

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208763

基于 UWB 和 IMU 紧组合的室内定位导航算法*

张斌飞 靳伍银

(兰州理工大学机电工程学院 兰州 730000)

摘要: 针对超宽带(UWB)在室内复杂环境中定位导航精度低,受非视距(NLOS)误差影响严重,且无法提供目标姿态信息的问题,提出一种基于 UWB 和惯性测量单元(IMU)紧组合的室内定位导航算法。以位置、速度、四元数、加速度计偏差和陀螺仪偏差为状态向量,通过扩展卡尔曼滤波算法融合 UWB 和 IMU 测量信息,加速度计偏差校正速度和位置,陀螺仪偏差校正四元数;用测量残差计算量测噪声因子,组成残差矩阵,动态调整量测噪声协方差矩阵,抑制 NLOS 误差对定位导航的影响。结果表明,在室内复杂环境下,基于 UWB 和 IMU 紧组合的定位导航算法比仅使用 UWB 定位时 LS-Taylor 算法精度提高了 88.6%,增强了系统抗 NLOS 误差的能力,提高了动态定位精度,并能得到较准确的姿态信息,具有良好的实用性和鲁棒性。

关键词: 超宽带技术;惯性测量单元;室内定位;非视距误差;扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TP393;TN925 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Indoor positioning and navigation algorithm based on UWB and IMU tightly coupled

Zhang Binfei Jin Wuyin

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730000, China)

Abstract: A new algorithm is proposed in this work, to solve the disadvantages of UWB(Ultra-wideband) in the complex indoor environment, such as low positioning and navigation accuracy, serious effect of NLOS(Non-line-of-sight) error, and inability to provide target attitude information, which takes position, velocity, quaternion, bias errors of accelerometer and gyroscope as state vectors, fuses UWB and IMU(Inertial measurement unit) measurement information through EKF(Extended Kalman filter) algorithm, corrects velocity, position, quaternion with the bias errors of accelerometer and gyroscope, the quaternion after filtering to calculate the rotation matrix and attitude information. Then, the residual error is used to calculate the measurement noise factor, the residual matrix is composed, and the covariance matrix of the observation noise is dynamically adjusted to suppress the influence of NLOS error on positioning and navigation. The results show that the positioning and navigation algorithm based on the combination of UWB and IMU improves the accuracy of 88.6% compared with the LS-Taylor algorithm in the complex indoor environment, which enhances the system's ability to resist NLOS error, improves the dynamic positioning accuracy, and can get more accurate attitude information, which has better practicability and robustness.

Keywords: UWB;IMU;indoor positioning;NLOS error;EKF

0 引言

近年来,室内定位与导航需求日益增加,应用也愈加成熟和广泛,如室内行人的定位导航、室内无人机的表演与巡检、室内自主移动机器人的定位与导航、物联网领域等^[1-3]。全球卫星导航系统等定位系统在室外环境中能提供较高精度的定位导航服务,而在室内环境下,由于信号传播环境复

杂和建筑物等遮挡导致精确定位困难。超宽带(ultra-wideband, UWB)具有极高的时间分辨率,测距精度高、穿透能力强、抗多径效应好等优点,凸显了其在定位应用中的优势,并在室内定位与导航领域快速发展^[4]。

UWB 定位方法根据测量参数可分为基于信号接收强度(received signal strength indication, RSSI)法、基于信号到达角度(angle of arrival, AOA)法、基于信号到达时间

收稿日期:2022-01-04

* 基金项目:甘肃省重点研发计划资助项目(18YF1GA063)资助

(time of arrival, TOA)法和基于信号到达时间差(time difference of arrival, TDOA)法等^[5]。TOA 和 TDOA 两种方法能充分体现 UWB 信号时间分辨率高的特点,定位精度较高,在视距(line-of-sight, LOS)环境下可达厘米级,较为常用。在非视距(non-line-of-sight, NLOS)环境下,由于障碍物的遮挡信号不能直达,定位精度会急剧下降,故在复杂的室内环境中仅使用 UWB 测量信息定位时,很难实现高精度的定位,且无法解算姿态信息。惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)一般由 1 个三轴加速度计和 1 个三轴陀螺仪组成,可以测出目标在载体坐标系下的加速度和角速度,根据初始时刻的位置和姿态角,基于运动学和经典力学求得载体位置和姿态信息,实现自主定位,不受 NLOS 环境影响,短时间内定位精度较高,但加速度计、陀螺仪存在偏差和漂移,误差会随时间迅速积累^[6-7]。UWB 和 IMU 组合定位导航可利用 IMU 短期解算准确的特点缓解 UWB 定位时 NLOS 误差的影响,UWB 测量信息又可抑制 IMU 产生累计误差。组合方式主要有紧组合和松组合,松组合只用 IMU 和 UWB 测量信息解算的定位值进行组合滤波,IMU 和 UWB 信息并不互相校正,UWB 算法定位精度对组合导航定位精度影响较大,而紧组合利用 IMU 和 UWB 测量信息相互校正,用组合滤波算法的预测值判别和缓解 NLOS 误差,显著提高组合定位导航精度^[8-11]。

室内环境复杂,NLOS 情况下障碍物的遮挡造成信号不能直达,故 UWB 测距值中一般包含 NLOS 误差,严重影响定位精度,且一般情况基站在水平方向布置限制较小,在高度方向限制较大,基站布局会影响定位结果,导致三维定位时解算出的位置在高度方向误差较大。在室内定位导航时,应尽量减少 NLOS 误差和基站布局对定位导航精度的影响。文献[12]提出一种仅 UWB 定位时二次坐标解算算法,提高了基站在高度方向具有布置约束时的定位精度,减少基站布局影响。文献[13]提出一种融合 IMU 和 UWB 测量信息的无迹卡尔曼滤波算法,提高了定位精度,但静态检测阈值选取困难。文献[14]使用自适应测量噪声和有色噪声卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)相结合消除 NLOS 误差,需要建立有色噪声模型,计算量较大。文献[15]提出在复杂环境下 UWB/INS 紧组合的无人机协同导航算法,提高了定位导航精度。文献[16]使用迭代卡尔曼滤波算法,并提出了一种三角不等式法来判别 NLOS 环境下的测距值,使用相邻时刻的 UWB 测得的距离值和 IMU 解算的距离值判别 NLOS 误差,在无连续 NLOS 误差时检测定位效果较好。

通过以上分析,结合 IMU 判别和缓解 UWB 中 NLOS 误差是提高室内定位精度的较好方案。本文通过 EKF 以紧组合的方法融合 IMU 和 UWB 信息,推导出状态转移矩阵和量测矩阵,用 IMU 测量数据预测位置,UWB 测量信息抑制 IMU 产生累计误差,并通过测量残差判别和缓解

NLOS 误差。最后通过仿真实验验证本文算法,利用滤波后的四元数解算旋转矩阵和姿态信息,提高 NLOS 环境下的定位精度和算法抗 NLOS 误差的能力。

1 UWB 和 IMU 定位原理

1.1 UWB 定位原理

UWB 定位通常根据基站与标签之间的信号传输时间计算距离,再用三边定位算法确定目标位置。传统的算法有基于 TDOA 的 Chan 算法、基于 TOA 的最小二乘(least square, LS)算法和 Taylor 算法等^[17]。Chan 算法在基站个数较多时,精度更高;LS 算法运算简单,但精度低;Taylor 算法精度较高,但可能会不收敛,迭代计算时间长。本文提出 UWB 两步定位 LS-Taylor 法,利用 LS 算法和 Taylor 算法级联定位。首先用 LS 算法计算标签位置初值,将其作为 Taylor 算法的迭代初始值,既可以提高 LS 算法精度不高的问题,又可以解决 Taylor 算法可能不收敛和迭代计算时间长的缺点,提高定位精度。图 1 为三边定位算法原理图。

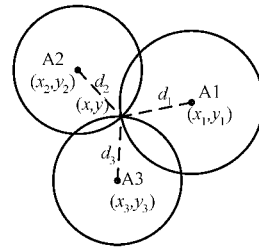


图 1 三边定位原理

根据图 1,建立定位方程组:

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 + (z_n - z)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $(x_i, y_i, z_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个 UWB 基站位置, (x, y, z) 为目标位置, $d_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为 UWB 测得的目标到第 i 个基站的距离。

式(1)中,用前 $n-1$ 个方程分别减去最后一个方程,化为矩阵形式可得式(2):

$$A\xi = \beta \quad (2)$$

式中: $\xi = [x \ y \ z]^T$ 即目标位置,

$$A = \begin{bmatrix} x_1 - x_n & y_1 - y_n & z_1 - z_n \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n-1} - x_n & y_{n-1} - y_n & z_{n-1} - z_n \end{bmatrix}$$

$$b = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - x_n^2 - y_n^2 - z_n^2 + d_n^2 - d_1^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 + y_{n-1}^2 + z_{n-1}^2 - x_n^2 - y_n^2 - z_n^2 + d_n^2 - d_{n-1}^2 \end{bmatrix}$$

利用正则化最小二乘法,可得位置估计值 ξ 为:

$$\xi = (A^T A + R)^{-1} R (A^T A + R)^{-1} A^T b + (A^T A + R)^{-1} A^T b \quad (3)$$

式中: \mathbf{R} 取值可根据文献[12]确定。

将式(3)得到的位置估计值作 Taylor 算法的初值, 进行迭代求解, Taylor 算法定位方程组为:

$$\begin{bmatrix} x_0 - x_1 & y_0 - y_1 & z_0 - z_1 \\ r_1 & r_1 & r_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_0 - x_n & y_0 - y_n & z_0 - z_n \\ r_n & r_n & r_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 - r_1 \\ \vdots \\ d_n - r_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\eta} = [x_0 \ y_0 \ z_0]^T$ 为 Taylor 算法迭代初值, $r_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + (z_i - z_0)^2}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), $\Delta \boldsymbol{\eta} = [\Delta x \ \Delta y \ \Delta z]^T$ 为迭代估计值, 迭代过程中, $\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{\eta} + \Delta \boldsymbol{\eta}$, 不断迭代直至 $\|\Delta \boldsymbol{\eta}\|_2$ 满足精度要求, 即可求得最终目标位置估计值 $\boldsymbol{\eta}$ 。

1.2 UWB 定位原理

IMU 主要由加速度计和陀螺仪组成, 可以测出载体坐标系下的加速度和角速度, 将其转化到导航坐标系下, 通过积分解算位置、速度和姿态信息。本文选择东北天 (east north up, ENU) 坐标系为导航坐标系, 可以用欧拉角法、方向余弦阵法、四元数法将载体坐标系下的矢量旋转变换到导航坐标系下。欧拉角法简单直观, 但会出现万向节死锁现象, 方向余弦阵法需要对姿态矩阵的微分方程求解, 计算量较大, 故本文选择计算量小, 算法简单的四元数法。根据文献[18], 四元数微分方程如下:

$$\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) \mathbf{q} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\mathbf{q}) \boldsymbol{\omega} \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$, $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ 分别是载体坐标系下陀螺仪输出的三轴角速率值; $\mathbf{q} = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 是四元数且是规范化的, 即 $q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$;

$$\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} \boldsymbol{\Omega}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} -q_1 & -q_2 & -q_3 \\ q_0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & q_0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & q_0 \end{bmatrix}$$

根据文献[19], 四元数表示的载体坐标系 (b 系) 到导航坐标系 (e 系) 的旋转矩阵为:

$$\mathbf{C}_b^e = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

四元数表示的姿态信息横滚角 γ 、俯仰角 θ 和偏航角 ψ 如下:

$$\gamma = \text{atan2}(2(q_2 q_3 + q_0 q_1), q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \quad (7)$$

$$\theta = \text{asin}(2(q_0 q_2 - q_1 q_3)) \quad (8)$$

$$\psi = \text{atan2}(2(q_1 q_2 + q_0 q_3), (q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2)) \quad (9)$$

其中, $\text{atan2}()$ 为反正切值函数, 表示角度范围为 $(-\pi, \pi)$ 。

通过旋转变换, 可以将 b 系下的加速度计测量值转化到 e 系:

$$\mathbf{a}^e = \mathbf{C}_b^e \mathbf{a}^b - [0 \ 0 \ g]^T \quad (10)$$

式中: $\mathbf{a}^e = [a_x^e \ a_y^e \ a_z^e]^T$ 表示 e 系下的三轴加速度, $\mathbf{a}^b = [a_x^b \ a_y^b \ a_z^b]^T$ 表示 b 系下的三轴加速度, g 表示当地重力加速度。对加速度 \mathbf{a}^e 积分, 即得到 e 系下的速度和位置。

2 UWB 和 IMU 紧组合算法

卡尔曼滤波最开始是应用于线性系统中, 当系统模型为线性和噪声为高斯白噪声时, 卡尔曼滤波可以获得最优结果。然而实际生活中很多问题都是非线性的。EKF 是将期望和方差线性化的卡尔曼滤波器, 利用泰勒级数展开将非线性系统线性化, 解决非线性问题。室内定位时, 由于 NLOS 误差的存在, 测量噪声一般不符合高斯分布, 使用卡尔曼滤波时无法得到最优估计。本文采用 EKF 将位置、速度、四元数、加速度计偏差和陀螺仪偏差放在一个滤波器中, UWB 测量信息作量测值, IMU 积分解算的位置估计作 EKF 的预测值, 测量残差判别和缓解 NLOS 误差, 更新位置、速度和姿态信息。

2.1 状态方程

扩展卡尔曼滤波的状态和量测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{w}_{k-1}, \mathbf{v}_k$ 分别表示过程和量测噪声。

传统的 KF 算法融合 UWB 和 IMU 测量信息时, 仅以位置和速度为状态量, 在室内复杂环境下定位精度不高。本文以位置 s 、速度 \mathbf{v} 、四元数 \mathbf{q} 、加速度计偏差 \mathbf{b}_a 和陀螺仪偏差 \mathbf{b}_ω 为状态量, 通过 EKF 算法融合 UWB 和 IMU 测量信息, 加速度计偏差校正速度和位置, 陀螺仪偏差校正四元数, 滤波后的四元数解算旋转矩阵和姿态信息。故组合定位非线性系统运动模型可以描述为:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{s} \\ \dot{\mathbf{v}} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ \dot{\mathbf{b}}_a \\ \dot{\mathbf{b}}_\omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ \mathbf{C}_b^e (\mathbf{a}^b + \mathbf{b}_a) - [0 \ 0 \ g]^T \\ \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\mathbf{q}) (\boldsymbol{\omega} + \mathbf{b}_\omega) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_{k|k-1} = \mathbf{x}_{k-1} + \dot{\mathbf{x}}_{k-1} \times \Delta t \quad (13)$$

式中: $\boldsymbol{\Omega}(\mathbf{q}), \mathbf{C}_b^e$ 分别由式(5)、(6)计算, \mathbf{a}^b 为 IMU 测量的 b 系下的三轴加速度, $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 为 k 时刻系统状态向量的预测值, \mathbf{x}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻 EKF 的最终状态估计值, Δt 为采样间隔时间。根据式(11)、(12)和(13)可得 k 时刻雅克比矩阵 \mathbf{A}_k :

$$\mathbf{A}_k = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{A}_{23} & \mathbf{C}_b^e & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) & 0 & \frac{1}{2}\boldsymbol{\Omega}(\mathbf{q}) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{A}_{23} = \frac{\partial(\mathbf{C}_b^e(\mathbf{a}^b + \mathbf{b}_a) - [0 \ 0 \ g]^T)}{\partial \mathbf{q}}$, \mathbf{I} 为单位矩阵,

根据文献[20],将非线性系统运动模型进行离散化,雅克比矩阵 \mathbf{A}_k 变化得到状态转移矩阵 \mathbf{F}_k , 故可得 k 时刻 EKF 的状态协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (15)$$

式中: \mathbf{P}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻状态协方差矩阵, \mathbf{F}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的状态转移矩阵, \mathbf{Q}_{k-1} 表示过程噪声的协方差矩阵。

2.2 量测方程

根据式(14),可以求得 k 时刻系统状态向量的预测值,位置预测值与 UWB 基站间的距离为:

$$l_i = \sqrt{(s_x - x_i)^2 + (s_y - y_i)^2 + (s_z - z_i)^2} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (16)$$

式中: (s_x, s_y, s_z) 为式(13)求出的位置预测值, (x_i, y_i, z_i) ($i = 1, 2, \dots, n$) 为基站位置值。

以 UWB 测距值 d_i 作 EKF 观测值,位置预测值解算的距离 l_i 作 EKF 预测值,测距值 d_i 和解算的距离 l_i 之间的差值作 EKF 量测信息,即可得 UWB 和 IMU 紧组合量测方程:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (17)$$

式中: $\mathbf{Z}_k = [l_1 - d_1 \ \dots \ l_n - d_n]^T$ 为量测信息, \mathbf{x}_k 为状态向量, \mathbf{v}_k 为量测噪声, \mathbf{H}_k 为量测矩阵:

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{H} \ \mathbf{0}_{n \times 13}] \quad (18)$$

$$\text{式中: } \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{s_x - x_1}{l_1} & \frac{s_y - y_1}{l_1} & \frac{s_z - z_1}{l_1} \\ \frac{s_x - x_2}{l_2} & \frac{s_y - y_2}{l_2} & \frac{s_z - z_2}{l_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{s_x - x_n}{l_n} & \frac{s_y - y_n}{l_n} & \frac{s_z - z_n}{l_n} \end{bmatrix} .$$

则卡尔曼增益矩阵为:

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

式中: \mathbf{P}_k 为 k 时刻状态协方差矩阵, \mathbf{H}_k 为 k 时刻量测矩阵, \mathbf{R}_k 为量测噪声的协方差矩阵。

经过滤波和量测更新后,最终状态向量估计值为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{Z}_k \quad (20)$$

式中: \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益矩阵, \mathbf{Z}_k 为量测信息。

2.3 NLOS 误差判别与缓解

NLOS 误差是传播信号在不定的时间受到未知障碍物遮挡而造成,在不同的环境下无法选择合适的 NLOS 误差

模型建模分析。为了减少 NLOS 误差对定位导航系统的影响,本文利用测量残差判别 UWB 测距值中是否包含 NLOS 误差,并根据判别结果生成残差矩阵动态调整观测噪声的协方差矩阵,对 NLOS 误差进行缓解,增强定位导航系统对 NLOS 误差的抗干扰能力,增加算法的实用性和鲁棒性。

根据式(16)可求得 EKF 位置预测值与基站间的距离 l_i , UWB 测距值 d_i 作 EKF 观测值,则测量残差:

$$\delta_i = |d_i - l_i| \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (21)$$

式中: $|\cdot|$ 为绝对值,测量残差 δ_i 越大,说明该 UWB 测距值中含 NLOS 误差和受 NLOS 干扰可能性越大。

利用测量残差判别 NLOS 误差的依据为:

$$\begin{cases} \delta_i > Th, & \text{第 } i \text{ 个测距值中包含 NLOS 误差} \\ \delta_i \leq Th, & \text{第 } i \text{ 个测距值中不包含 NLOS 误差} \end{cases} \quad (22)$$

式中: Th 是预先设置的 NLOS 误差判别阈值。因为 UWB 在 NLOS 情况下测距值 d_i 会出现跳变,故测量残差会在一定范围内变动。 Th 取决于 UWB 和 IMU 设备的精度,一般在无 NLOS 误差干扰的情况下,通过实验对测量残差进行统计分析,即可得到该阈值。

对包含 NLOS 误差的 UWB 测距值求取量测噪声因子:

$$\begin{cases} e_i = 1, & \delta_i \leq Th \\ e_i = \beta \cdot \frac{\delta_i}{Th}, & \delta_i > Th \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n \quad (23)$$

式中: $\beta > 1$, 通常测量残差 δ_i 越大, β 取值越大。

由量测噪声因子组成残差矩阵 \mathbf{R}_δ 动态调整观测噪声的协方差矩阵,缓解 NLOS 误差对定位的影响,残差矩阵 \mathbf{R}_δ 为:

$$\mathbf{R}_\delta = \begin{bmatrix} e_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & e_n \end{bmatrix} \quad (24)$$

增加 NLOS 误差的判别和缓解后,可将 EKF 更新过程中的式(19)修正为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \cdot \mathbf{R}_\delta)^{-1} \quad (25)$$

式中:当某个基站的测距值 d_i 中包含 NLOS 误差时,对应的量测噪声因子 e_i 大于 1,增大了对应基站的量测噪声值,缓解组合定位算法中 NLOS 误差对定位精度的影响。

经过滤波和量测更新后,最终状态向量估计值为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{Z}_k \quad (26)$$

3 仿真实验与分析

本文设计了仿真实验,在三维定位时布置 4 个基站,通过对 UWB 测距值添加扰动值,引入 LOS 和 NLOS 误差,根据真实轨迹利用 MATLAB 软件中的 IMU 工具箱生成加速度计和陀螺仪运动仿真数据。IMU 测量时由于随机噪声和偏差的存在,测量值存在误差,且当某个 UWB 基站

对应的测距值中包含 NLOS 误差时,测距值会发生跳变。仿真室内复杂环境,生成如图 2 所示的加速度计、陀螺仪和 UWB 测距误差值的仿真数据。

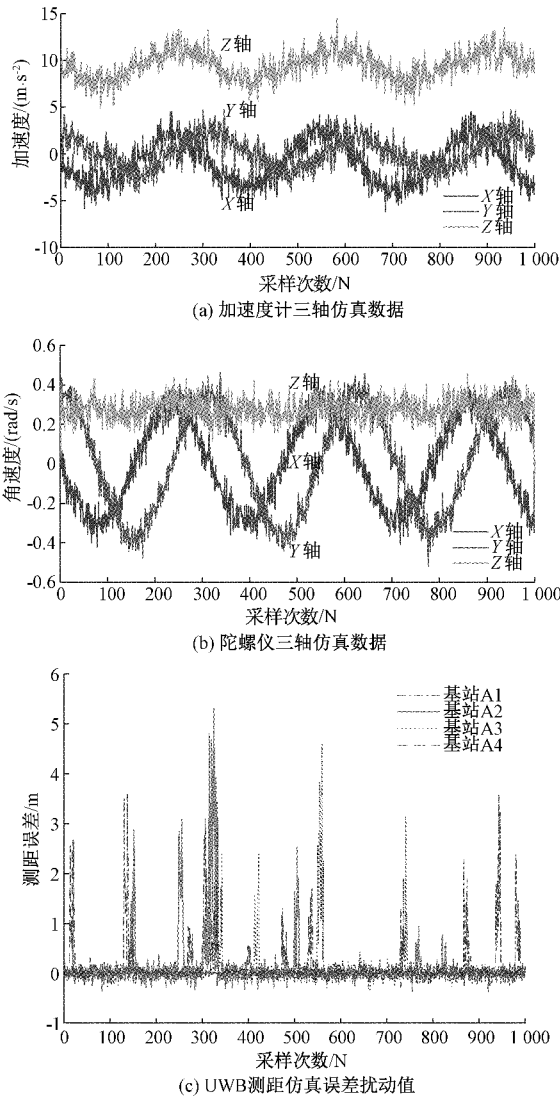


图 2 仿真实验数据

通过 EKF 紧组合算法、传统 KF 算法、UWB 两步定位时 LS-Taylor 算法、LS 算法估计定位导航结果,并与仿真真值进行对比,验证本文算法的定位导航性能。表 1 为不同算法在定位过程中位置、速度、姿态角估计值的均方根误差,EKF 紧组合算法位置估计值 RMSE 为 0.133 m,速度估计值 RMSE 为 0.249 m/s,相比于传统 KF 算法和 LS-Taylor 算法位置估计精度分别提高了 60.3% 和 88.6%,速度估计精度相比传统 KF 算法提高了 59.0%,姿态角相比传统 KF 算法也有一定的提高,本文算法定位导航效果更好。图 3 为累计定位误差分布图,使用 EKF 紧组

合算法定位时,位置误差在 0.4 m 以内的概率为 99%,使用传统 KF 算法、LS-Taylor 和 LS 算法时,位置误差在 0.4 m 以内的概率分别为:81%、62% 和 42%,组合定位算法能很好的抑制 NLOS 误差,将误差控制在更小的范围,显著提高定位导航精度。图 4 为本次仿真的三维运动轨迹和基站布置位置图,分别为真实参考轨迹、EKF 紧组合算法、传统 KF 算法和 LS-Taylor 算法位置估计,因 LS 算法定位产生的 Z 轴误差太大,故未作比较。从三维轨迹图中可以看到,基于 UWB 和 IMU 组合的定位导航比仅使用 UWB 测量信息定位时精度要高,能很好的跟踪运动轨迹,减少 NLOS 误差对定位造成的影响,且 EKF 紧组合算法定位结果更基本接近真实轨迹,定位精度更高。图 5 为位置、速度和姿态角的误差对比,横坐标表示采样次数,纵坐标表示估计值与真值的差值,组合算法相比仅 UWB 定位时位置误差较小,而 EKF 紧组合算法比传统 KF 算法误差要小,因为在 EKF 状态向量中加入了四元数、加速度计和陀螺仪的偏差,加速度计偏差校正速度和位置,陀螺仪偏差校正四元数,使得四元数解算的旋转矩阵和姿态角更准确。通过上述实验分析,EKF 紧组合算法在严重 NLOS 环境中能提高定位精度,定位导航结果稳定,还能提供目标姿态信息,能满足室内定位导航需求。

表 1 估计值的均方根误差

均方根误差	EKF 紧组合	传统 KF	LS-Taylor	LS
位置/m	0.133	0.335	1.171	3.035
速度/(m·s ⁻²)	0.249	0.608	—	—
横滚角/(°)	0.781	3.666	—	—
俯仰角/(°)	1.195	1.454	—	—
偏航角/(°)	1.327	1.778	—	—

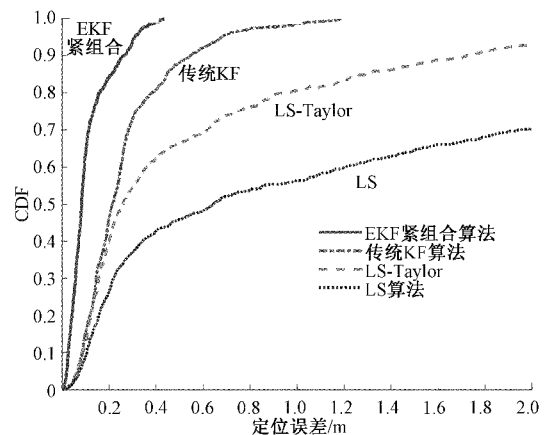


图 3 累计误差分布

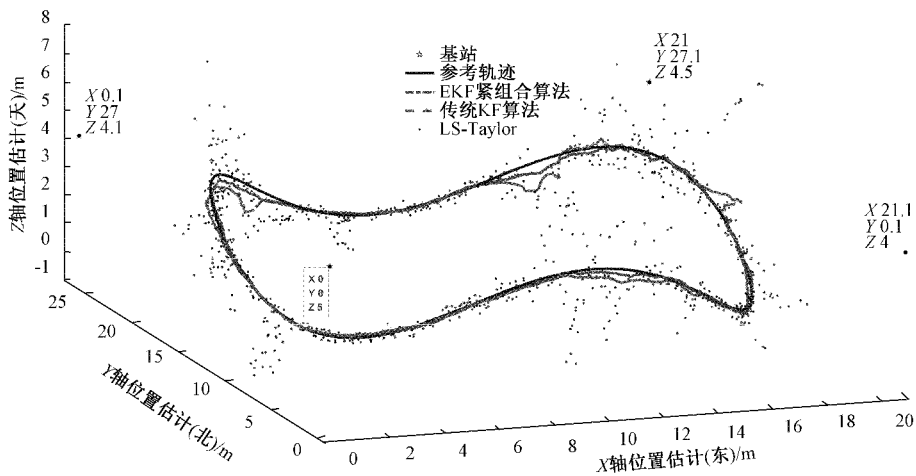


图 4 动态仿真三维轨迹

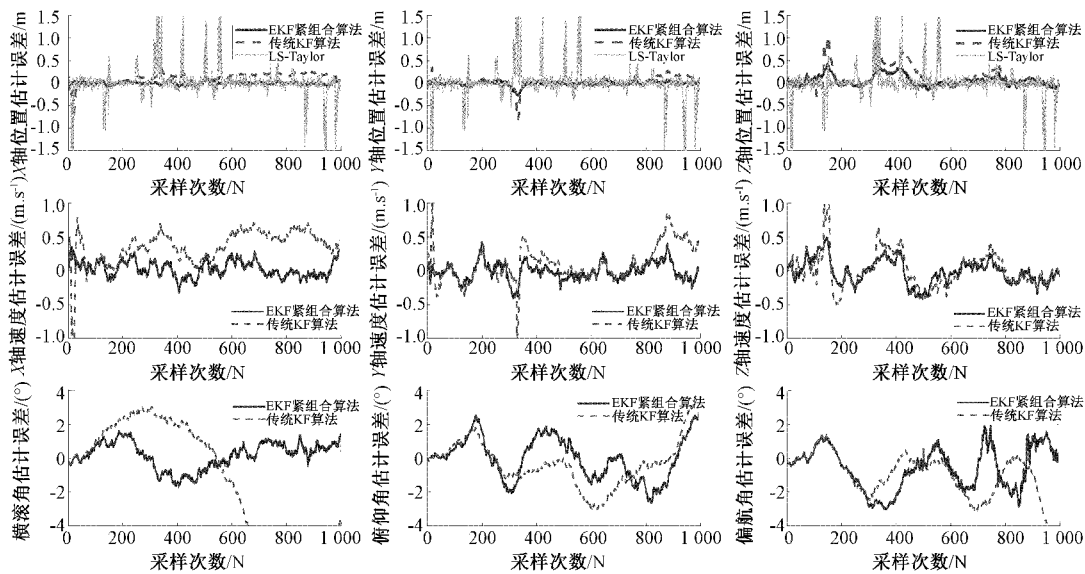


图 5 不同定位算法误差对比

4 结 论

本文首先针对仅 UWB 测距信息定位精度低,受基站布置影响大,提出了 UWB 两步定位法,用正则化最小二乘法估计初始位置,将其作为 Taylor 算法的迭代初值,减少迭代次数和基站高度布置受限的影响,提高仅 UWB 测距信息定位时的定位精度。其次提出了一种基于 UWB 和 IMU 紧组合的室内定位导航算法,在以位置、速度为状态向量的经典 EKF 模型基础上,增加四元数、加速度计偏差、陀螺仪偏差的滤波,推导出状态方程和量测方程,用偏差估计值校正测量值,并在解算目标位置和速度的同时,提供姿态信息,提高了室内定位导航性能。利用测量残差对 NLOS 误差判别,根据测量残差生成残差矩阵,缓解 NLOS 误差对定位影响,提高组合算法抗 NLOS 误差的能力和算法鲁棒性。通过仿真实验验证了本文算法的有效

性,LS-Taylor 算法比 LS 算法定位精度提高了 61.4%,基于 UWB 和 IMU 组合的定位导航算法比仅使用 UWB 定位时 LS-Taylor 算法精度提高了 88.6%。所提算法在 NLOS 环境下具有较高的定位精度,能提供姿态信息,在室内复杂环境下定位效果好,也可用于高精度的室内移动定位,具有良好的适应性、鲁棒性及工程应用价值。

参考文献

[1] TIEMANN J, SCHWEIKOWSKI F, WIETFELD C. Design of an UWB indoor-positioning system for UAV navigation in GNSS-denied environments [C]. International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation, IEEE, 2015.

[2] 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.

- [3] GOKHALE V, BARRERA G M, PRASAD R V. FEEL: Fast, energy-efficient localization for autonomous indoor vehicles [J]. ICC 2021-IEEE International Conference on Communications, IEEE, 2021: 1-6.
- [4] 卜伟雄,朱蕴璞,何子路. 基于交互式多模型的UWB定位算法及实验研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(4):22-26.
- [5] 薛博,李志天,雷鹏宇,等. 面向UWB信道的高精度时频同步方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 103-107.
- [6] YUDANTO R G, PETRE F. Sensor fusion for indoor navigation and tracking of automated guided vehicles[C]. International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation, IEEE, 2015.
- [7] ZHUANG Y, YANG J, QI L, et al. A pervasive integration platform of Low-cost MEMS sensors and wireless signals for indoor localization [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(6): 4616-4631.
- [8] BENINI A, MANCINI A, MARINELLI A, et al. A biased extended Kalman filter for indoor localization of a mobile agent using Low-cost IMU and UWB wireless sensor network [J]. IFAC Proceedings Volumes, 2012, 45(22): 735-740.
- [9] YE T, TEDESCO S, WALSH M, et al. Fully-Coupled Hybrid IEEE 802.15.4a UWB/IMU position estimation in indoor environments[C]. Irish Signals & Systems Conference & China-Ireland International Conference on Information & Communications Technologies, IET, 2014.
- [10] LI J, BI Y, LI K, et al. Accurate 3D localization for MAV swarms by UWB and IMU Fusion[J]. 2018 IEEE 14th International Conference on Control and Automation(ICCA), 2018.
- [11] BERKANE S, TAYEBI A, MARCO S D. A nonlinear navigation observer using IMU and generic position information[J]. Automatica, 2021, 127(1):109513.
- [12] 徐晓苏,刘兴华,杨博,等. 基于二次解析的UWB室内定位高度方向优化方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(5):589-597.
- [13] CHEN P, KUANG Y, CHEN X. A UWB/Improved pdr integration algorithm applied to dynamic indoor positioning for pedestrians[J]. Sensors, 2017, 17(9): 2065.
- [14] 李奇越,吴忠,黎洁,等. 基于改进卡尔曼滤波的NLOS误差消除算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10):1513-1519.
- [15] 陈红梅,常林江,徐振方,等. 复杂环境下GNSS/INS/UWB紧组合的无人机协同导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7):98-107.
- [16] ZENG Z, LIU S, WANG L. UWB/IMU integration approach with NLOS identification and mitigation[C]. Conference on Information Sciences & Systems, 2018: 1-6.
- [17] 陶偲. 基于UWB的室内SDS-TWR测距算法优化和定位算法融合的研究[D]. 武汉:华中师范大学, 2016.
- [18] 魏鞞,宋晓东,王刚. 改进型自适应互补滤波MEMS-IMU姿态解算实现[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 81-86.
- [19] SABATELLI S, GALGANI M, FANUCCI L, et al. A double-stage Kalman filter for orientation tracking with an integrated processor in 9-D IMU[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(3): 590-598.
- [20] YOU W, LI F, LIAO L, et al. Data fusion of UWB and IMU based on unscented Kalman filter for indoor localization of quadrotor UAV [J]. IEEE Access, 2020, 8: 64971-64981.

作者简介

张斌飞, 硕士研究生, 主要研究方向为智能制造与控制。

E-mail: zbf1995love@163.com

靳伍银, 研究员、博士生导师, 主要研究方向为神经科学及动力系统分析、机器视觉与图像处理、嵌入式系统与信号处理、非线性动力学理论与方法。

E-mail: wuyinjin@hotmail.com