOS场景进行室内定位或进一步与其他定位方法进行融合。

1.2 基于UWB的TOA定位算法模型

在使用UWB的无线传感器网络中,通常包括一定数量的基站(Base Station, BS)又称锚节点(Anchor Node, AN),及目标节点(Target Node, TN)又称标签(Tag),通过AN与TN之间的通信信号进行位置定位。常见的定位方法包括指纹法、接收信号强度、到达时间、到达角度及混合法等方法。其中,采用基于到达时间(TOA)的几何计算方法,计算速度快、误差小,适合用于实时精准性定位,其基本原理为通过测量AN与TN间的发送时间与接收时间之差来计算距离。在基于TOA平面定位系统中,通常需要至少三个AN才能确定每一个TN的位置^[28]。

一个典型的UWB定位系统模型,包括三个AN与一个TN。每个AN与TN间的距离可由式(3)计算得到:

$$t_l - t_0 = d_l / c \quad (3)$$

其中: t_l 为第 l 个AN接收到UWB信号的时刻, $l = 1, 2, 3$; t_0 为TN发送信号时的时刻; c 为UWB信号在空间中传播速度; d_l 为第 l 个AN与TN之间的距离。对于每一个 d_l ,对应AN与TN的坐标关系满足式(4):

$$d_l = \sqrt{(X_l - X)^2 + (Y_l - Y)^2} \quad (4)$$

在已知三个AN与TN间的距离 d_1 、 d_2 与 d_3 ,以及每个AN位置坐标时,通过式(4),可以得到TN的坐标为:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2(X_1 - X_3) & 2(Y_1 - Y_3) \\ 2(X_2 - X_3) & 2(Y_2 - Y_3) \end{pmatrix}^{-1} D; \quad (5)$$

$$D = \begin{pmatrix} X_1^2 - X_3^2 + Y_1^2 - Y_3^2 + d_3^2 - d_1^2 \\ X_2^2 - X_3^2 + Y_2^2 - Y_3^2 + d_3^2 - d_2^2 \end{pmatrix}$$

此方法的缺点为,在实际应用当中,各个节点之间的硬件和功耗不尽相同,测出的距离可能不是理想值,导致以三个AN为圆心的圆无法刚好交于一点,而是相交于2~3个点组成

的小区域,需要估计一个最优解。本文通过取两解连线中点得到最优解。该算法的完整流程如图1所示。

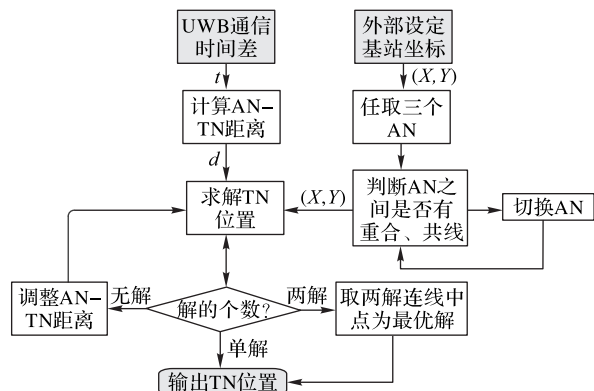


图1 UWB定位算法流程

Fig. 1 Flowchart of UWB positioning algorithm

其中,在计算TN位置前需要先计算AN之间是否存在重合或共线,若有两节点重合或三节点共线,则应舍去其中一个节点,且若可用于计算的节点不足三个,则无法计算TN位置。求解TN位置可能会产生无解、单解、双解的情况:在双解时取最优解;在无解时,可通过同时将所有AN与TN间距离调整为 $d_i' = d_i + \delta$ (δ 为微调距离),直至出现有效解。

1.3 UWB在不同区域的定位误差

在多个基站组成的UWB无线传感器网络中,不同位置存在不同的定位误差。一般而言,在一个相对稳定的网络中,UWB的定位精度在距离基站某一位置时,可获取到最小的精度误差,而非在各个基站组成的多边形的几何中心,或是距离基站很近的位置^[29],即TN距离三个基站的距离将会直接影响UWB定位的误差。另一个重要的影响因素为,当室内环境出现复杂情况时,如行走区域附近有电梯等巨大的电磁干扰物时,UWB信号传输会受到影响,精度也会相应地降低。通过引入磁力计,可对TN周边的电磁环境进行实时监测,以发现周边是否有干扰UWB传输的物体,对于提高UWB的精度也有一定的帮助。

此外,UWB的定位依赖于足够多的UWB基站保持LOS环境,对于NLOS场景则无法完成定位。在室内定位的应用场景中,难免出现行人行进到UWB视距外的情况,此时有效的基站数目不足以支持定位系统运行,需要借助于PDR定位方法进行补充。此外,由PDR计算的步长、航向角等数据也可用于对UWB系统自身的固有误差进行改善。

2 UWB/PDR自适应融合定位

本章首先介绍基于SVM回归的UWB误差预测算法,然后介绍通过EKF实现UWB与PDR两种定位信号的融合位置算法,该算法可根据实时预测误差动态调整融合参数。其中,EKF用来估计位置误差、步长误差以及方位角误差,以校正导航系统输出;通过引入一个动态系数调整矩阵,本文实现了将UWB误差预测的结果用于对EKF参数进行实时修正,使得EKF算法具备了适应不同定位环境的鲁棒性,相较于常规EKF算法进一步提高了定位质量。融合定位算法详述如下。

2.1 基于SVM回归的UWB误差预测算法

由于UWB的传输相对稳定,可能影响其定位精度的环境因素有限但作用机制复杂,难以在大量场景中收集数据,对于定位精度误差的预测宜采用适用于小样本学习的支持向量机

(SVM)方法。SVM是一类监督学习(supervised learning)的算法,可作为对数据进行二元分类的广义线性分类器,或是用于对连续数据进行预测的SVM回归模型。对于SVM分类模型,其决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面,而在SVM回归中,则需要求解最小边距超平面。从模型复杂程度来看,SVM可分为三类:线性可分的线性SVM、线性不可分的线性SVM和非线性SVM。

本文将在第3章中对1.3节中分析的影响UWB定位误差的因素及可辅助提高UWB精度的因素进行数据采集与分析,选择TN距离每个基站的距离、三轴磁力计数据与PDR算法计算的行人步长与航向角作为特征参数进行数据采集,将采集到的训练数据与经由UWB定位数据与真实行走位置数据获取的精度误差数据生成的标签构建训练集 $T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\}$ 。其中, $\mathbf{x}_n$ 为8维输入向量,每一维度代表一个特征参数; y_n 代表UWB定位位置与其实际位置之差。

常规的SVM分类模型的目标为通过学习得到一个最优回归超平面:

$$\mathbf{w} \cdot \Phi(\mathbf{x}) + b = 0 \quad (6)$$

而对于SVM回归模型,采用 ε -insensitive误差函数,其回归模型的损失度量函数相应变为:

$$\hat{y} = \mathbf{w} \cdot \Phi(\mathbf{x}) + b$$

$$E_\varepsilon(\hat{y} - y) = \begin{cases} 0, & |\hat{y} - y| < \varepsilon \\ |\hat{y} - y|, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\mathbf{w}$ 与 b 为优化目标的超平面系数; $\Phi(\mathbf{x})$ 为 $\mathbf{x}$ 向高维空间的映射函数,对于线性场景, $\Phi(\mathbf{x}) = \mathbf{x}$,而在数据不具备线性特征的非线性场景中,样本可以通过映射到高维空间实现线性可分离; ε 为惩罚系数,即若预测值与真实值间的误差大于 ε ,则产生惩罚,否则不产生惩罚。该损失函数事实上在超平面周围形成了一个管道状的不敏感区域 ε -tube。

类似于一般的线性回归损失函数,SVM回归算法以 E_ε 替代平方误差项,优化目标即为最小化正则化误差函数:

$$C \sum_{i=1}^N E_\varepsilon(\hat{y}_i - y_i) + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (8)$$

将其转化成一个约束优化问题,常用的方法是每个样本引入两个松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 与 $\hat{\xi}_i \geq 0$ 用来计算真实值与 ε -tube间的距离。原问题转化为凸二次优化问题:

$$\min_{\mathbf{w}, b} \left\{ C(\xi_i + \hat{\xi}_i) + \|\mathbf{w}\|^2 / 2 \right\} \quad (9)$$

$$\text{s. t. } \xi_i \geq 0$$

$$\hat{\xi}_i \geq 0$$

$$\hat{y}_i - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - \xi_i \leq \varepsilon$$

$$(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - \hat{y}_i - \hat{\xi}_i \leq \varepsilon$$

和SVM分类模型类似,本文通过引入拉格朗日乘子,构建拉格朗日函数,将原问题转化为最大化对偶函数:

$$\tilde{L}(\alpha, \hat{\alpha}) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \hat{\alpha}_i)(\alpha_j - \hat{\alpha}_j) \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \hat{\alpha}_i) + \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \hat{\alpha}_i) \hat{y}_i \quad (10)$$

其中,式(10)对应约束条件为 $0 \leq \alpha_i \leq C$ 与 $0 \leq \hat{\alpha}_i \leq C$, $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数的乘积 $\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$ 。常用的核函数包括高斯核函数或多项式核函数:

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (1 + \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j)^d$$

本文选用多项式核,相应的预测函数为:

$$\gamma(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \hat{\alpha}_i) \kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \hat{\gamma}_i - \varepsilon - \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \hat{\alpha}_i) \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (12)$$

利用序列最小优化 (Sequential Minimal Optimization, SMO) 算法计算式 (12), 可得到优化后的预测函数, 用于对 UWB 定位误差进行预测。图 2 为基于 SVM 回归的 UWB 误差预测算法流程, 包括了样本采集、数据预处理、模型训练与预测及模型输出等四个阶段, 最终得到对 UWB 的误差预测模型, 用于接下来的融合算法。

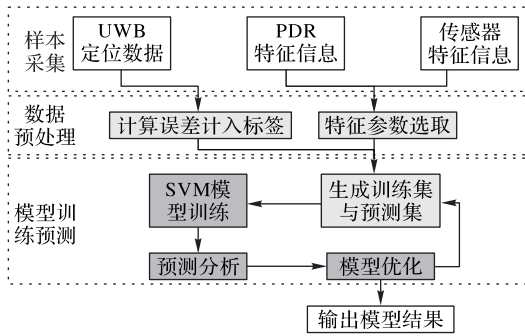


图 2 UWB 误差预测算法流程

Fig. 2 Flowchart of UWB error prediction algorithm

2.2 自适应扩展卡尔曼滤波融合算法

在使用 SVM 回归模型进行 UWB 误差预测的基础上, 本文应用扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 实现自适应位置融合算法。EKF 通过滤波的方式对经由 PDR 推算的相对位置与 UWB 定位的绝对位置, 以及各自的步长、航向角进行融合, 以得到最优位置信息及行人前进信息。本文在 EKF 融合过程中, 通过引入自适应系数矩阵来实现根据 UWB 实时误差而自适应调整卡尔曼增益的功能, 而同时不丧失 EKF 的实时性优势。

一个基本的卡尔曼系统的输入状态 $\mathbf{X}_k$ 由四维的 PDR 误差量组成, 包括位置误差、步长误差和航向角偏差误差:

$$\mathbf{X}_k = [\delta E, \delta N, p_e, b_e]^T \quad (13)$$

其中: δE 和 δN 表示在大地坐标系中 PDR 定位算法估计的正东和正北的位置与经由 UWB 计算的正东和正北位置之差; p_e 和 b_e 分别表示两种定位方法计算的步长与方位之差。相应的, 卡尔曼滤波系统模型可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 为系统噪声。 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 为系统过程噪声, $\mathbf{Q}_k$ 为系统噪声方差矩阵, 反映了 PDR 位置估计算法中存在的定位预测偏差。 Φ_k 为状态转移矩阵, 由 PDR 运动模型可得, 状态转移矩阵为:

$$\Phi_{k+1,k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & n \sin \theta & np_k \cos \theta \\ 0 & 1 & n \cos \theta & np_k \sin \theta \\ 0 & 0 & \exp(-T/T_p) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \exp(-T/T_p) \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, T_p 和 T_b 为相关的时间常数。观测值 $\mathbf{Z}_{k+1}$ 由 PDR 与 UWB 分别测量的正东和正北的位置在相同大地坐标系内之差与步长、航向角之差构成, $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_n)$ 为观测噪声, $\mathbf{R}_n$ 为观测噪声协方差矩阵, 反映了 UWB 定位的存在的误差情况。观测矩阵默认为:

$$\mathbf{H}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

一般的扩展卡尔曼滤波包括预测与更新两个步骤, 预测为设定初始状态, 更新为通过迭代的方式更新增益系数, 以求最优位置。预测过程的主要方法为:

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{P}_k$ 为系统过程噪声估计协方差矩阵。更新过程为求解卡尔曼增益 $\mathbf{G}_k$ 并对 $\mathbf{X}_k$ 与 $\mathbf{P}_k$ 实现迭代更新, 求解卡尔曼增益的方法为:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T \cdot (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_n)^{-1} \quad (19)$$

式 (19) 适用于常规的滤波方法, 而对于应用场景中的复杂定位环境, 本文引入自适应系数, 使其变为:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{S}_k \cdot \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T \cdot (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_n)^{-1} \quad (20)$$

其中: $\mathbf{G}_k$ 为卡尔曼增益; $\mathbf{S}_k$ 为自适应系数。 $\mathbf{S}_k$ 计算式为:

$$\mathbf{S}_k = \begin{bmatrix} \exp(-T_u \cdot \hat{\gamma}(E)) \\ \exp(-T_u \cdot \hat{\gamma}(N)) \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中: $\hat{\gamma}(E)$ 与 $\hat{\gamma}(N)$ 为根据式 (7) 预测的 UWB 误差; T_u 为调整系数。通过式 (20) 与式 (21) 得到的卡尔曼增益可根据 SVM 回归模型预测的 UWB 定位误差自适应地调节观测噪声的影响因子, 进而达到改变融合策略的目的, 即: 当 UWB 信道状态良好时, 减小观测噪声对融合的影响; 当 UWB 信道状态不佳时, 增大观测噪声的影响。相应的, $\mathbf{X}_k$ 与 $\mathbf{P}_k$ 迭代更新的步骤为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k + \mathbf{G}_k (\mathbf{Z}_k - \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_k) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k \quad (23)$$

其中, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。本文的一个完整的 EKF 流程, 包含式 (17)~(18) 的预测过程与式 (20)~(23) 的更新流程, EKF 算法实现了根据 UWB 误差情况自适应地调整卡尔曼增益的功能, 使得 EKF 算法具备了鲁棒性的优势。每次传感器采集到有效的位置数据后, 按照该流程即可完成 EKF 融合过程, 实现融合定位, EKF 计算位置信息的时间将少于 1 s, 保障了定位的实时性。

2.3 基于 UWB 误差预测的自适应融合定位算法流程

本文提出的自适应融合定位算法架构如图 3 所示。该算法首先在线下阶段对采集到的 UWB 数据以及 UWB 与 PDR 算法定位误差数据进行处理, 筛选出适当的参数, 通过 SVM 回归预测模型对 UWB 误差进行训练与预测, 将得到的预测模型用于测试阶段的 UWB 误差预测, 该部分算法在 2.1 节中进行了详细阐述。

随后, 在线上阶段通过自适应 EKF 滤波将 UWB 与 PDR 算法得到的定位数据进行融合, 以提高定位算法精度。其中, 误差预测过程增强了 UWB 信号的误差判断及其有效性的表征能力, 进而可以自适应调整融合系数。此时, 进一步采用扩

展卡尔曼滤波融合方法可以实现更加鲁棒的融合定位,有效避免了当UWB由于环境因素造成误差增大时导致对融合定位带来的误差进一步扩大的缺点,以及UWB系统固有误差带来的定位抖动等问题,实现EKF算法的鲁棒性,提高整体定位精度,并解决UWB无法在NLOS场景应用的问题。

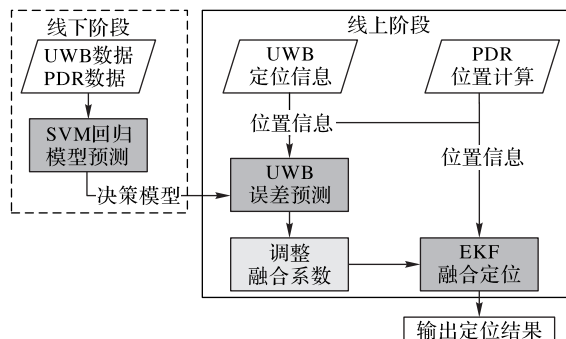


图3 融合定位算法架构

Fig. 3 Framework of fusion positioning algorithm

3 自适应融合定位算法实验分析

3.1 实验设备与平台

本文在室内宽阔区域对融合定位算法进行数据采集、实验验证与结果分析。图4为组成UWB定位系统的无线传感网络布局图,包含一个与蓝牙低功耗(Bluetooth Low Energy, BLE)通信模块相连接的UWB标签节点(TN),以及三个UWB基站节点(AN)。此外,实验中用于PDR计算的惯性传感器模块由包括三轴加速度计、三轴陀螺仪与三轴磁力计的九轴传感器模块定位模块组成。

本文按图4所示布置UWB无线传感网络,其将计算到的标签距三个基站的距离通过BLE模块传输到PDR定位模块,后者通过内置单片机计算出UWB位置信息,并与自身九轴传感器推算的PDR位置信息进行自适应融合,输出最终定位

置。输出的位置可通过4G无线网络上传到PC端进行位置显示与处理。

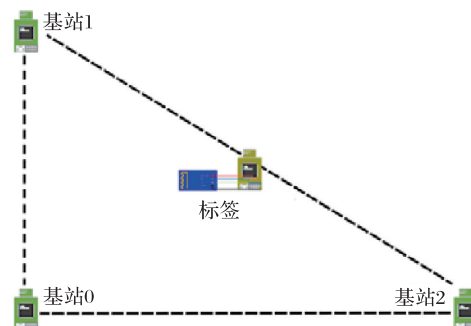


图4 TOA定位模型

Fig. 4 TOA positioning model

3.2 UWB定位误差特征参数的选取

基于1.3节对UWB定位误差的分析,实验人员在UWB无线传感网络内对UWB数据进行前期采样工作,将其用于SVM回归算法对定位结果进行训练与预测。数据的采集与统计结果如图5所示。

实验人员分别在三个UWB基站0.8 m以内的区域与基站组成的矩形的边缘上对UWB定位进行采样,计算其定位误差,并与正常定位区域内的定位误差进行比较,各自的定位误差如图5(a)所示。图5(a)中显示的分别为UWB在靠近基站附近的误差采集数据、UWB靠近基站构建的多边形几何边缘上的误差采集数据,以及在UWB视距内一般的定位位置的误差采集数据。

从图5(a)中可以发现,UWB定位在靠近基站的位置、基站网络多边形边缘上的定位误差要高于常规定位区域,而在多边形边缘上的误差更是远大于常规定位误差。因此,应当将UWB距三个基站的最小距离及距矩形边缘的最小距离作为特征参数。

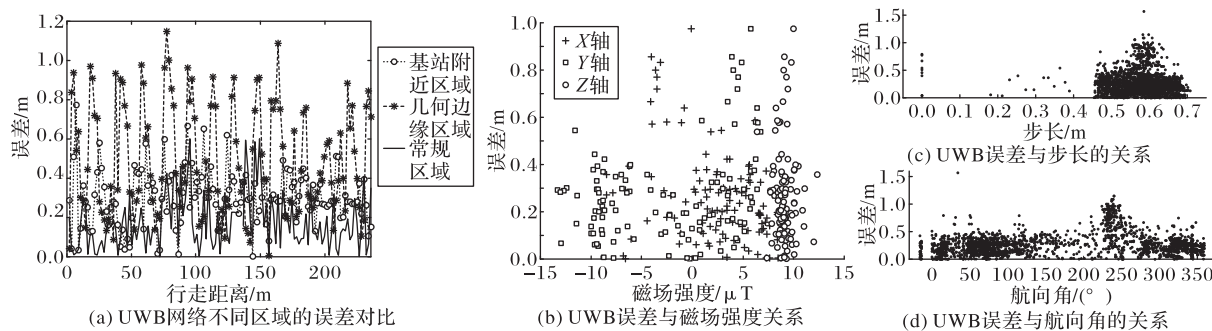


图5 影响UWB精度的特征分析

Fig. 5 Analysis of features affecting UWB accuracy

三轴磁力计所测量的磁场强度作为反映标签周围是否有大型磁场干扰设备(如电梯)的特征,亦会与UWB定位误差的大小产生关联。实验人员分别在电梯井附近0.8 m的位置与常规定位位置测量磁力计数据并绘制散点图,图5(b)反映了磁力计在三个方向的分量与UWB定位误差的关系,分别为UWB定位误差与三轴磁力计的X轴、Y轴、Z轴采集数据的关系对比散点图。由图5(b)可知,定位误差较大时,磁场强度相应集中在一部分数值之内,表明磁力计测得的磁场强度可以反映当前环境电磁干扰状态,进而反映误差情况。因此,将三轴磁力计数据作为UWB误差预测的输入特征也可以提高预测的准确性。

此外,考虑到UWB标签随行人前进而出现不同的天线角度等情形,进而影响基于时间测距的定位精度问题,应将行人步长与航向角等因素也纳入考量范围。图5(c)、(d)反映了各种UWB定位误差与行人航向的关系,分别为UWB位置误差与行人步长的关系,及其与行人航向角的关系散点。

由图5(c)可知,当步长或航向角位于某一区间内时,定位误差较其他时刻大。因此,步长与航向角对UWB误差也有一定的影响,应将其作为UWB误差预测的输入特征。

综合图5的分析,本文选定了SVM回归预测算法输入特征。表1为本文选定的采样特征,共包含:UWB标签距三个基站的最小距离,标签到四个网络边缘的最小距离,用于检测电

磁干扰物的三轴磁力计数据,及经由加速度计与陀螺仪推算的行人步长与航向方位角等特征。本文根据表1特征,以2.1节中的模型为基础进行训练与实验。

表1 UWB误差预测算法包含的样本特征

Tab. 1 Sample features of UWB error prediction algorithm

样本特征	描述
标签-基站最小距离	标签到三个基站的距离最小值
标签-边缘最小距离	标签到四个网络边缘的距离最小值
X轴磁力计数据	X轴方向上的磁场强度
Y轴磁力计数据	Y轴方向上的磁场强度
Z轴磁力计数据	Z轴方向上的磁场强度
行人步长	行人两步之间的移动距离
行人航向角	行人当前行进方向,取值范围0°~360°

3.3 UWB误差预测实验与结果

根据2.2节中的SVM回归预测模型,实验人员根据3.1节中的特征构建数据集(Data)以及相应的误差标签(Label),通过引入交叉验证(Cross Validation)对数据集和标签进行充分利用,得到最优模型。随后,实验人员使用优化预测模型,在实验场景中原有采集位置进行实验验证。表2为实验验证阶段采集到的UWB实际误差与经由SVM回归模型预测的定位误差进行对比,对比的数据分别为由SVM回归模型预测得到的每个实验场景的误差的平均值,实验人员实际行走路线上UWB定位误差的平均值,以及二者之间的用于反映预测偏离程度的均方误差(Mean Square Error, MSE)。

表2 UWB预测误差与实际误差对比 单位:m

Tab. 2 Comparison of UWB prediction errors and real errors unit:m

场景	预测误差	实际误差	MSE
全体场景	0.238 0	0.246 4	0.034 1
基站旁	0.238 9	0.231 8	0.019 8
一般场景	0.177 2	0.180 2	0.019 1
电梯旁	0.195 2	0.191 4	0.026 8
几何边缘	0.434 2	0.485 1	0.042 5

由表2可以看出,除在无线传感网络多边形几何边缘上时,预测误差与实际误差的偏差较小,平均相差小于0.01 m,而在几何边缘上也可保持在0.05 m的预测偏差。此外,各场景中MSE均可维持在较低水平,表明了本文的SVM回归模型对误差预测的可靠性,可将误差的预测值用于进一步地修正自适应融合滤波算法的参数。

3.4 UWB/PDR 自适应融合定位性能分析

本文将第2章中的自适应EKF融合算法原理应用于定位硬件设备中,并利用3.1节中的定位硬件设备及网络在实际场景中进行步行实验,用于检验算法在LOS与NLOS场景中的定位改善效果。实验分为两组进行:实验一仅在UWB视距内进行步行测试,衡量实验人员与规则行进路线间的实时误差,并对多种不同定位方案的实时误差进行比较与分析;实验二在包含UWB视距内及视距外的复杂室内场景中进行定位实验,通过计算回到原点后的累积误差,以误差/总行进距离作为表征数据反映定位精度。此外,实验还将记录每一次位置融合计算的运行时长(即定位延迟),用于检验算法的实时性。图6为实验人员在UWB无线传感网络中进行步行定位实验的现场照片。

3.4.1 实验一

实验一为在UWB视距内的沿相同矩形轨迹行走5圈(约

133 m)的实验,用于验证自适应EKF算法对UWB定位效果的修正作用。实验人员行走的轨迹包括了常规区域、靠近电梯的电磁干扰区域,以及边缘等定位精度下降区域。实验组采用本文提出的自适应EKF融合算法,实验人员同时采集了仅含UWB定位算法的行进轨迹数据、仅含PDR算法的行进轨迹,以及不含自适应系数的常规EKF算法融合效果进行对比。



图6 实验现场照片

Fig. 6 Photo of experiment environment

图7为使用本文提出的融合算法与不使用融合算法的单独PDR与UWB定位算法对比,测试在室内宽阔空间进行。图7中包括实际的行走轨迹、三个UWB基站的位置、由PDR算法推算的轨迹、UWB直接测距定位的轨迹、常规EKF融合得到的运动轨迹与使用自适应EKF融合后得到的轨迹。表3为本实验各种定位方法的误差精度及相应的运算时间统计。图8为相应各算法的误差随行走距离的变化,其中PDR位置误差由于过大,故不在图中给出。

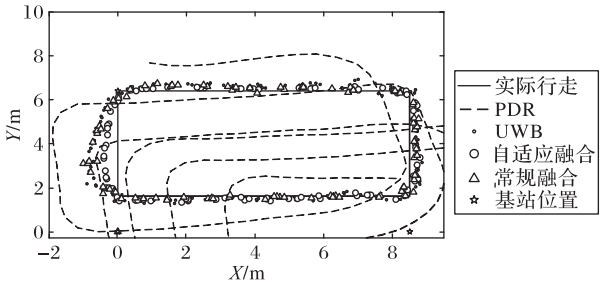


图7 各定位算法轨迹对比

Fig. 7 Trajectory comparison of different positioning algorithms

表3 各定位方法误差与运算时间统计

Tab. 3 Errors and running times for different positioning methods

定位方法	误差/m	运算时间/s
UWB	0.255 6	≈0.2
PDR	3.561 0	≈0.1
常规EKF融合	0.186 1	<1
自适应融合	0.152 3	<1

从图7中可以看出,PDR算法在每一圈行进到相同位置时,定位位置与上一圈均无法重合,存在巨大的累积误差,该误差区域在图8中对应各个误差局部峰值。UWB定位在3.2节与3.3节中探讨的精度下降区域时,定位精度也受到了很大的影响。同时,由UWB的系统固有误差会产生定位位置抖动的现象,使得定位可靠性降低。使用常规的融合算法可以改善抖动现象及PDR的累积误差问题,但无法改善UWB在边缘地带的误差增大的问题。而本文提出的算法则在常规EKF算法的基础上,进一步减小了UWB在边缘地带的误差,并修

正了PDR带来的累积误差,整体定位误差减小了18.2%,且在行走至UWB精度较低区域时,融合后的位置误差可减小48.7%。由此表明了本文算法在室内复杂场景下可以明显改善UWB定位精度受环境影响下降的问题,减小了UWB定位系统固有误差产生的抖动,即具备了鲁棒性;同时,自适应EKF融合算法计算时间少于1 s,具备了实时性。

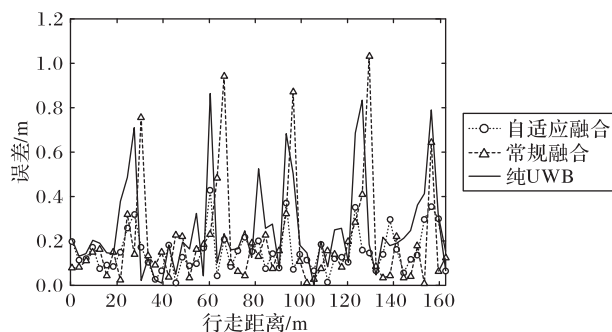


图8 各定位算法误差随行走距离的变化

Fig. 8 Error changes of different positioning algorithms with walking distance

3.4.2 实验二

实验二为在包含UWB视距内及视距外的复杂室内场景中进行定位实验,实验人员分别在关闭UWB标签的场景中、以UWB视距内为起始位置的场景中,以及以UWB视距外为起始位置的场景中,规则行走4圈(约250 m)后回到原始起点。实验组设置为两种不同起始位置的融合定位方法,对照组设置为不加入EKF融合纯PDR定位方法,用于验证自适应EKF算法在存在视距外定位盲区时对PDR累积误差的修正作用。图9为以不同区域为起点的融合定位轨迹对比。

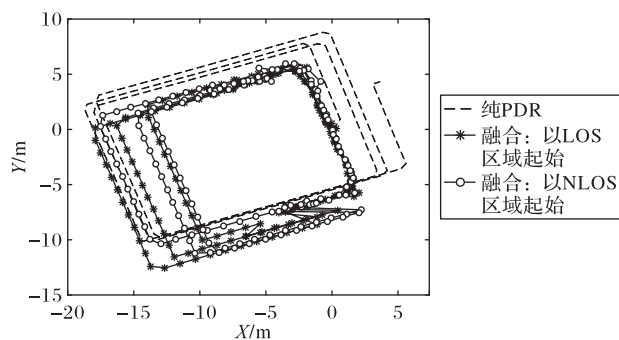


图9 以不同区域为起点的融合定位对比

Fig. 9 Fusion positioning comparison with different regions as starting points

图9中包括未使用融合定位的PDR轨迹,以UWB视距内(LOS)为起点的使用自适应EKF融合算法的轨迹,以及以UWB视距外(NLOS)为起点的使用自适应EKF融合算法的轨迹。从图9中可以看出,纯PDR算法具有明显的累加误差,而采用融合算法则可以在定位设备进入视距内后及时修正当前定位位置,同时融合后的位置不会受到UWB系统固有误差产生的抖动的影响,保证了轨迹的平滑,较为符合实际行走轨迹;且无论是否在UWB视距内开始定位,其精度均得到了显著提升。表4给出了三种情况下实验人员回到终点后与起点的位置差别,百米平均误差用以反映PDR算法误差偏离程度。

由表4中可知,在不使用UWB融合时,PDR算法累加误差很大,且每一圈相同路径之间的定位轨迹差别很大,说明了

PDR算法极不稳定。采用融合算法后,无论是否以UWB视距内为行走起点,误差均大大降低,百米平均误差由1.399 3 m减小至0.256 7 m。从应用融合定位的两组实验对比来看,在视距内起始/停止时,一开始便可获得融合误差修正,因此其误差率也远低于以视距外为起点/终点的定位场景。因此,自适应EKF融合定位算法在UWB视距内外结合的场景中同样具备调节定位的鲁棒性。

表4 采用融合算法前后误差对比

单位:m

Tab. 4 Error comparison with and without fusion algorithm unit:m

不同场景	总误差	百米平均误差
不使用融合定位PDR场景	3.498 3	1.399 3
以视距内起始使用融合定位	0.321 6	0.128 6
以视距外起始使用融合定位	0.961 7	0.384 7
使用融合定位场景平均	0.641 6	0.256 7

综上所述,本文提出的算法能够有效对复杂场景中的UWB定位误差进行预测,并以此为依据,通过自适应EKF算法将UWB与PDR定位数据进行融合,可同时在LOS与NLOS混合场景中定位,并得到比传统EKF融合算法误差更小的定位结果,避免了复杂环境对UWB定位结果产生干扰,提升了融合定位精度,将PDR算法的每百米误差由米级降低至分米级,在具备鲁棒性的同时又保持了实时性。

4 结语

本文针对UWB无法适应NLOS场景、在受到环境因素干扰时误差增大、系统固有误差带来抖动,及PDR算法累积误差过大等问题,提出基于UWB位置误差预测的自适应系数调节UWB/PDR融合定位算法。首先,对可能影响UWB定位精度的环境因素进行了探讨,并通过实验对各环境因素进行了分析。分析的结果表明,环境因素确实对UWB的定位精度存在一定的影响。然后,本文通过SVM回归模型对UWB定位误差进行预测,将预测结果作为自适应系数添加入基于EKF的UWB/PDR融合算法中,并通过实验分析验证。

实验结果表明,SVM回归模型可以较为准确地预测UWB存在的精度误差,经过融合后的定位结果有效改善了UWB系统固有误差产生的抖动,且本文提出的经过改良的自适应EKF算法相较于未改良的一般EKF融合算法,在UWB受环境干扰性能下降时,通过调节自适应系数放大观测噪声的影响因子,达到了调节UWB与PDR平衡的目的,进而使定位性能实现提升。经实验验证可知,本文算法的定位误差与常规EKF融合算法相比,其平均误差减小了18.2%,在一些UWB精度较差的区域误差减小了48.7%,提高了算法的鲁棒性。同时,算法的运算时间仍保持在1 s以内,与常规EKF融合算法基本持平,使得位置输出的延迟仍保持在较低水平,保证了实时性。本文算法可适用于LOS与NLOS共存的室内场景,对常规EKF融合算法进行了改善,对于期望减少室内UWB布置密度与成本的场景,以及可能对UWB信号造成遮挡或干扰的应用场景,具备一定的研究与应用价值。

我们将继续就融合定位进行研究,探讨在户外的基于GPS/PDR的自适应融合定位方法,并尝试将GPS/PDR/UWB三种定位方法融合,避免GPS无法在室内有效定位的缺点,并实现室内外定位方法的无缝衔接,继续实现定位算法鲁棒性与实时性,并减小三种定位方法各自的误差,提升定位性能。

参考文献 (References)

[1] 王玲玲,马春光,刘国柱. 基于位置服务的隐私保护机制度量研

- 究综述[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(3): 647-652. (WANG L, MA C G, LIU G Z. Survey on metrics for location-based privacy protection mechanisms [J]. Application Research of Computers, 2017, 34(3): 647-652.)
- [2] KNOOP V L, DE BAKKER P F, TIBERIUS C C J M, et al. Lane determination with GPS precise point positioning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(9): 2503-2513.
- [3] HAZAS M, HOPPER A. Broadband ultrasonic location systems for improved indoor positioning [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2006, 5(5): 536-547.
- [4] OH J H, KIM D, LEE B H. An indoor localization system for mobile robots using an active infrared positioning sensor [J]. Journal of Industrial and Intelligent Information, 2014, 2(1): 35-38.
- [5] SUBHAN F, HASBULLAH H, ROZYEV A, et al. Indoor positioning in bluetooth networks using fingerprinting and lateration approach [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Information Science and Applications. Piscataway: IEEE, 2011: 1-9.
- [6] FANG S H, WANG C H, HUANG T Y, et al. An enhanced ZigBee indoor positioning system with an ensemble approach [J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(4): 564-567.
- [7] SAAB S S, NAKAD Z S. A standalone RFID indoor positioning system using passive tags [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1961-1970.
- [8] YANG C, SHAO H R. WiFi-based indoor positioning [J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(3): 150-157.
- [9] WYMEERSCH H, MARANO S, GIFFORD W M, et al. A machine learning approach to ranging error mitigation for UWB localization [J]. IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(6): 1719-1728.
- [10] SAHOO A K, GUPTA R D, PARIHAR M S. Highly selective integrated filter antenna for UWB application [J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2017, 59(5): 1032-1037.
- [11] BASSO M, GALANTI M, INNOCENTI G, et al. Pedestrian dead reckoning based on frequency self-synchronization and body kinematics [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 17(2): 534-545.
- [12] ZHUANG Y, EL-SHEIMY N. Tightly-coupled integration of WiFi and MEMS sensors on handheld devices for indoor pedestrian navigation [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(1): 224-234.
- [13] PITTET S, RENAUDIN V, MERMINOD B. UWB and MEMS based indoor navigation [J]. The Journal of Navigation, 2008, 61(3): 369-384.
- [14] ZIHAJEZHAADEH S, YOON P K, PARK E J. A magnetometer-free indoor human localization based on loosely coupled IMU/UWB fusion [C]// Proceedings of the 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway: IEEE, 2015: 3141-3144.
- [15] WANG Y, LI X. The IMU/UWB fusion positioning algorithm based on a particle filter [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(8): Article No. 235.
- [16] XU Y, TIAN G, CHEN X. Enhancing INS/UWB integrated position estimation using federated EFIR filtering [J]. IEEE Access, 2018, 6: 64461-64469.
- [17] 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. (YI Y J, HUANG Z G, SU Y. A method of pedestrian indoor positioning combined UWB with PDR [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(3): 38-43.)
- [18] CHEN P, KUANG Y, CHEN X. A UWB/improved PDR integration algorithm applied to dynamic indoor positioning for pedestrians [J]. Sensors, 2017, 17(9): Article No. 2065.
- [19] 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. (YANG X Z, WANG J D, LIU Y F, et al. Research on indoor positioning technology optimized by UWB/inertial technology combination [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(15): 132-138.)
- [20] PRATAMA A R, WIDYAWAN, HIDAYAT R. Smartphone-based pedestrian dead reckoning as an indoor positioning system [C]// Proceedings of the 2012 International Conference on System Engineering and Technology. Piscataway: IEEE, 2012: 1-6.
- [21] KIM J W, JANG H J, HWANG D H, et al. A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2004, 3(1/2): 273-279.
- [22] WEINBERG H. Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications [EB/OL]. [2019-10-01]. <http://www.bdtic.com/Download/ADI/AN-602.pdf>.
- [23] SUSI M, RENAUDIN V, LACHAPPELLE G. Motion mode recognition and step detection algorithms for mobile phone users [J]. Sensors, 2013, 13(2): 1539-1562.
- [24] TIAN Q, SALCIC Z, WANG K I K, et al. A multi-mode dead reckoning system for pedestrian tracking using smartphones [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 16(7): 2079-2093.
- [25] HO N-H, TRUONG P, JEONG G-M. Step-detection and adaptive step-length estimation for pedestrian dead-reckoning at various walking speeds using a smartphone [J]. Sensors, 2016, 16(9): Article No. 1423.
- [26] BERGAMINI E, LIGORIO G, SUMMA A, et al. Estimating orientation using magnetic and inertial sensors and different sensor fusion approaches: accuracy assessment in manual and locomotion tasks [J]. Sensors, 2014, 14(10): 18625-18649.
- [27] 刘盼, 张榜, 黄超, 等. 室内环境约束的行人航向粒子滤波修正方法[J]. 计算机应用, 2018, 38(12): 3360-3366. (LIU P, ZHANG B, HUANG C, et al. Pedestrian heading particle filter correction method with indoor environment constraints [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(12): 3360-3366.)
- [28] MAZHAR F, KHAN M G, SÄLLBERG B. Precise indoor positioning using UWB: a review of methods, algorithms and implementations [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 97(3): 4467-4491.
- [29] JOURDAN D B, DARDARI D, WIN M Z. Position error bound for UWB localization in dense cluttered environments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(2): 613-628.

This work is partially supported by the Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan (19DZ1202200), the Shanghai Sailing Program (18YF1425600).

ZHANG Jianming, born in 1995, M. S. candidate. His research interests include data fusion, machine learning.

SHI Yuanhao, born in 1994, M. S. candidate. His research interests include inertial sensor application, deep learning.

XU Zhengyi, born in 1987, Ph. D. His research interests include wireless sensor network, data fusion.

WEI Jianming, born in 1973, Ph. D., research fellow. His research interests include public safety of city, advanced monitoring and warning.