doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2021.10.003

基于无逆 Kalman 滤波器的姿态估计算法^①

何百岳② 张文安③

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 研究了一种基于磁-惯性传感单元(MIMU)的采用无逆 Kalman 滤波器(IFKF)的 姿态估计算法。该方法将运动分为稳定和运动两种状态。针对稳定状态,该算法使用了稳 态策略。这种状态下,估计器利用之前时刻的估计值和预测协方差,从而达到既降低运算 量,又有效缓解磁场变化带来的姿态偏移和陀螺仪数值积分漂移的目的。另一方面,在动 态策略中,严重干扰拒绝方法(SDR) 被用于缓解瞬时干扰。同时,无逆 Kalman 滤波器被 用于融合磁-惯性传感单元的数据,有效避免矩阵的求逆运算,由此减轻计算负担。实验 结果证明,所提出的方法在有效减少计算时间的同时维持了较高的姿态估计精度。 关键词 磁-惯性传感单元(MIMU);姿态估计;单位四元数;无逆 Kalman 滤波器(IFKF); 严重干扰拒绝(SDR)

0 引言

姿态估计在生产生活中得到了广泛的应用,例 如医疗健康^[13]、人机交互^[4]等等。近年来,随着磁-惯性传感器(magnetic/inertial measurement unit, MIMU)的迅速发展,这种易于穿戴、价格较低的传 感器得到了研究人员的广泛关注^[5]。

但是磁-惯性传感器的应用仍然存在一定的困 难。例如,陀螺仪积分会带来姿态的漂移^[6],加速 度计容易受到外部线性加速的干扰^[78],磁力计易 受到外部磁场的干扰^[9-10]。基于 Kalman 滤波器的 多传感器融合算法能实现多传感器信息的融合、信 息互补,提高估计精度。文献[11]引入了乘积扩展 Kalman 滤波器(multiplicative extended Kalman filter, MEKF),在滤波过程中估计偏差来提高精度。文 献[12]在扩展 Kalman 滤波器的基础上,增加了隐 马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)分辨状 态,并采取了自适应方法调整滤波参数,提高了估计 精度。文献[13]在 Kalman 滤波的框架下,将加速 度量测和磁力计量测分解,降低了磁场干扰对重力 方向姿态角的影响。基于阈值的方法将陀螺仪量测 作为过程方程,姿态解算得到的四元数作为观测方 程,实现了信息的融合^[14-15]。这些方法已能达到不 错的估计精度,但是对于现实的应用,实时性能也很 重要。基于标准 Kalman 滤波器 (standard Kalman filter, SKF)的方法需要对新息矩阵求逆。求逆的运 算复杂度是 O(n³)^[16],这给系统带来了较大的计算 负担。特别地,嵌入式设备更是难以在进行这种运 算的同时确保实时性能。文献[17]针对主对角占 优的矩阵,提出了应用近似逆来代替精确逆值计算 的无逆 Kalman 滤波(inverse free Kalman filter, IF-KF)算法。这种算法将求逆运算替代为一个复杂度 为 O(n²)的运算。姿态估计应用中,由于磁-惯性传 感器的特性,测量噪声协方差矩阵通常被假设为项 值较大的对角阵。这导致了新息协方差矩阵自然地 成为一个对角占优矩阵,从而保证了泰勒级数展开 的收敛性。因此,无逆 Kalman 滤波器适用于基于 磁-惯性传感器的人体姿态估计应用。

① 国家自然科学基金(61822311)资助项目。

② 男,1995年生,硕士生;研究方向:多传感器信息融合;E-mail: byhe@ zjut. edu. cn

③ 通信作者, E-mail: wazhang@zjut.edu.cn (收稿日期:2020-07-08)

在各种运动情况下,单一的姿态估计策略不能 反映复杂的人体运动情况,最终导致计算资源的浪 费和精度的下降。在行人导航应用中,零速度更新 (zero velocity update,ZUPT)是一种基于步态的分类 估计策略。这种策略能有效提高室内导航的精 度^[18-19]。对其他运动模式识别,例如对慢走、坐姿、 乘电梯的识别,也能有效提高导航精度^[20]。但是在 姿态估计中此类的讨论仍然较少,这值得进一步研 究。针对以上问题,本文提出将运动情况分成稳态 和动态两种情况分别采用不同的估计策略。

根据上述讨论,精度和计算效率都是姿态估计 的重要指标。本文从引入无逆 Kalman 滤波器、设计 无反三角函数判定条件和设计双策略方法 3 个方 面,提出了一种准确、计算效率较高的姿态估计方 法。

1 问题描述

姿态估计主要研究肢体坐标系相对参考坐标系的旋转运动情况,即估计人体坐标系相对参考坐标系的空间转动。正如前文所述,虽然欧拉角能较为直观地描述运动姿态,但是会存在万向节死锁问题。 另外,四元数法计算更为高效,所以本文采用旋转四元数来描述任意的人体运动姿态。姿态估计的目标 是要找到一个可以将在肢体坐标系下的任意向量 x 旋转到参考坐标系下的旋转四元数。这个旋转关系可以由以下方程表示:

^R $\boldsymbol{x} = {\binom{R}{B}\boldsymbol{q}}^{-1} \otimes^{B} \boldsymbol{x} \otimes {\binom{R}{B}\boldsymbol{q}}$ (1) 其中, ⊗表示四元数乘法, ${\binom{R}{B}\boldsymbol{q}}^{-1}$ 是四元数 ${\binom{R}{B}\boldsymbol{q}}$ 的 逆。

在姿态估计领域,一个典型的体感网络系统需 要同时处理多个磁力-惯性传感器的数据。进一步 地,姿态估计往往是人体姿态估计和运动跟踪的一 个组成部分,姿态估计值很可能是其他应用的输入, 如手臂运动轨迹重建就需要姿态估计数据。如果姿 态估计的计算效率过低,则会降低整个系统的实时 性能。鉴于以上原因,这一类系统亟需一种姿态估 计准确而且计算复杂度较低的方法。为此,本文提 出了一种计算效率较高同时又不影响估计精度的姿 — 1028 — 态估计算法。

2 惯性传感器信号分析和处理

加速计和磁力计的量测信号可以分成以下 3 部分:

$$\begin{cases} s_A = g + b_A + n_A \\ s_M = m + b_M + n_M \end{cases}$$
(2)

其中,g 是重力加速度,m 是地球磁场强度, b_A 是由 于人体运动而被引入的线性加速度干扰, b_M 是环境 中的铁磁物质产生的磁场干扰, n_A 和 n_M 分别是传 感器量测产生的传感器噪声,都可被假设为零均值 的高斯白噪声。

陀螺仪的量测方程如下:

$$\boldsymbol{s}_{G} = \boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{n}_{G} \tag{3}$$

其中, ω 是角速度, n_c 是测量的噪声,可被认为是均值为0的高斯白噪声。

姿态估计的精度依赖于传感器测量的准确程度,然而,传感器的量测会受到线性加速度和外部磁场干扰的影响。根据惯性传感器的特性,很多研究工作都采用了基于阈值的方法^[14-15]来降低干扰的影响。鉴于这种方法在工程应用上的便利性和有效性,本文算法以其为基本框架,并对其进行修改以提高计算效率。特别地,文献[14]在考虑磁场干扰时,需要引入反三角函数运算,这对设备的计算能力提出了较高的要求。为避免复杂的反三角函数运算,本文设计了无反三角函数运算的磁场噪声评价指标,并将其称为严重干扰拒绝方法(severe disturbance reject method, SDR)以示区别。

2.1 基于加速度计的严重干扰拒绝

加速度计测量的是传感器的加速度大小和方向。其中,在人体运动的范围内,地球表面的重力加速度可被近似认为是大小和方向都不随时间改变的 矢量。那么,只要知道参考坐标系下重力加速度和 最终姿态的重力加速度,就能获得当前姿态和竖直 方向下的夹角。然而,在姿态运动的情况下,加速度 计的量测值是地球重力加速度和运动加速度的矢量 和。这个矢量和通常和重力加速度的方向是不相同 的。那么,就认为运动带来的线性加速度是一个干 扰。一旦这个干扰过大,则加速度计的测量会被认 为是不可靠的。这时,预测的加速度,即 $Z_{\iota-1,\iota}^{A}$ = $(\hat{q}_{\iota-1})^{-1} \otimes g \otimes (\hat{q}_{\iota-1})$,会比直接量测出来的加速度 更可靠。因此,观测向量 b_{λ}^{ι} 为

$$\boldsymbol{b}_{i}^{A} = \begin{cases} \boldsymbol{Z}_{i-1,i}^{A} & \| \| g \| - \| z_{i}^{A} \| \| > \varepsilon_{A_{1}} \\ & \vec{x} \| \| z_{i-1,i}^{A} \| - \| z_{i}^{A} \| \| > \varepsilon_{A_{2}} \\ & \boldsymbol{Z}_{i}^{A} & \text{I\!A} \end{pmatrix}$$

(4)

(5)

其中,*g* 是参考坐标系下的重力加速度(在传感器完全静止的情况下测得), \hat{q}_{i-1} 是时间更新得到的预测四元数,计算公式如下文的式(7)所示, ε_{A_1} 和 ε_{A_2} 是由多次实验得出的运动加速度干扰检测阈值。

2.2 基于磁力计的严重干扰拒绝

基于磁场强度来判定航向角是一种很常用的方 法,只要知道参考坐标系下地球磁场强度和最终姿 态的传感器坐标系下的磁场强度,就能获得当前姿 态在水平方向的朝向。此方法只考虑了匀强磁场下 的导航问题,但是,室内场景下会存在铁磁物体以及 电线,这些物品会产生额外的磁场,导致匀强磁场假 设不能成立。鉴于以上问题,本文设定了2个判定 条件来检测磁场强度是否存在严重干扰的情况。通 常,在无干扰的环境下,传感器只能检测到地磁场。 那么,可以通过检测磁场强度的大小来判定是否存 在较大的干扰,一旦磁场强度变化过大,则认为这一 时刻的磁场测量是不准确的。此外,很多文献都引 入了磁倾角作为判断指标。磁倾角指磁场强度和重 力加速度之间的夹角,在磁场强度不变的情况下,磁 倾角不会有较大的变化。更重要的是,相对于磁场 强度模值,磁倾角对磁场变化更敏感,因此磁倾角更 能用于指导判定是否出现严重干扰的情况。文献 [10]列举了一个磁场强度变化而磁场强度幅值不 变的例子,这种情况下,引入磁倾角作为判定条件很 有必要。

综上所述,磁场的观测向量**b**^M_i可以写成如下形式:

$$\boldsymbol{b}_{i}^{M} = \begin{cases} \boldsymbol{Z}_{i-1,i}^{M} & \parallel \parallel \boldsymbol{m} \parallel - \parallel \boldsymbol{Z}_{i}^{M} \parallel \parallel > \boldsymbol{\varepsilon}_{M} \\ & \boldsymbol{\mathfrak{G}} \left(\boldsymbol{\theta}_{0}^{\text{dip}} - \boldsymbol{\theta}_{i}^{\text{dip}} \right) > \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{dip}} \\ & \boldsymbol{Z}_{i}^{M} \quad \boldsymbol{\mathfrak{X}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \end{cases}$$

其中, $\mathbf{Z}_{t-1,t}^{M} = (\hat{\boldsymbol{q}}_{t-1})^{-1} \otimes \boldsymbol{m} \otimes (\hat{\boldsymbol{q}}_{t-1})$ 是基于预测的 磁场量测值; \boldsymbol{m} 是参考坐标系下的磁场强度矢量; $\hat{\boldsymbol{q}}_{t-1}$ 是预测四元数, 计算公式如下文的式(7)所示; $\theta_{t}^{dip} = \arccos(\boldsymbol{b}_{t}^{A} \cdot \boldsymbol{z}_{t}^{A})$ 是 t 时刻的磁倾角; $\boldsymbol{\varepsilon}_{M}$ 和 $\boldsymbol{\varepsilon}_{dip}$ 是由多次实验得出来的磁场干扰的阈值。

2.3 无反三角运算的磁倾角判定规则

在判定是否存在较大磁场干扰时,判定条件需 要计算每个时刻的磁倾角。反三角函数的计算会给 嵌入式系统带来较大的计算负担。而本文通过化 简,剔除了每一时刻的反三角函数估计运算,新的判 定条件可以写为

$$\frac{\boldsymbol{g}_{t} \cdot \boldsymbol{m}_{t}}{|\boldsymbol{g}_{t}| \cdot |\boldsymbol{m}_{t}|} > \cos(\theta_{dip}^{0} + \varepsilon_{dip})$$

$$\vec{\mathfrak{g}}_{t} \frac{\boldsymbol{g}_{t} \cdot \boldsymbol{m}_{t}}{|\boldsymbol{g}_{t}| \cdot |\boldsymbol{m}_{t}|} < \cos(\theta_{dip}^{0} - \varepsilon_{dip})$$

$$(6)$$

其中,*m*_t是传感器坐标系下的地磁场量测,*g*_t是参考坐标系下的重力加速度,*b*^A_t是前文中获得的可靠的重力观测。特别地, cos($\theta_{dip}^{0} \pm \varepsilon_{dip}$)不随时间变化,可以在初始时刻被确定。

由于判定条件式(6)不需要任何的反三角函数 运算,计算复杂度相比于原来的判定条件式(5)会 减少,从而减少了算法的执行时间。

3 动态状态下的姿态估计策略

在动态的情况下, MIMU 中单一的传感器不足 以提供准确的姿态信息, 比如说陀螺仪的估计会受 到积分漂移的影响, 加速度计对重力的测量会受到 运动产生的线性加速度的干扰, 以及磁力计受到外 部磁场的干扰导致无法测量出地磁场的磁场强度。 鉴于以上问题, 利用基于最优估计理论的 Kalman 滤 波器进行多传感器信息融合, 实现信息的互补是很 有必要的。

动态状态下的姿态估计策略主要有以下3个步 骤组成。首先,通过四元数运动学获得离散的状态 更新方程。其次,用严重干扰拒绝器获得更为可靠 的陀螺仪和加速度计量测值。将可靠的量测值用最 优两向量四元数估计方法(optimal two-observation quaternion estimation method, O2OQ 估计算法)计算

-1029 -

得到四元数量测,作为量测值。最后,设计相应的 IFKF 滤波器,将角速度量测和旋转四元数量测融 合,得到最终的姿态估计结果。

3.1 基于陀螺仪的姿态更新

基于四元数的离散时间状态更新过程方程如下^[21]:

$$\boldsymbol{q}_{t+1} = \theta_t \boldsymbol{q}_t, t = 0, 1, \cdots$$

$$\theta_t = \exp\left\{\frac{1}{2}\Upsilon(\boldsymbol{\omega}_t)\Delta t\right\} \approx \boldsymbol{I}_4 + \frac{1}{2}\Upsilon(\boldsymbol{\omega}_t)\Delta t \quad (7)$$

其中, q_t 代表第 t 时刻从参考坐标系到肢体坐标系的旋转四元数, Δt 是一个相对短的时间间隔,对于本系统是 10 ms。 $Y(\omega_t)$ 可以由下式表示:

$$\mathbf{Y}(\boldsymbol{\omega}_{t}) \triangleq \begin{bmatrix} -\begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega} \times \end{bmatrix} & \boldsymbol{\omega} \\ -\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$
$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega} \times \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{0} & -w_{z} & w_{y} \\ w_{z} & \mathbf{0} & -w_{x} \\ -w_{y} & w_{x} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$
(8)

其中, ω_i 是三轴陀螺仪的角速度量测值, $[\omega \times]$ 是反对称矩阵的表示方法。

3.2 基于加速度计和磁力计确定姿态

研究姿态解算最著名的问题就叫做 Wahba 问题^[22]。本文在考虑计算效率和估计精度 2 个指标后,选择两向量最优四元数估计方法来解算姿态,具体步骤参见文献[22]。为保证解算出的姿态的准确性,本文使用了前述的严重干扰拒绝(SDR)方法来获得 *t* 时刻的重力加速度观测值和磁场强度观测值。

3.3 无逆 Kalman 滤波器设计

系统的状态量设定为姿态四元数 q_i ,观测量是 $q_{0200, i}$,由 020Q 算法计算获得。整个动态系统可 表示为式(9)。

$$\boldsymbol{q}_{t} = \boldsymbol{\theta}_{t-1}\boldsymbol{q}_{t-1} + \boldsymbol{w}_{t-1}$$

$$\boldsymbol{q}_{0200, t} = \boldsymbol{q}_{t} + \boldsymbol{v}_{t}$$

$$(9)$$

过程噪声协方差 Q1-1 表示为

$$\boldsymbol{Q}_{t-1} = \left(\frac{\Delta t}{2}\right)^2 \boldsymbol{\Xi}_{t-1} \boldsymbol{\Sigma}_{gro} \boldsymbol{\Xi}_{t-1}^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{\Xi}_{t-1} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{u} \times \boldsymbol{J} + \boldsymbol{q}_4 \boldsymbol{I}_3 \\ - \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}$$
(10)

其中, $\Sigma_{gro} = \sigma_{gro}^2 I_3$ 是陀螺仪的量测噪声, $u = [q_1 \ q_2 - 1030 -$

q₃]^T 定义的向量。确定由 O2OQ 方法计算出来的 旋转四元数的量测噪声的精确值是一件非常困难的 事情。事实上,在实际应用中,观测协方差矩阵 **R** 通常会被设定为一个项非常大的对角阵^[14],这样的 设定能够保证滤波器的稳定性。

对于本文研究的动态系统式(9)来说,标准 Kalman 滤波器所示如下:

$$\boldsymbol{q}_{t|t-1} = \boldsymbol{\theta}_{t-1}\boldsymbol{q}_{t-1}$$

$$\boldsymbol{P}_{t|t-1} = \boldsymbol{\theta}_{t-1}\boldsymbol{P}_{t-1|t-1}\boldsymbol{\theta}_{t-1}^{\mathrm{T}} + \left(\frac{\Delta t}{2}\right)^{2}\boldsymbol{\Xi}_{t-1}\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{gro}}\boldsymbol{\Xi}_{t-1}^{\mathrm{T}}$$

$$\hat{\boldsymbol{q}}_{t|t} = \hat{\boldsymbol{q}}_{t|t-1} + \boldsymbol{K}_{t}(\boldsymbol{q}_{020Q,t} - \hat{\boldsymbol{q}}_{t|t-1})$$

$$\boldsymbol{P}_{t|t} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{t})\boldsymbol{P}_{t|t-1}$$

$$\boldsymbol{K}_{t} = \boldsymbol{P}_{t|t-1}\boldsymbol{C}_{t}^{-1}$$

$$\boldsymbol{C}_{t} = \boldsymbol{P}_{t|t-1} + \boldsymbol{R}$$
(111)

由式(11)可得,标准 Kalman 滤波器的估计过 程需要对新息协方差矩阵求矩阵逆,这一运算过程 会给整个系统带来较大的计算负担,从而降低系统 的实时性。为避免其产生的不良影响,本系统引入 了无逆的 Kalman 滤波算法。在人体姿态估计的应 用中,量测噪声一般都会被设定成对角线较大的矩 阵,这导致了新息协方差矩阵是一个对角占优的矩 阵。对角占优这个特性可以保证矩阵在一阶泰勒展 开后,只取泰勒展开式的低阶项也能保证收敛性。 换句话说,使用新息矩阵一阶泰勒展开的低阶项的 逆矩阵和来近似代替矩阵的精确逆值不会引起较大 的误差。

$$\boldsymbol{C}_{\iota}^{-1} \approx \widetilde{\boldsymbol{C}}_{\iota}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{11}} & \frac{P_{12}}{C_{11}C_{22}} & \cdots & \frac{P_{1N}}{C_{11}C_{NN}} \\ \frac{P_{21}}{C_{22}C_{11}} & \frac{1}{C_{22}} & \cdots & \frac{P_{2N}}{C_{22}C_{NN}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{P_{N1}}{C_{NN}C_{22}} & \frac{P_{N2}}{C_{NN}C_{22}} & \cdots & \frac{1}{C_{NN}} \end{bmatrix}$$
(12)

其中, $C_{ii} = P_{ii} + R_{ii}$, P 和 R 分别代表自协方差矩阵 和量测协方差矩阵。

除此之外,无逆 Kalman 滤波的形式式(12)中, 每一行互不相关,这个特性适合于多个处理器的并 行运算,能够进一步加快运算速度。

最后,状态四元数需要被标准化表示旋转。

$$\hat{\boldsymbol{q}}_{\iota} = \frac{\boldsymbol{q}_{\iota|\iota}}{\|\hat{\boldsymbol{q}}_{\iota|\iota}\|}$$
(13)

其中,分子部分是无逆 Kalman 滤波器对姿态的估计 值,分母中॥・॥运算表示求向量的模值。

根据文献[17],本文研究的动态系统式(9)是 完全一致可观的, $(\theta_t, Q_t^{1/2})$ 是完全一致能控的,而 且初始时刻的状态协方差 P_0 是半正定的或者正定 的,所以 \tilde{C}_{t+1} 是有界的。由此可知,本文设计的基于 无逆 Kalman 滤波器的姿态估计算法是收敛的。

4 稳态状态下的姿态估计策略

人体运动情况变化复杂,针对特定的情况应该 因地制宜地采用一些更加方便灵活的估计策略。针 对人体在较长时间几乎不动的情况下,例如手臂放 在桌上休息,或者躺在床上,本文设计了一种特殊的 估计策略。实际情况下,稳定状态可能会经常出现, 并且持续较长的时间,单独研究它的特性很有意义。

4.1 基于加速度计的稳定状态检测

在稳定的状态下,加速度计只能检测到重力加 速度,因此,每个轴检测到的加速度分量和上一时刻 会是相同的。这样,根据相邻时刻每一轴上检测到 加速度的差值可以判定系统是否处于稳态。

$$\begin{cases} | a_{x(t)} - a_{x(t-1)} | < th_{acc,x} \\ | a_{y(t)} - a_{y(t-1)} | < th_{acc,y} \\ | a_{z(t)} - a_{z(t-1)} | < th_{acc,z} \end{cases}$$
(14)

其中, $a_{x(t)}$, $a_{y(t)}$ 和 $a_{z(t)}$ 表示了传感器坐标下,X轴,Y 轴和Z轴在时刻t的量测。

4.2 基于陀螺仪的稳定状态检测

只要检测传感器的量测是否小于一个阈值,就 能判定传感器是否处于稳定状态。判定公式如下:

$$\begin{cases} | \boldsymbol{\omega}_{x(t)} | < th_{\text{gro},x} \\ | \boldsymbol{\omega}_{y(t)} | < th_{\text{gro},y} \\ | \boldsymbol{\omega}_{z(t)} | < th_{\text{gro},z} \end{cases}$$
(15)

其中, $\omega_{x(t)}$ 、 $\omega_{y(t)}$ 和 $\omega_{z(t)}$ 表示传感器坐标下,X轴、Y 轴和Z轴在时刻t的原始量测, $th_{gro,X}$ 、 $th_{gro,Y}$ 和 $th_{gro,Z}$ 分别是判定稳定的X轴、Y轴、Z轴的阈值,是多次 实验得出的经验参数。

4.3 基于时间阈值的稳定状态检测

陀螺仪和加速度传感器对于较小的运动都拥有 较高的灵敏性,但是一些特殊情况的出现可能会导 致估计策略的频繁切换,这均会降低系统的稳定性。 因此,在判定稳定的时候,不但要考虑当前时刻是否 稳定,也要结合过去一段时间的状态进行分析评判, 为此判定稳态时间周期被引入。判定稳态时间周期 要求:在整个时间周期内,所有时刻都满足加速度计 和陀螺仪的判定条件,系统才被认为进入了稳定状 态。判定条件可以写成以下形式:

$$count \ge th_{interval}$$
 (16)

其中, count 是计数时刻数, th_{interval}是设定的时间 阈值。

4.4 基于时间阈值的稳定状态检测

在稳定状态下,每一时刻的估计值都与上一时 刻相等,这一策略能够避免较为复杂的姿态估计过 程,既能减少系统估计的运算量,又能减少系统中由 于计算产生的能量损耗。

姿态的维持和协方差的预测想法来源于文 献[23],具体的递推方程如下所示。

$$\boldsymbol{q}_{t} = \boldsymbol{q}_{t-1}$$
$$\boldsymbol{P}_{t+1|t} = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\omega}_{\max})\boldsymbol{P}_{t|t}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\omega}_{\max}) + \left(\frac{\Delta t}{2}\right)^{2}\boldsymbol{\Xi}_{t-1}\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{gro}}\boldsymbol{\Xi}_{t-1}^{\mathrm{T}}$$
(17)

综上所述,本文提出的算法的伪代码如算法1 所示。

算法	1 基于无逆 Kalman 滤波器和双策略的姿态估计算法
1.	初始化
2.	根据式(14)~(16)检测运动状态
3.	if state = 稳定状态 then
4.	根据式(17)获取姿态值和协方差
5.	else state = 稳定状态 then
6.	由 SDR 方法——式(4)、(5)获取可靠的重力量测
和磁	兹场强度量测
7.	通过姿态解算 020Q 方法计算量测姿态 q 020Q,1
8.	使用 IFKF 融合多个量测,式(11)、(12)
9.	四元数标准化,式(13)
10.	end if
11.	等待新的观测数据到来后转到步骤 2
	— 1031 —

5 实验和讨论

实验使用了 Xsens 公司生产的 MTi-300 惯性传 感器,包括1个三轴加速度计,1个三轴陀螺仪和1 个三轴磁力计,磁力-惯性传感器的采样频率是 100 Hz。实验场景如图1所示,其中8个 OptiTrack 摄像头环绕在实验人员周围,同时以100 Hz 的频率 获得前臂刚体的姿态信息。

实验使用的参数如下: $\varepsilon_{A1} = \varepsilon_{A2} = 0.2 \text{ m/s}^2$, $\varepsilon_M = 0.1 \times ||\mathbf{r}_M||$, $\varepsilon_{dip} = 0.05 \text{ rad}$, $\sigma_{gro}^2 = 1 \times 10^{-4} \text{ rad}^2/\text{s}^2$, $\sigma_q^2 = 1 \times 10^{-4}$, $th_{gro,x} = th_{gro,y} = th_{gro,z}$ = 0.013 rad/s, $th_{acc,x} = th_{acc,y} = th_{acc,z} = 0.06 \text{ m/s}^2$.

5.1 实验1 慢速且无磁场干扰

实验者被要求在实验室的中间较宽阔的地方做 运动,这样可以避免各种铁磁设备对实验的干扰。 同时,为了避免较大的线性加速度噪声,测试人员被 要求手臂旋转运动尽可能缓慢。如前文所述,Opti-Track 系统能够计算获得精度极高的姿态值,因此 OptiTrack 系统的量测值可以作为人体前臂的标准 值,用于评价估计值的精确度。图 2 展示了标准 Kalman 滤波器和无逆 Kalman 滤波器的估计结果, 这两个滤波器的估计值都非常接近 OptiTrack 的量 测。为了便于读者区分,图 3 展示了标准 Kalman 滤 波器和无逆 Kalman 滤波器姿态估计值的差值,其中 由于标准 Kalman 滤波算法是更为精准的计算方法, 因此标准 Kalman 滤波器的估计值是基准值。从图 3 可以清晰地看出,基于无逆 Kalman 滤波器的姿态估 值与基于标准 Kalman 滤波器的姿态估值之间的差 异非常小,比方向四元数要小很多个数量级。因此, 新引入的无逆 Kalman 滤波器并不会明显地影响姿 态估计的精度。本文为了方便展示精度,提出了均 方根误差(root mean square errors, RMSE)这一指 标。它计算每一步估计值和真实值(OptiTrack 系统 的量测值)直接误差的均值,因此,RMSE 能够指示 姿态估计的精确度。表1展示了基于标准 Kalman 和基于无逆 Kalman 的姿态估计结果,同时也比较了 包含 SDR 和不包含 SDR 的估计结果的 RMSE。从 表1结果发现,在保留四位小数的情况下,无逆 Kalman 滤波器并不会降低精度。而且由于干扰较小, SDR 对性能的提升并不明显。表 2 展示了计算时 间耗损。算法时间耗损描述了相同的实验数据经过 多次运算使用时间的平均值,本文的时间耗损是10 次运算的平均时间。因此它能够在统计意义上描述 运算的复杂程度。显然,无逆 Kalman 滤波器的计算 时间要少很多,几乎是标准 Kalman 滤波器计算时间 的70%。实验结果显示,动态的情况下,无逆 Kalman 滤波器具备更高的计算效率。

5.2 实验2 快速运动且存在磁场干扰

和实验1相比,实验2是一个更为复杂的场景。 实验人员被要求将手臂以较快速度旋转,同时也靠 近磁铁,以造成一定的磁场干扰。从图4可以看出 整个实验大部分都是在动态策略下运行,虚线分别 表示实验中设定的上下阈值。另外,在执行过程中 还存在几段磁场干扰。从图5可以看出,包含严重 干扰拒绝(SDR)的标准Kalman滤波估计结果和



图1 实验场景



হা ১	비나	一左	旧幻	7	2

秋I 山川 汨木/1 山水	表1	估计结果对比表
----------------------	----	---------

方法		标准 Kalman 滤波器		无逆 Kalman 滤波器		
		含有 SDR	不含 SDR	含有 SDR	不含 SDR	
内古相	q_1	0.231	0.250	0.231	0.250	
均力 സ - - - - - - - - - - - - -	q_2	0.171	0.175	0.171	0.175	
庆左	q_3	0.175	0.179	0.175	0.179	
(× 10)	q_4	0.010	0.017	0.010	0.017	

表 2	时间耗损比较(实验1)
-----	-------------

		· · · ·
方法	无逆 Kalman 滤波	标准 Kalman 滤波
时间/s	0.4051	0.5843

无逆 Kalman 滤波估计结果和 OptiTrack 估计都很接 近。图 6 展示了标准 Kalman 滤波器和无逆 Kalman 滤波器的差值。同样地,文中以标准 Kalman 滤波器 的姿态估计值作为基准值,无逆 Kalman 滤波器的姿 态估值与其差异非常小,因此,可以认为这两种方法 有相接近的估计精度。与之相对的是,表3展示了 算法的时间耗损。其中,使用无逆 Kalman 滤波器的 估计方法后,计算时间只相当于原来计算时间的 67%。进一步来说,本文使用的是单线程的处理方 法。一旦转换成多线程的方法,运算时间能够进一 步地减少。另外,本文还关心严重干扰拒绝的效果。 图 7 比较了是否包含严重干扰拒绝的无逆 Kalman 滤波器估计的姿态四元数。显然,含有严重干扰拒 绝的算法能够获得更高的估计精度。除了图片之 外,表4能够更为直观地展示精度的高低。标准 Kalman 滤波器和无逆 Kalman 滤波器在 RMSE 的指 标上表现非常一致,但是一旦没有包含严重干扰拒 绝方法,姿态估计的精度会出现大幅下滑。结合实 验1来看,无逆 Kalman 滤波算法能够在提高运算效 率的同时不影响估计的精度,而严重干扰拒绝能够 较大程度地缓解时间较短的外部干扰。





— 1033 —







室 /	安心伯月纪未图	

方法	无逆 Kalman 滤波	标准 Kalman 滤波
时间/s	0.4765	0.7143

方法		标准 Kalman 滤波器	无逆 Kalm	nan 滤波器
		含有 SDR	含有 SDR	不含 SDR
均方根	q_1	0.1672	0.1672	0.7938
	q_2	0.1047	0.1047	2.6269
庆左	q_3	0.0376	0.0376	13.2391
$(\times 10^{-4})$	q_4	0.0477	0.0477	1.0006

5.3 实验3 稳态情况和切换时刻的姿态估计性能
实验3的运动过程描述如下:实验人员被要求
— 1034 —

先快速旋转手臂到某一角度。然后放在桌子上保持 手臂不动,这时另外一名实验人员拿磁铁不断在周 围晃动,引入磁场干扰。最后再快速运动回到原始 位置。而图8能够较好地反映出这样的实验场景。 这样的运动情景会存在多次的动态和稳态的状态切 换,而且长时间的磁场扰动,使得文献[14,15]提出 的基于阈值的方法失效,大量的磁力计量测数据被 丢弃,导致姿态漂移。但是本文提出的稳态策略则 主要用于解决这一问题。图9展示了双策略较标准 Kalman 滤波方法更接近真实值,这是因为磁场干扰 幅值大而且时间长,大量的量测数据被拒绝丢弃。 使用陀螺仪积分的姿态估计值不能够得到矫正,因 此会产生一定程度上的漂移。图10展示了累积误 差的图像。累积误差指整个运动时间段内,估计值 和真实值之间的绝对误差总和,指示了估计器的精







度。另外,从表5可以看出双策略的方法能够达到 比较高的精度,这种方法精度略高于标准 Kalman 估 计方法。表6显示双策略方法比原来的基于标准 Kalman 的方法耗时明显缩短。因此,双策略方法确 实是一种有效维持精度且运算快速的方法。

方法		DOMENTE		IFKF	
		DS&IFKF	又歌[14]	不含 SDR	
均方根	q_1	0.0058	0.0169	0.6141	
追 業	q_2	0.0099	0.0315	3.5814	
庆左	q_3	0.1358	0.3516	92.7453	
$(\times 10^{-4})$	q_4	0.0289	0.0780	131.7156	

表 5 估计结果对比表

表6 时间耗损比较(实验3)

方法	双策略	文献[14]
时间/s	0.3640	0.7860

6 结论

本文针对现有基于标准 Kalman 滤波器的姿态 估计算法复杂度较高的问题,应用无逆 Kalman 滤波 器,设计了基于无逆 Kalman 滤波器的姿态估计方 法。无论是干扰较小的实验1还是干扰较大的实验 2,这种方法都能够获得和基于标准 Kalman 滤波器 估计方法相近的计算精度,同时计算时间大幅下降。 这说明了本文提出算法的高效性和高精确度。进一 步地,实验3证明,在稳态的情况下,双策略确实能 够降低计算量,同时避免了姿态的漂移,能够获得更 高的精度。

综上所述,实验结果证明了本文提出的方法的 有效性。

参考文献

- [1] 丁伟利, 胡博, 张焱鑫. 基于规则的连续动作识别 [J]. 高技术通讯, 2019,29(9): 869-875
- [2] Qiu S, Wang Z, Zhao H, et al. Body sensor network based robust gait analysis: toward clinical and at home use[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 19(19): 8393-8401
- [3] 景军, 王晓聪, 徐永红, 等. 内嵌状态机的 MEMS 传感器及其在体位监测中的应用研究[J]. 高技术通讯, 2018,28(3): 244-250
- [4] Du G, Zhang P, Liu X. Markerless human-manipulator interface using leap motion with interval Kalman filter and improved particle filter[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(2): 694-704
- [5]张鋆豪,何百岳,杨旭升,等.基于可穿戴式惯性传感器的人体运动跟踪方法综述[J].自动化学报, 2019,45(8):1439-1454
- [6] Zhou H, Hu H. Reducing drifts in the inertial measurements of wrist and elbow positions [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59
 (3): 575-585
- [7] Lee J K, Park E J, Robinovitch S N. Estimation of attitude and external acceleration using inertial sensor measurement during various dynamic conditions [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(8): 2262-2273
- [8] Hu J, Sun K. A robust orientation estimation algorithm using MARG sensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measuremen, 2015, 64(3): 815-822
- [9] Bachmann E R, Yun X, Brumfield A. Limitations of attitude estimation algorithms for inertial/magnetic sensor modules[J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2007, 14(3): 76-87
- [10] Yadav N, Bleakley C. Accurate orientation estimation using AHRS under conditions of magnetic distortion[J]. Sensors, 2014, 14(11): 20008-20024
- [11] Wang Y, Soltani M. An attitude heading and reference \$-1035\$ —

system for marine satellite tracking antenna [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 64(4): 3095-3104

- [12] Tong X, Li Z, Han G, et al. Adaptive EKF based on HMM recognizer for attitude estimation using MEMS MARG sensors [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 18 (8): 3299-3310
- [13] Valenti R G, Dryanovski I, Xiao J. A linear Kalman filter for MARG orientation estimation using the algebraic quaternion algorithm [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 65(2): 467-481
- [14] Lee J K, Park E J. Minimum-order Kalman filter with vector selector for accurate estimation of human body orientation[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25 (5): 1196-1201
- [15] Zhang Z Q, Meng X L, Wu J K. Quaternion-based Kalman filter with vector selection for accurate orientation tracking[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(10): 2817-2824
- [16] Kettner A M, Paolone M. Sequential discrete Kalman filter for real-time state estimation in power distribution systems: theory and implementation[J]. *IEEE Transactions* on Instrumentation and Measurement, 2017, 66 (9): 2358-2370

- [17] Babu K S, Detroja K. Inverse free Kalman filter using approximate inverse of diagonally dominant matrices [J].
 IEEE Control Systems Letters, 2018, 3(1): 120-125
- [18] Wang Z, Zhao H, Qiu S, et al. Stance-phase detection for ZUPT-aided foot-mounted pedestrian navigation system [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2015, 20(6): 3170-3181
- [19] Qiu S, Wang Z, Zhao H, et al. Using distributed wearable sensors to measure and evaluate human lower limb motions [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, 65(4): 939-950
- [20] Elhoushi M, Georgy J, Noureldin A, et al. Motion mode recognition for indoor pedestrian navigation using portable devices [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 65(1): 208-221
- [21] Choukroun D, Bar-Itzhack I Y, Oshman Y. Novel quaternion Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 174-190
- [22] Markley F L. Fast quaternion attitude estimation from two vector measurements[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2002, 25(2): 411-414
- [23] Rehbinder H, Hu X. Drift-free attitude estimation for accelerated rigid bodies [J]. Automatica, 2004, 40(4): 653-659

Inverse free Kalman filtering approach for orientation estimation

He Baiyue, Zhang Wenan

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

A novel orientation estimation approach with inverse free Kalman filter (IFKF) is proposed by using magnetic/ inertial measurement unit (MIMU). The approach separates the motion into two states, including static state and dynamic state. A static strategy is presented for orientation estimation in the static state. In this state, the estimator utilizes the previous estimate and predicts the covariance, which reduces the computation time and overcomes the magnetic disturbance as well as the integration drift. On the other hand, in the dynamic state, a severe disturbance rejection method (SDR) is employed to alleviate the negative effects of temporary disturbance. Meanwhile, the IF-KF is capitalized to improve estimation efficiency by replacing the exact inverse of the innovation covariance matrix with an approximate inverse. Experiments on a body tracking system are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed approach.

Key words: magnetic/inertial measurement unit (MIMU), orientation estimation, unit quaternion, inverse free Kalman filter (IFKF), severe disturbance rejection (SDR)

— 1036 —