

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205834

航姿参考系统的姿态估计方法研究

朱付涛

(长江大学电子信息学院 荆州 434023)

摘要: 在行人的运动关节处安装航姿参考系统(AHRS),可以确定行人的运动姿态。目前的姿态确定算法仍存在精度不足的问题。本文设计了一种基于最小 σ 点集的平方根无迹卡尔曼滤波(SRUKF)算法,具有较高的滤波精度和较好的快速性。针对算法核心 σ 点集的确定问题,研究协方差矩阵高阶矩的匹配方法。提出了基于 $n+2$ 点集的SRUKF滤波算法,保留了 $n+1$ 点集的快速性,同时具有 $2n+1$ 点集的精度。即在 σ 点集具有 L 阶精度时,协方差矩阵具有 $L/2$ 阶精度,特别的,当 σ 点集具有2阶精度时,协方差矩阵也具有2阶精度。分析了具有非线性测量函数时滤波迭代的稳定性。完成了基于标准测试数据的姿态确定对比实验,实验中姿态精度与 $2n+1$ 点集相仿,而运行时间与 $n+1$ 点集相仿。实验结果表明,利用基于最小 σ 点集的SRUKF算法可以很好的实现航姿参考系统的姿态估计。

关键词: 通用 σ 点集确定方法; $n+2\sigma$ 点集;MIMUs;非线性测量函数。

中图分类号: TH789;TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research of orientation determination method in AHRS

Zhu Futao

(Electronics & Information School of Yangtze University, Jingzhou 434023, China)

Abstract: Attitude and heading reference system (AHRS) can be mounted at Human body to sense and determine the orientation of Human in motion. The algorithms of orientation determination in literature still have problems of insufficient precision. Thus, we design a square root unscented Kalman filter (SRUKF) based on minimum sigma points set with high precision and good rapidity. To cope with the problem of sigma points set determination, we survey the matching method of higher moments than 2 in covariance matrix. As a result, we propose a SRUKF algorithm based on $n+2$ sigma points set, which retains rapidity of $n+1$ sigma points set, and also achieves the precision of $2n+1$ set. The covariance matrix of sigma points reaches the $L/2$ order approximation of original function if the sigma points have L order precision. Particularly, the covariance reaches 2th order if the sigma points have 2th order precision. Furthermore, we analyses the convergence of the filter process step by step with nonlinear drift function. The simulation using a standard experimental data is conducted in comparison with other filters. The orientation precision is similar to that of $2n+1$ while the execution time is similar to that of $n+1$. The results demonstrate that the designed algorithm could achieve stable and reliable orientation determination of AHRS.

Keywords: general method of sigma points set determination; $n+2$ sigma points set; MIMU; nonlinear drift function

0 引言

在航姿参考系统(attitude and heading reference system, AHRS)中使用磁性和惯性测量单元(magnetic and inertial measurement units, MIMUs)可以确定载体的姿态^[1-2]。在人体运动部位安装的MIMUs,在动态条件下

以陀螺仪为主要器件确定姿态,以磁强计和加表为辅助器件分别确定方位和水平姿态角,从而实现运动中的人体定姿^[3-4]。AHRS算法对加表、磁强计、陀螺的输出进行估计,融合确定人体姿态^[5-6]。由于存在磁偏角等因素^[7-8],姿态估计方程是非线性的^[9-10],目前的算法主要基于互补滤波器和卡尔曼滤波器^[11]。其中,扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)对初值敏感,在低

采样率时可能存在收敛问题和稳定性问题,并且估计精度为一阶。互补滤波器(complementary filter, CF)依赖于特定问题的数学模型,并且所用参数难以调试^[12]。积分卡尔曼滤波器(quadrature Kalman filter, QKF)使用优化的方法匹配协方差矩阵的高阶矩,导致计算量随逼近阶数呈几何级数增长^[13]。容积卡尔曼滤波器(cubature Kalman filter, CKF)^[14]和无迹卡尔曼滤波器(unscented kalman filter, UKF)^[15]同属基于 sigma 点集的滤波器,然而 CKF 点集和权值参数设置方法固定单一,常常达不到 UKF 的滤波精度^[16]。相比之下,UKF 发展出一系列 sigma 点集和权值的求解方法和解析解^[17]。另外,平方根(square root, SR)方法是卡尔曼滤波器通用方法^[18-19],因此本文不做比较。

针对 sigma 点集确定方法,文献[15]提出了一种通用的一致稳定的 L 阶精度 sigma 点集的求解条件,理论上可以用简单的计算达到任意 L 阶精度,此时平方根无迹卡尔曼滤波(square root unscented Kalman filter, SRUKF)的状态变量预测值和测量函数的协方差矩阵达到 $L/2$ 阶精度。本文对 SRUKF 算法进行完善,使用 $n+2$ 个 sigma 点代替 $n+1$ 点集,同时改写 sigma 点集和权值的计算方法,使之达到 $2n+1$ 点集的逼近精度,在 sigma 点集精度为 2 阶时,协方差矩阵精度达到 2 阶。本文使用高阶矩匹配的方法对 SRUKF 算法的精度进行分析,随后证明了在滤波过程中状态变量预测值和更新值的传递稳定性。最后参考标准 AHRS 实验方法设计实验步骤,并使用实验数据对本文方法和其他几种方法进行对比分析,验证了本文方法的有效性。

1 问题背景

利用 AHRS 估计行人姿态如图 1 所示。将 MIMUs 安装在人体运动部位外侧,其中的加表、陀螺、磁强计敏感、记录行人运动信息,并通过无线发射装置传送到信息处理装置,可以估计得到行人的三维姿态。

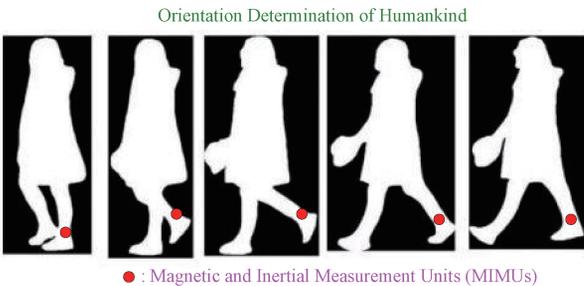


图 1 AHRS 的应用场景

Fig. 1 Application of orientation determination

螺、磁强计的读数进行融合。本文使用应用广泛的 SRUKF 算法作为计算框架,在此基础上提出最小 sigma 点集以提高姿态估计精度,并使用一种主流的 MIMUs 传感器对算法进行验证分析。SRUKF 方法如算法 1 所示。

算法 1 SRUKF 方法计算步骤

```

Initial input:  $\hat{x}_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1}, Q_{k-1}, R_k$ 
Prediction:
For  $i = 1, \dots, N$  do
 $X_{i,k|k-1} \propto \{chol(P_{k-1|k-1}), \hat{x}_{k-1|k-1}\}$ 
End for
 $\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^N w_i^m f(X_{i,k|k-1})$ 
 $P_{k|k-1} = \sum_{i=1}^N w_i^c (X_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})(X_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})^T + Q_{k-1}$ 
Update:
For  $i = 1, \dots, N$  do
 $X_{i,k|k} \propto \{chol(P_{k|k-1}), \hat{x}_{k|k-1}\}$ 
End for
 $\hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^N w_i^m h(X_{i,k|k-1})$ 
 $P_{k|k-1}^{zz} = \sum_{i=1}^N w_i^c (h(X_{i,k|k-1}) - \hat{z}_{k|k-1})(h(X_{i,k|k-1}) - \hat{z}_{k|k-1})^T + R_k$ 
 $P_{k|k-1}^{xz} = \sum_{i=1}^N w_i^c (X_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})(h(X_{i,k|k-1}) - \hat{z}_{k|k-1})^T$ 
 $K_k = P_{k|k-1}^{xz} (P_{k|k-1}^{zz})^{-1}$ 
 $\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1})$ 
 $P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{k|k-1}^{zz} K_k^T$ 
    
```

其中, $X_{i,k|k-1} \propto \{chol(P_{k-1|k-1}), \hat{x}_{k-1|k-1}\}$ 和 $X_{i,k|k} \propto \{chol(P_{k|k-1}), \hat{x}_{k|k-1}\}$ 为根据状态变量和协方差矩阵的乔里斯基分解进行 sigma 点集的构建。

2 基于最小 sigma 点集的 SRUKF

对于 n 维随机向量 x , 具有 l 阶矩:

$$x \sim (\bar{x}, M_x^2, \dots, M_x^l)^n \tag{1}$$

如果存在如下解析解:

$$\begin{cases} (E, w^{(1)}, W^{(2)}, \dots, W^{(l)}) \\ E \in R^{n \times n} \\ w^{(j)} = [w_1^{(j)}, \dots, w_N^{(j)}], \forall j = 1, 2, \dots, l \\ W^{(j)} = diag(w^{(j)}) \end{cases} \tag{2}$$

满足:

$$\begin{cases} (E_{*1}^{\otimes j/2}, \dots, E_{*N}^{\otimes j/2}) W^{(j)} (\diamond)^T = M_x^j, \forall j = 2, 4, \dots, l \\ (E_{*1}^{\otimes (j+1)/2}, \dots, E_{*N}^{\otimes (j+1)/2}) W^{(j)} (\diamond)^T = M_x^j, \forall j = 1, 3, \dots, l-1 \\ Ew^{(1)} = 0 \\ [1]_{1 \times N} w^{(j)} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, l \end{cases} \tag{3}$$

信息处理装置可以通过各种不同的算法对加表、陀

其中, \otimes 为克罗内克积运算符, $(A)(\diamond)^T$ 表示 $(A)(A)^T$ 。

则存在 l 阶 sigma 点集:

$$\begin{cases} (X_i, w_i^{(1)}, \dots, w_i^{(l)})_{i=1}^N \\ [X_1, \dots, X_N] = E + [\bar{x}]_{1 \times N} \end{cases} \quad (4)$$

逼近随机变量 x 时具有 l 阶精度, 同时在逼近预测值 \hat{x} 和测量函数时具有 l 阶精度。如果 $y = f(x); Y = f(X)$ 和 $z = h(y); Z = h(Y)$ 为 l 阶可导, 则协方差矩阵达到 $l/2$ 阶精度。

$$\begin{cases} \bar{Y}^{(X,l)} = \bar{y}(\bar{x}, l); \bar{Z}(\bar{Y}, l) = \bar{z}(\bar{y}, l) \\ P_{YY}^{(\bar{x}, l/2)} = P_{yy}^{(\bar{x}, l/2)}, P_{YY}^{(\bar{x}, (l-1)/2)} = P_{yy}^{(\bar{x}, (l-1)/2)} \\ P_{ZZ}^{(\bar{y}, l/2)} = P_{zz}^{(\bar{y}, l/2)}, P_{ZZ}^{(\bar{y}, (l-1)/2)} = P_{zz}^{(\bar{y}, (l-1)/2)} \\ P_{XY}^{(\bar{x}, l-1)} = P_{xy}^{(\bar{x}, l-1)}; P_{YZ}^{(\bar{y}, l-1)} = P_{yz}^{(\bar{y}, l-1)} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $y^{(c,l)}$ 表示 $y = f(x)$ 在 $x = c$ 处进行 l 阶截断的泰勒展开式。为了提高协方差矩阵的逼近精度, 本文选择 $n+1$ 点集的 sigma 点, 并增加了一个 sigma 点, 相应改写了权值计算方法, 得到了 $n+2$ 的 sigma 点集。对于 2 阶 sigma 点集, 其协方差矩阵逼近精度达到 2 阶。求解方法如下:

$$\begin{cases} w_{n+1} = 1 / [\alpha^2 (1 + \sum_{i=1}^n v_i^2)] \\ w = w_{n+1} (v_1^2, \dots, v_n^2)^T \\ w_{n+2} = 1 - 1/\alpha^2 \\ E = \alpha \sqrt{\frac{P_{xx}}{w_{n+1}}} (I + vv^T)^{-1/2} \text{diag}(v)^{-1} \\ e = \frac{-\alpha^2}{w_{n+1}} Ew \\ [X_1, \dots, X_{n+2}] = [E, e] + [\bar{x}]_{1 \times (n+2)} \end{cases} \quad (6)$$

令期望权值等于协方差权值:

$$w_{1:(n+2)} = w_{1:(n+2)}^m = w_{1:(n+2)}^c \quad (7)$$

定义协方差矩阵计算方法为:

$$\begin{cases} P_{YY} = \sum_{i=1}^{n+2} w_i (Y_i - \bar{Y})(\diamond)^T + (3 - \alpha^2)(Y_0 - \bar{Y})(\diamond)^T \\ P_{ZZ} = \sum_{i=1}^{n+2} w_i (Z_i - \bar{Z})(\diamond)^T + (3 - \alpha^2)(Z_0 - \bar{Z})(\diamond)^T \end{cases} \quad (8)$$

可以证明本文提出的 SRUKF 方法除了满足式(9)之外, 还可以在当 X 满足 2 阶精度时, P_{YY}, P_{ZZ} 满足 2 阶精度。证明从略。

3 数值稳定性

在使用 $n+2$ 的 sigma 点集, 第 k 步滤波计算中, 随机

向量 x 的概率分布特性和噪声引起的不确定性经过 $y = f(x)$ 和 $z = h(y)$ 传播到第 $k + 1$ 步作为 SRUKF 的初始值。如果每一步的均值和协方差均有界, 则认为滤波过程具有数值稳定性。

假设状态转移函数和测量函数为 Lipschit 连续, 则对于任意 $x, X \in R^m$ 和 $s \geq 0$ 有:

$$\begin{cases} |f_k(x) - f_k(X)| \leq L |x - X| (1 + |x|^s + |X|^s) \\ |f_k(x)| \leq M(1 + |x|^{s+1}) \end{cases} \quad (9)$$

定义如下 p 阶矩:

$$\begin{cases} M_k^{p,f} = (E | X_k^f |^p)^{1/p} = (\int_{R^m} |X|^p \mu_k^f(dY))^{1/p} \\ M_k^{p,a} = (E | X_k^a |^p)^{1/p} = (\int_{R^m} |X|^p \mu_k^a(dX))^{1/p} \\ R_k^p = (E | z_k - h(X_k^f) - V_k |^p)^{1/p} \end{cases} \quad (10)$$

如果随机变量 x_0 任意阶矩有界, 则随机变量 X_k^f, X_k^a 和等价概率分布 μ_k^f, μ_k^a 任意阶矩有界, 并且协方差矩阵 P_k 有界。从第 $k - 1$ 步到第 k 步的预测为:

$$|X_k^f| \leq M(1 + |X_{k-1}^a|^{s+1}) + |W_k| \quad (11)$$

利用三角不等式得到:

$$(E | X_k^f |^p)^{1/p} \leq M(1 + (E | X_{k-1}^a |^{p(s+1)})^{1/p}) + (E | W_k |^p)^{1/p} \quad (12)$$

根据式(14)可得:

$$M_k^{p,f} \leq M(1 + (M_{k-1}^{p,(s+1),a})^{s+1}) + c_p \lambda_{\max}^{1/2}(\mathbf{Q}_k) \quad (13)$$

其中, $\lambda_{\max}^{1/2}$ 为过程噪声矩阵 \mathbf{Q}_k 的最大特征值。因此, 一步预测值有界。对于协方差矩阵有:

$$u^T P_k u \leq \int_{R^m} |u^T X|^2 \mu_k^f(dX) \leq |u|^2 \int_{R^m} |X|^2 \mu_k^f(dX) \quad (14)$$

则协方差矩阵有界:

$$\|P_k\| = \sup_{u \neq 0} \frac{u^T P_k u}{|u|^2} \leq \int_{R^m} |X|^2 \mu_k^f(dX) = (M_k^{2,f})^2 \quad (15)$$

对于一步更新之后的状态变量:

$$|X_k^a| \leq |X_k^f| + \|K_k(P_k)\| |z_k - h(X_k^f) + V_k| \quad (16)$$

使用三角不等式得到:

$$(E | X_k^a |^p)^{1/p} \leq (E | X_k^f |^p)^{1/p} + \|K(P_k)\| (E | z_k - h(X_k^f) + V_k |^p)^{1/p} \quad (17)$$

利用式(13)和(14)得到:

$$\begin{aligned} M_k^{p,a} &\leq M_k^{p,f} + \|K_k(P_k)\| R_k^p \leq \\ &M_k^{p,f} + \|K_k(P_k)\| (|z_k| + M_h(1 + |X_k^f|^{s+1}) + c_p \lambda_{\max}^{1/2}(R_k)) \end{aligned} \quad (18)$$

因此, 一步更新之后的状态变量估计值有界。从式

(22)可以看出,SRUKF 的滤波误差随时间而近似成线性缓慢增加。

4 实验验证与结果分析

本文算法验证使用一个标准的实验测试数据进行仿真测试。在实验中将 MIMUs 粘在塑料板上,并固定在实验志愿者的踝部,塑料板上安装有反光标记以便于光学相机捕捉实际的姿态。MIMUs 采用荷兰 Xsens 公司的 MTws 传感器,包括三轴加表(量程:±16 g)、三轴陀螺(量程:±2 000 deg/s)、三轴磁强计(量程:±1.9 Gauss);陀螺仪零偏稳定性为 1°/s,加速度计零偏稳定性为 0.02 m/s²,磁力计零偏稳定性为 0.1 mGauss。光学运动捕捉系统采用英国 Oxford Metrics 公司的 VICON 相机。传感器采样频率为 100 Hz,计算平台使用 Intel Core i3-10110U CPU,主频为 2.1 GHz,软件平台为 MATLAB R2014a。

文献[16]针对 AHRS 的验证总结了被广泛认可的实验设计方法。本文参考文献[16]的实验方法,获得了实验数据共 390 s,包括开始阶段的 40 s 静态站立测试数据,随后的 350 s 测试数据包括 U 型转弯、∞ 型行走等。前 40 s 数据主要用于滤除陀螺的静态漂移,后 350 秒数据用于姿态估计和算法对比。在算法对比时,使用均方根误差(root mean square error, RMSE)和四元数误差(quaternion angle difference, QAD)表征姿态估计的性能优劣。均方根误差定义为:

$$RMSE(i) = \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (x^j(i) - \hat{x}^j(i))^2}, i = 1, 2, \dots, K \quad (19)$$

其中, N_i 为实验数据长度, K 为要对比的变量个数, $x^j(i), \hat{x}^j(i)$ 分别为姿态的实际值和估计值。

四元数误差^[20]定义为:

$$error = RMS[\cos^{-1}(2\langle q \cdot \hat{q} \rangle^2 - 1)] \quad (20)$$

其中, q, \hat{q} 分别为实际的和估计的姿态四元数。

MIMUs 用以姿态估计的数学模型可以参考文献[21]。其中状态变量为:

$$\hat{x}_{k-1|k-1} = [q_1, q_2, q_3, q_4, b_x, b_y, b_z, a_x, a_y, a_z]^T \quad (21)$$

其中, q 为姿态四元数, b 为陀螺漂移, a 为外力干扰。状态变量一步预测的系统方程为:

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_k \hat{x}_{k-1|k-1} + w_k \quad (22)$$

从磁强计本体坐标系到大地坐标系的坐标转换矩阵可以由一步预测后的四元数表示:

$$C_b^g \propto \hat{x}_{k|k-1}(1:4) \quad (23)$$

磁强计读数在大地坐标系内的分量为:

$$\tilde{M}^g = C_b^g \tilde{M}^b \quad (24)$$

为了减小地磁偏角对姿态估计的影响,将磁强计测量值正规化为:

$$M^g = \left[\sqrt{(\tilde{M}^g_{g_1})^2 + (\tilde{M}^g_{g_2})^2}, 0, \tilde{M}^g_{g_3} \right]^T \quad (25)$$

于是经过补偿后的加表和磁强计测量值为:

$$z_k = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{pmatrix} + C_b^g \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{pmatrix} \\ C_b^g M^g \end{bmatrix} + v_k \quad (26)$$

可以用于 SRUKF 迭代计算。

实际的姿态使用光学相机捕捉到的塑料板反光标记的姿态来表示,估计的姿态即文中算法计算出的姿态。二者的差别^[16,22-24]在数据来源上可以表示为:

$${}_{PF}R_k = ({}_{PF}^{GF}R_k) \cdot ({}_{GF}^{MIMU}R) \cdot ({}_{SF}^{GF}R_k) \cdot ({}_{SF}R)^T \quad (27)$$

其中, MCS 为光学相机运动捕捉系统, GF 为全局坐标系, SF 为 MIMU 的局部坐标系, PF 为塑料板反光标记的局部坐标系。 ${}_{SF}R$ 为 MIMU 和塑料反光板之间的安装失准角^[23-24]。式(31)右端第 2 项为 MIMU 和 MCS 的全局坐标系之间的转换矩阵^[16,22-23],可以表示为:

$${}_{GF}^{MIMU}R = ({}_{PF}^{GF}R_{k_{QS}}) \cdot ({}_{SF}R) \cdot ({}_{SF}^{GF}R_{k_{QS}})^T \quad (28)$$

其中,式(28)右端第 1 项为静态站立阶段 MIMU 姿态的平均值,第 3 项为静态站立时塑料板姿态的平均值。

使用 CF、CKF、LKF (linear Kalman filter)、UKF 作为对比,以程序执行时间、RMSE、QAD 作为考核指标,以 350 s 测试数据对姿态估计算法进行分析。本文所提方法的 RMSE、QAD 如图 2 所示,执行时间对比如图 3 所示,QAD 对比如图 4 所示。滚动角、俯仰角、偏航角的 RMSE 分别如图 5、6、7 所示。

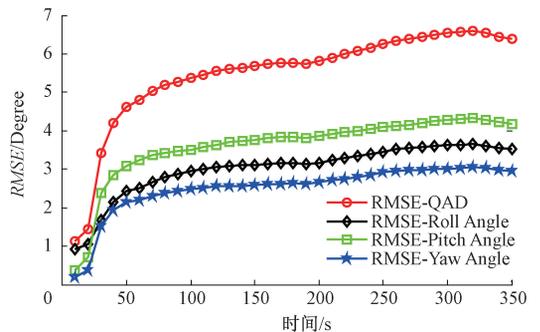


图 2 本文方法的姿态估计误差

Fig. 2 RMSE of orientation estimation in this paper

从图 2 可以看出,姿态估计经过大概 50 s 的时间进入稳定状态,随后的 300 s 估计误差变化缓慢。在第

170~190 s 和第 310~350 s 误差不增加,对应着相应时间段内的短暂静态站立过程。静态站立时由运动导致的陀螺和加表误差较小,因此姿态估计误差小。在整个姿态估计过程中, RMSE 随时间缓慢增加,这与式(22)所分析的结果一致。

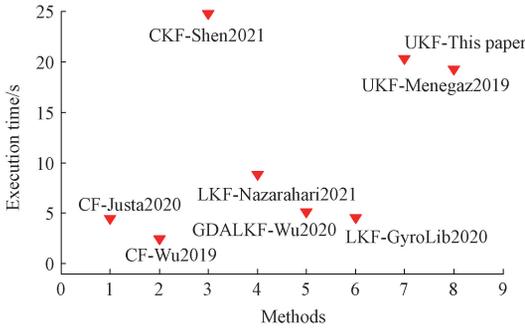


图 3 不同算法的执行时间对比
Fig. 3 Comparison of Execution time

从图 3 可以看出,本文基于最小 sigma 点集的 UKF 程序执行时间较 CF 算法长,但较 CKF 和传统的 UKF 执行时间较短,在算法的收敛速度上具有一定的改进效果。这是因为 CKF 和 UKF 都使用 sigma 点集来模拟随机变量的统计特性在滤波过程中的传递,这需要将协方差矩阵进行乔利斯基分解或者 QR 分解,耗费了大量的计算资源。本文将 sigma 点集的数量由 $2n+1$ 降低到 $n+2$,节省了部分计算资源,提高了滤波收敛速度。

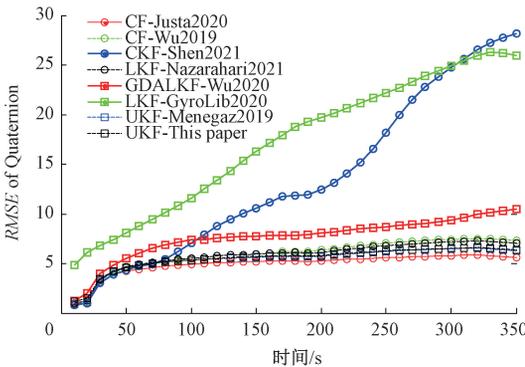


图 4 姿态估计的 QAD 误差
Fig. 4 QAD of orientation estimation

从图 4~7 可以看出,CKF 和 LKF 方法误差较大,其他的 CF 和 UKF 估计误差较小,而且基本相似。而 CF 的参数选择较为繁琐,相比之下,UKF 算法的参数与实际应用场景耦合较少,通用性更强。图 4 中的 QAD 误差比图 5~7 的欧拉角误差大,因为 QAD 误差包含了全部 3 个姿态误差。QAD 误差随时间的变化和滚动、俯仰、偏航 3 个角度估计误差基本一致。

从图 3~7 可以看出,CF-Justa2020 姿态估计的误差

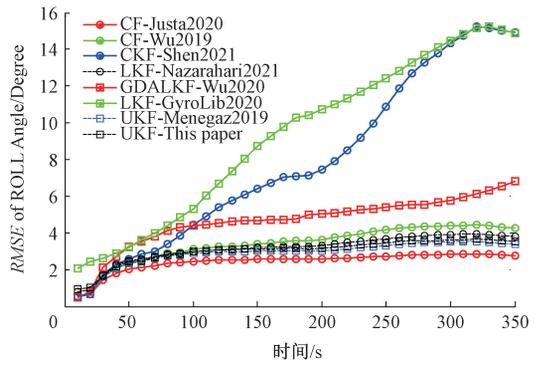


图 5 姿态估计的滚动角误差
Fig. 5 RMSE of Roll angle of orientation estimation

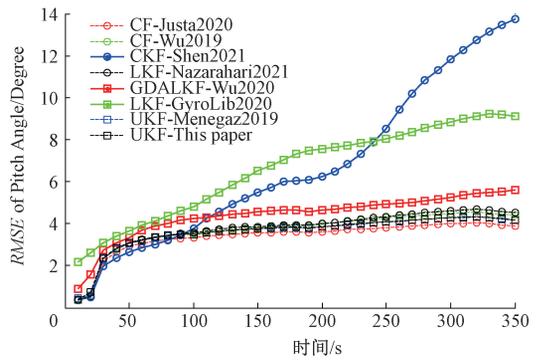


图 6 姿态估计的俯仰角误差
Fig. 6 RMSE of Pitch angle of orientation estimation

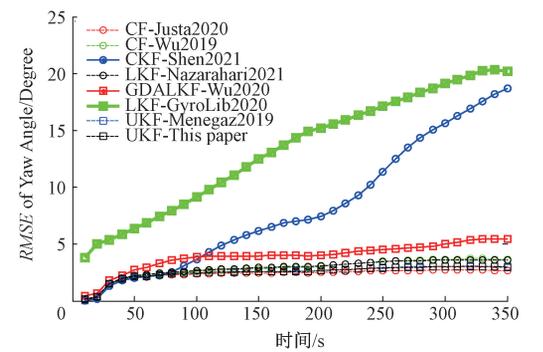


图 7 姿态估计的偏航角误差
Fig. 7 RMSE of Yaw angle of orientation estimation

更小、计算时间更短,但是不代表 CF-Justa2020 更适用于实际场景下的姿态估计。实际上,CF-Justa2020 的参数不容易调试,滤波参数依赖于具体的场景测试数据,类似结论可以从文献[16,22]中得到印证。本文首先使用短程的测试数据进行参数调试工作,而后再将参数应用到正式测试数据中。这样规避了 CF-Justa2020 不太适用于随机测试数据的劣势。而本文提出的方法所用参数只与传感器有关,与具体的测试场景无关,因此适用性更强。

对比图 5~7 可以看出,俯仰角估计误差最大,偏航角次之,滚动角最小,这与行人的运动姿态是对应的。MIMUs 的三轴加表和陀螺在 3 个方向上测量性能是一样的,而由于行人运动在俯仰方向上最频繁,导致俯仰姿态角估计误差最大。在行走过程中的 U 型转弯和 ∞ 型行走也给偏航方向带来较大的陀螺漂移和加表累积误差,导致偏航方向上较大的估计误差。而行人在滚动方向运动最少,估计误差也最小。

因此在行人姿态估计中,可以通过给不同运动方向配置不同性能的传感器来实现节约成本的目的。滚动方向可以配置性能较差而价格低廉的传感器。

5 结 论

本文提出了一种基于最小 sigma 点集的 SRUKF 姿态估计方法,使用 $n+2$ 点集能够达到 $2n+1$ 点集的估计精度,同时计算量与 $n+1$ 点集相仿。当 sigma 点集达到 L 阶精度时,期望达到 L 阶精度,协方差达到 $L/2$ 阶精度。当 sigma 点集为 2 阶精度时,期望和协方差也达到 2 阶精度。QAD 误差和欧拉角 RMSE 能够达到姿态估计精度要求。实验测试数据表明,本文所提出的姿态估计方法用于行人姿态估计是可行的。

参考文献

- [1] LIN Y R, LEE C H, LU M C. Robust tool wear monitoring system development by sensors and feature fusion [J]. *Asian Journal of Control*, 2022, 24(3): 1005-1021.
- [2] ZHANG Y, ZHANG S. Research on fall detection based on improved human posture estimation algorithm [J]. *Instrumentation*, 2021, 8(4): 18-33.
- [3] RONG H, PENG C, CHEN Y, et al. Adaptive-gain regulation of extended Kalman filter for use in inertial and magnetic units based on hidden markov model [J]. *IEEE Sensor Journal*, 2018, 18(7): 3016-3027.
- [4] SILVA D. Concepts for sensor matching in mechatronic systems [J]. *Instrumentation*, 2020, 7(3): 1-14.
- [5] 余志鹏,熊剑,袁卫声,等.基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J].*仪器仪表学报*, 2020, 41(5): 214-220.
YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [J]. *Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(5): 214-220.
- [6] KULARATHNA D, PERERA S. Design of a vibration sensor based train arrival detection system to prevent elephant-train accidents in Sri Lanka [J]. *Instrumentation*, 2020, 7(4): 40-47.
- [7] 杨傲雷,金宏宙,陈灵,等.融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J].*仪器仪表学报*, 2021, 42(7): 226-233.
YANG AO L, JIN H Y, CHEN L, et al. Mobile robot re-localization method fusing deep learning and particle filtering [J]. *Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7): 226-233.
- [8] WIJETHUNGA P, CHANDRAWANSA A, RATHNAYAKE T, et al. Control of a 6DOF mobile manipulator with object detection and tracking using stereo vision [J]. *Instrumentation*, 2021, 8(1): 1-13.
- [9] 王勇军,李智,李翔.小型无人飞行器机动过程中航姿互补滤波算法研究[J].*电子测量与仪器学报*, 2020, 34(7): 141-150.
WANG Y J, LI ZH, LI X. Research on the algorithm of attitude complementary filtering during small UAV maneuver [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(7): 141-150.
- [10] NAVARATHNA S, UDAYAKUMAR K. Reliability indices evaluation of lv distribution system and inclusion of protective devices for reliability improvement [J]. *Instrumentation*, 2021, 8(2): 49-55.
- [11] 崔展博,景博,焦晓璇,等.基于联邦卡尔曼滤波器的容错组合导航系统设计[J].*电子测量与仪器学报*, 2021, 35(11): 143-153.
CUI HZ B, JING B, JIAO X X, et al. Design of fault tolerant integrated navigation system based on federated Kalman filter [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(11): 143-153.
- [12] JUSTA J, SMIDL V, HAMACEK A. Fast AHRS filter for accelerometer, magnetometer, and gyroscope combination with separated sensor corrections [J]. *Sensor (Basel)*, 2020, 20(14): 1-19.
- [13] WU J, ZHOU Z, FOURATI H, et al. Generalized linear quaternion complementary filter for attitude estimation from multi-sensor observations: An optimization approach [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(3): 1330-1343.
- [14] SHEN C, ZHANG Y, GUO X T, et al. Seamless GPS/Inertial navigation system based on self-learning square-root cubature Kalman filter [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(1): 499-508.
- [15] HENRIQUE M, MENEGZA T, ISHIHARA J Y, et al. Unscented Kalman filters for riemannian state-space systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 64(4): 1487-1502.
- [16] NAZARAHARI M, ROUHANI H. Sensor fusion algorithms for orientation tracking via magnetic and

- inertial measurement units: An experimental comparison survey [J]. *Information Fusion*, 2021, 76: 8-23.
- [17] 李言武, 张卫明. 一种基于牛顿法的高斯非线性滤波器[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 6: 122-127.
LI Y W, ZHANG W M. On Gaussian nonlinear filter using Newton method [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 6: 122-127.
- [18] WU J. MARG attitude estimation using gradient-descent linear Kalman filter [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(4): 1777-1790.
- [19] MAXIMOV V. GyroLib-AHRS library [J]. *MATLAB Central File Exchange*, 2020.
- [20] MICHEL T, GENEVES P, FOURATI H, et al. A comparative analysis of attitude estimation for pedestrian navigation with smartphones [J]. *2015 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, Banff, Alberta, Canada, 13-16 October, 2015: 1-10.
- [21] MADGWICK S O H, WILSON S, TURK R, et al. An extended complementary filter for full-body MARG orientation estimation [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2020, 25(4): 2054-2064.
- [22] NAZARAHARI M, HOSSEIN R. Adaptive gain regulation of sensor fusion algorithms for orientation estimation with magnetic and inertial measurement units [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70(4001613): 1-13.
- [23] NAZARAHARI M, HOSSEIN R. Semi-automatic sensor-to-body calibration of inertial sensors on lower limb using gait recording [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(24): 12465-12474.
- [24] NAZARAHARI M, NOAMANI A, AHMADIAN N, et al. Sensor-to-body calibration procedure for clinical motion analysis of lower limb using magnetic and inertial measurement units [J]. *Journal of Biomechanics*, 2019, 85: 224-229.

作者简介



朱付涛(通信作者), 2011年于河南理工大学获得学士学位, 2014年于北京航空航天大学获得硕士学位, 2018年于北京航空航天大学获得博士学位, 2018年~2022年为北京控制与电子技术研究所工程师, 现为长江大学电子信息学院讲师, 主要研究方向

为导航工程、仪器仪表。

E-mail: zhufutao1990cool@163.com

Zhu Futao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 2011, M. Sc. degree from Beihang University in 2014 and Ph. D. degree from Beihang University in 2018, respectively. He was an engineer in Beijing Institute of Control and Electronics between 2018 and 2022. Now he is a lecturer in Electronics & Information School of Yangtze University. His main research interests include Navigation Engineering and Instrumentation.