

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006035

基于 IMU 的机器人姿态自适应 EKF 测量算法研究*

班朝^{1,2}, 任国营^{2,3}, 王斌锐¹, 陈相君³

(1. 中国计量大学机电工程学院 杭州 310018; 2. 中国计量科学研究院 北京 100029;
3. 天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室 天津 300072)

摘要:为了实现机器人运动学参数标定,提出一种用惯性测量单元(IMU)实时获取其末端姿态信息的方法。然而,IMU 在进行机器人动态姿态测量时,存在加速度计信号中有害加速度(除重力加速度之外的其他加速度)叠加,噪声统计特性参数不易获取,陀螺仪信号随时间发生漂移等影响测量精度的问题。针对这些问题,设计了一种自适应拓展卡尔曼滤波(EKF)姿态测量改进算法。基于 EKF 模型,首先构建第一级量测噪声方差阵,设定权重因子,降低有害加速度对测量结果的影响;其次在 Sage-Husa 自适应滤波算法中引入了渐消记忆因子的思想,实时跟踪采样数据的量测噪声,构建第二级量测噪声方差阵;最后采用姿态更新的四元数算法进行数据融合,修正陀螺仪信号漂移产生的误差。实验结果表明,相比 Sage-Husa 自适应滤波算法,该算法峰高时俯仰角和横滚角的平均绝对误差分别降低了 50% 和 36.43%,峰谷时俯仰角和横滚角的平均绝对误差分别降低了 14.28% 和 19.44%,能有效提高姿态测量精度。

关键词: 机器人;惯性测量单元;姿态测量;数据融合;指数渐消记忆;拓展卡尔曼滤波

中图分类号: TP212 TP301 TH712 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on self-adaptive EKF algorithm for robot attitude measurement based on IMU

Ban Zhao^{1,2}, Ren Guoying^{2,3}, Wang Binrui¹, Chen Xiangjun³

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;
2. National Institute of Metrology, Beijing 100029, China; 3. State Key Laboratory of Precision Measurement
Technology and Instrument, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In order to realize the robot kinematic parameter calibration, a method is proposed to acquire its real time terminal attitude information using inertial measurement unit (IMU). However, during the robot dynamic attitude measurement with IMU, there exist some problems that affect the accuracy of measurement, such as the superposition of harmful accelerations (other acceleration information except gravity acceleration signal) in the accelerometer signal, the difficulty in obtaining the statistical characteristic parameters of noise and the drift of gyroscope signal with time. Aiming at these problems, an improved algorithm of adaptive extended kalman filter (EKF) for attitude measurement is designed. Based on the EKF model, this algorithm firstly constructs the first level measurement noise variance matrix, sets up weighted factors and reduces the influence of harmful acceleration signals on measurement result. Secondly, the idea of fading memory factor is introduced in Sage-Husa adaptive filter algorithm to track the measurement noise of sampling data in real time and construct the second level measurement noise variance matrix. Finally, the quaternion algorithm of attitude updating is adopted to conduct data fusion and correct the error caused by gyroscope signal drift. The experiment results show that compared with the Sage-Husa adaptive filter algorithm, the improved self-adaptive EKF algorithm can effectively improve the attitude measurement accuracy; the mean absolute errors of pitch and roll at peak height are reduced by 50% and 36.43%, respectively, and the mean absolute errors of pitch and roll at peak valley are reduced by 14.28% and 19.44%, respectively.

Keywords: robot; inertial measurement unit; attitude measurement; data fusion; exponential fading memory; extended Kalman filter

0 引言

机器人运动学参数标定是建模、测量、辨识、补偿的集成过程^[1]。其末端位姿测量精度的准确性直接影响到后续参数辨识的结果,进而影响最终标定结果的准确性。位姿由位置和姿态两部分组成,其中姿态的测量可通过多种方法实现,如惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)、光学姿态测量系统、GPS 姿态测量系统等。而 IMU 有着其他姿态测量系统无法比拟的优势,如不受气候条件、空间条件限制,方便携带,成本因精度而定,适用于对测量精度、动态性能、实时性均有较高要求的领域,更适合在实际加工项目中推广^[2-3]。IMU 是惯性导航系统中测量姿态的重要组成部分,一般由陀螺仪、加速度计(磁力计)组成^[4]。IMU 的误差来源有多方面,包括传感器自身结构误差;传感器内部物理因素变化,如陀螺仪的零漂、温漂等;以及使用环境的影响,如载体剧烈运动、外界温度变化等。为了提高 IMU 测量精度,除了可以从以上几方面入手外,通过提高内部算法的融合精度也能达到这一目的。

文献[5]提出用互补滤波进行数据融合,选定量子粒子优化群算法作为滤波器的参数寻优方法。文献[6]提出用拓展卡尔曼滤波进行多传感器数据融合的姿态度量算法。文献[7]结合高斯牛顿迭代法和拓展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)进行参数优化。文献[8]用梯度下降法代替了高斯牛顿迭代法,再通过 EKF 进行参数优化。文献[9]使用 Sage-Husa 自适应滤波算法自适应估计系统噪声和量测噪声,提高姿态求解精度。以上算法对提高姿态测量精度都有一定效果,但在姿态测量过程中,要么没有针对有害加速度叠加的处理,要么存在计算复杂,稳定性差等不足。为了实现姿态动态测量的高精度目标,本文设计了一种自适应 EKF 姿态度量改进算法,并以较优的文献[9]中算法作为本文实验对照。

通过搭建姿态度量系统,将由微机电系统(MEMS)组成的6轴 IMU(含1个三轴陀螺仪和1个三轴加速度计)固定在六自由度机械臂末端,使用示教器离线编程控制机器臂关节运动,IMU 通过串口连接上位机实现姿态度量

$$C_n^b = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \cos\theta\sin\psi & -\sin\theta \\ \sin\theta\sin\psi\cos\psi - \cos\theta\sin\psi & \cos\theta\cos\psi + \sin\theta\sin\psi\sin\psi & \sin\theta\cos\psi \\ \sin\theta\sin\psi\sin\psi + \cos\theta\sin\psi\sin\psi & \cos\psi\sin\theta\cos\psi - \cos\theta\sin\theta & \cos\theta\cos\psi \end{bmatrix} \quad (2)$$

在惯性导航系统中,为了更简便地描述刚体的角运动,通常使用四元数法^[11]实现姿态更新求解,有效避免欧拉角法带来的奇异问题,简化计算量。四元数定义为:

数据实时采集输出。建立 EKF 模型,设计了一种对量测噪声两级自适应处理的 EKF 姿态度量算法,实时估计量测噪声参数,有效降低了有害加速度影响,提高了姿态度量精度。

1 惯性导航系统的姿态表示与解算

在惯性导航系统中,为了说明质点的位置、运动的快慢、方向等,必须选择相应的坐标系^[10]。在 IMU 上建立载体坐标系(b 系),选择“东北天”为地理坐标系(g 系),即 OX 指北, OY 指西, OZ 指天。具体到姿态度量时,为了使姿态度量解算更易于理解,通常选择地理坐标系作为导航坐标系(n 系)。其中, b 系由 n 系系统航向轴 z 、俯仰轴 y 、横滚轴 x 分别依次旋转 ψ 、 θ 、 γ 得到。坐标系之间的转换关系如图 1 所示。

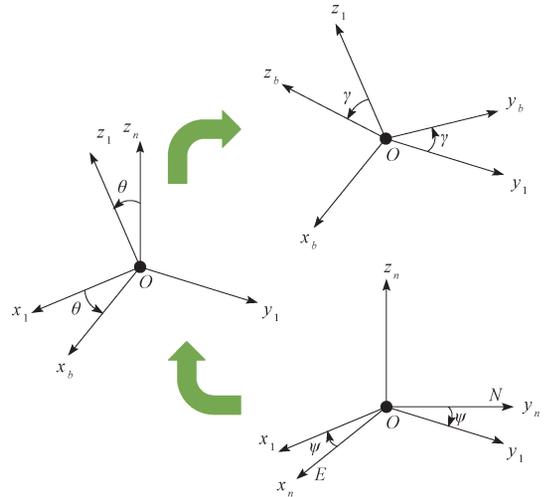


图 1 坐标系间的姿态度量转换

Fig.1 Attitude transformation between coordinate systems

方向余弦矩阵表示的坐标变换为:

$$\begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} = C_n^b \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ z_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: C_n^b 为由 n 系到 b 系的坐标转换矩阵,由式(2)确定。

$$q = q_0 + q_1 i + q_2 j + q_3 k \quad (3)$$

式中: q_0, q_1, q_2, q_3 为实数; i, j, k 为四元数的另外 3 个基。

四元数法表示的坐标变换矩阵可以写成:

$$\mathbf{C}_n^b(q) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_0q_3 + q_1q_2) & 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

对比式(2)、(4)结果可知,航向角、俯仰角和横滚角的四元数法表示如下:

$$\psi = \text{atan2}(2(q_1q_2 + q_0q_3), (q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2)) \quad (5)$$

$$\theta = \text{asin}(-2(q_1q_3 - q_0q_2)) \quad (6)$$

$$\gamma = \text{atan2}(2(q_2q_3 + q_0q_1), (q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2)) \quad (7)$$

2 自适应姿态测量算法设计与实现

2.1 拓展卡尔曼滤波模型

在实际应用中,很多系统都是非线性系统。由于常规卡尔曼滤波只适用于线性系统,对于非线性系统常用的解决办法是先进进行模型的局部线性化近似,再利用线性系统的卡尔曼滤波公式,即非线性系统的扩展卡尔曼滤波^[12-13]。惯性导航系统为非线性系统,方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{q}_k = f(\mathbf{q}_{k-1}) + \mathbf{B}_{k-1}\mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{q}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (8)$$

式中: \mathbf{q}_k 是系统状态向量,这里指陀螺仪输出; \mathbf{y}_k 是量测向量,这里指加速度计输出; $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 均为非线性向量函数; \mathbf{B}_{k-1} 是已知的系统结构参数; \mathbf{w}_{k-1} 是系统噪声; \mathbf{v}_k 是量测噪声。

根据捷联式惯性导航系统理论^[14-15],四元数的微分方程表达式为:

$$\dot{\mathbf{q}}_k = \frac{1}{2}\mathbf{q}_k \circ \mathbf{w}_{nb}^b \quad (9)$$

式中: \mathbf{w}_{nb}^b 表示 b 系下 b 系相对于 n 系的三轴陀螺仪实时角速度;符号“ \circ ”表示四元数乘法。将式(9)转换为矩阵形式:

$$\dot{\mathbf{q}}_k = \frac{1}{2}\mathbf{\Omega}_{nb}^b \circ \mathbf{q}_k \quad (10)$$

式中: $\mathbf{\Omega}_{nb}^b$ 为 b 系相对于 n 系的角速度矩阵。

$$\mathbf{\Omega}_{nb}^b = \begin{bmatrix} 0 & -w_{nbx}^b & -w_{nby}^b & -w_{nbz}^b \\ w_{nbx}^b & 0 & -w_{nbz}^b & w_{nby}^b \\ w_{nby}^b & -w_{nbz}^b & 0 & -w_{nbx}^b \\ w_{nbz}^b & -w_{nby}^b & w_{nbx}^b & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

采用毕卡逐次逼近法^[16],取有限项,得四元数一阶近似求解算法:

$$\hat{\mathbf{q}}_k^- = \left(\frac{1}{2}\mathbf{\Omega}_{nb}^b \Delta t + \mathbf{I} \right) \hat{\mathbf{q}}_{k-1} \quad (12)$$

记状态方程中的雅克比矩阵:

$$\mathbf{A}_k = \frac{1}{2}\mathbf{\Omega}_{nb}^b \Delta t + \mathbf{I} \quad (13)$$

式中: Δt 为采样时间。式(12)给出了系统的先验估计,因此系统状态 $\hat{\mathbf{q}}_k^-$ 上标有“-”,“-”表示系统实际状态未知,卡尔曼滤波器提供了一个估计。

先验噪声均方误差为:

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{B}_{k-1}^T \quad (14)$$

式中: \mathbf{P}_{k-1} 为前一次滤波迭代的后验噪声均方误差(见式(19)); \mathbf{Q}_{k-1} 为系统噪声方差。

加速度计的量测数据用来修正系统状态。 n 系下,加速度计水平静止摆放时,三轴加速度用向量表示为 $[a_x \ a_y \ a_z]^T = [0 \ 0 \ 1]^T$,结合式(4)计算的坐标转换矩阵可得量测预测矩阵。

$$\mathbf{h}(\hat{\mathbf{q}}_k^-) = \mathbf{C}_n^b \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2q_1q_3 - 2q_0q_2 \\ 2q_0q_1 + 2q_2q_3 \\ q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

进而对 $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{q}}_k^-)$ 中每一个自变量求一阶偏导数,得量测方程中的雅克比矩阵。

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{h}(\hat{\mathbf{q}}_k^-)}{\partial \hat{\mathbf{q}}_k^-} = \begin{bmatrix} -2q_2 & 2q_3 & -2q_0 & 2q_1 \\ 2q_1 & 2q_0 & 2q_3 & 2q_2 \\ 2q_0 & -2q_1 & -2q_2 & 2q_3 \end{bmatrix} \quad (16)$$

由式(14)和(16)得卡尔曼增益:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (17)$$

式中: \mathbf{R}_k 为量测噪声方差,来源于加速度计噪声。

式(12)是使用陀螺仪数据来更新位姿的先验估计公式,得到先验估计 $\hat{\mathbf{q}}_k^-$ 。可将后验估计公式写成“预测+校正”的形式。

$$\hat{\mathbf{q}}_k = \hat{\mathbf{q}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{q}}_k^-)) \quad (18)$$

式中: $\hat{\mathbf{q}}_k$ 为状态估计,又称为后验估计; \mathbf{z}_k 为实际量测,由加速度计测量得到;将实际量测与量测预测之间的残差 $\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{q}}_k^-)$ 称为第 k 次量测获得的新息。通过新息对先验估计进行校正得到后验估计。卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 作为新息的权重系数发挥校正作用。

最后,计算“后验”误差均方误差 \mathbf{P}_k ,用于后续的滤波迭代。

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \quad (19)$$

式(12)、(14)、(17)~(19)构成了EKF算法的基本方程。EKF算法模型如图2所示。

从图2可以看出,EKF滤波算法有两个计算回路:滤波计算回路和增益计算回路。其中,增益计算回路是独立计算回路,计算得到卡尔曼增益 \mathbf{K}_k , \mathbf{K}_k 经过滤波计算

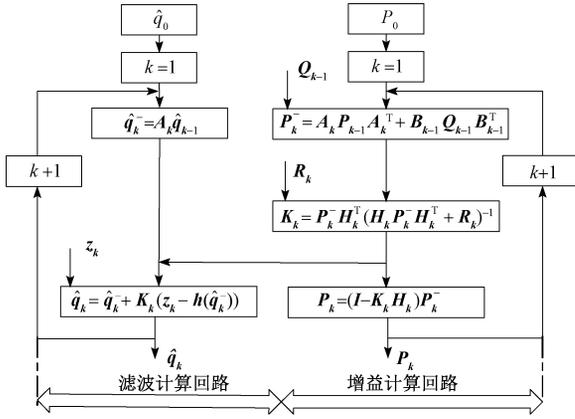


图2 拓展卡尔曼滤波算法模型

Fig.2 EKF algorithm model

回路控制新息权重发挥校正作用。算法通过给定初值 \hat{q}_0 和 P_0 , 根据 k 时刻的测量 z_k , 从而递推计算得到 k 时刻的状态估计 \hat{q}_k , 然后进入下一次迭代过程, 如此反复。

此外, 在计算过程中, 表征旋转的四元数应该是规范化四元数, 即:

$$\| \mathbf{q} \| = \sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2} = 1 \quad (20)$$

由于计算误差等因素影响其规范化特性, 对其进行规范化处理为:

$$q_i = \frac{q_i}{\| \hat{\mathbf{q}}_k \|}, i = 0, 1, 2, 3 \quad (21)$$

2.2 改进的自适应拓展卡尔曼滤波算法

理论上, 只有在准确知道系统的结构参数和噪声统计特性参数的前提下, 通过 EKF 算法才能获得状态的最优估计。然而, 惯性导航系统中, 以上两类参数的获取或多或少会存在误差, 使算法精度降低, 严重还可能导致滤波发散。因此, 加入自适应滤波算法, 通过对量测噪声的两级自适应处理来提高算法精度, 保证系统滤波的稳定性。

在动态测量姿态的过程中, 由于载体并不处于匀速运动或静止状态, 加速度计输出中不可避免的引入了有害加速度, 严重影响了实际量测的精度。首先要降低有害加速度的影响, 设计第一级量测噪声方差阵 $\mathbf{R}_{1(k)}$ 为:

$$\mathbf{R}_{1(k)} = k_a (\| \mathbf{a} \| - 1) \mathbf{I}_{3 \times 3} \quad (22)$$

式中: k_a 为权重因子, 由试凑法确定, 若 k_a 取值过大会导致滤波发散, 取值过小则会导致滤波效果不明显; $\| \mathbf{a} \|$ 为 $k+1$ 时刻规范化加速度值, 仅有重力加速度情况下, $\| \mathbf{a} \| = 1$; $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 为单位矩阵。

当存在有害加速度时, $\| \mathbf{a} \|$ 值会发生变化, 致使 $\mathbf{R}_{1(k)}$ 值变大, 由式(17)、(18)可以看出此时卡尔曼增益 K_k 减小, 新息利用的少, 更相信先验估计。

继而由 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波 (SHAKF) 得第二级量测噪声方差阵 $\mathbf{R}_{2(k)}$ 为:

$$\mathbf{R}_{2(k)} = \left(1 - \frac{1}{k} \right) \mathbf{R}_{k-1} + \frac{1}{k} (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T) \quad (23)$$

SHAKF 的优点在于当实际量测噪声参数为定值时, 在估计有效和收敛的前提下, 随着时间的增长, 噪声参数的估计必定越来越准确^[17]。但 IMU 在动态测量过程中, 实际量测噪声参数会缓慢发生变化, 希望估计值也会随之改变, 因此提出指数渐消记忆加权平均方法。指数渐消记忆加权平均递推公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{y}_k = (1 - \beta_k) \mathbf{y}_{k-1} + \beta_k \mathbf{x}_k, & \mathbf{y}_0 \text{ 任意} \\ \beta_{k+1} = \frac{\beta_k}{\beta_k + b}, & \beta_1 = 1 \end{cases} \quad (24)$$

式中: \mathbf{x}_k 、 \mathbf{y}_k 分别为系统输入和输出; β_k 为加权系数; b 为渐消记忆因子, 一般取 $b = 0.9 \sim 0.999$ 。

根据递推关系可以看出陈旧数据的利用率以 b 的指数次方衰减, 从而提高了观测数据对实时估计数据的利用率。将式(23)中 $1/k$ 替换为 β_k 便得到指数渐消记忆 SHAKF, 即:

$$\mathbf{R}_{2(k)} = (1 - \beta_k) \mathbf{R}_{k-1} + \beta_k (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T) \quad (25)$$

式(22)、(25)求和, 得量测噪声方差阵 \mathbf{R}_k 。

$$\mathbf{R}_k = k_a (\| \mathbf{a}_k \| - 1) \mathbf{I}_{3 \times 3} + (1 - \beta_k) \mathbf{R}_{k-1} + \beta_k (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T) \quad (26)$$

将量测方差阵 \mathbf{R}_k 代入 2.1 节的 EKF 算法模型中, 得自适应 EKF 改进算法。

3 实验与结果分析

3.1 实验条件

本文使用由 MEMS 组成的 6 轴 IMU, 采样频率为 20 Hz。实验将 IMU 固定在机器臂末端, 以机器臂为发生装置, 通过上位机实时采集姿态数据。分别在 IMU 和光学平台上粘贴一定数量的参考点标, 双目相机以 60 Hz 的采样频率获取 IMU 姿态信息作为实验标准值, 光学平台上的参考点标作为采集过程中的刚体运动补偿。姿态测量系统组成如图 3 所示。

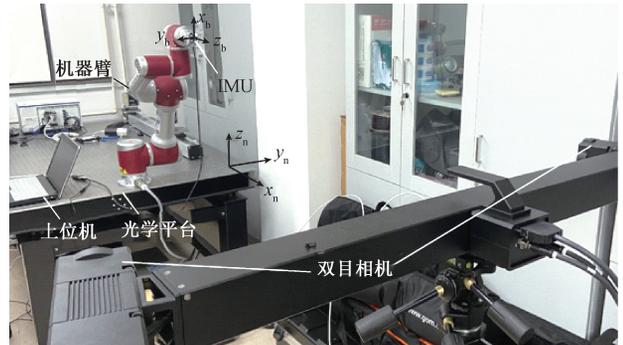


图3 姿态测量系统组成

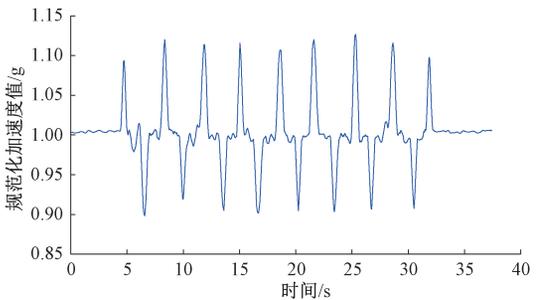
Fig.3 Composition of the attitude measurement system

3.2 实验结果分析

为验证算法有效性,考虑到实验测量过程存在以下限制:1)因为双目相机需通过识别参考点标(一般3个以上)才能准确获得数据,所以机器臂摆动幅度不宜过大(经试验,0°~50°双目相机无法采集到数据);2)当 pitch 角运动到 90°时,用欧拉角表示为奇异点位置,应避免;3)6 轴 IMU 融合并不能得到准确的偏航角(yaw),加速度计只能修正俯仰角(pitch)和横滚角(roll)。因此,针对 pitch 和 roll 的测量设计实验,角度测量范围取 50°~80°。

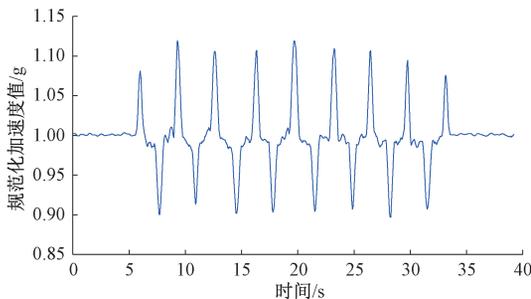
实验通过示教器离线编程,控制机器臂第 2、4 轴与 y_n 平行,第 6 轴与 x_n 平行、坐标轴 y_n 和 y_b 平行,绕机器臂第 2 轴转动的角度即为 pitch。保持机器臂的轴不变,顺时针旋转机器臂末端法兰 90°,此时,绕机器臂第 2 轴转动的角度为 roll。记录获得的陀螺仪、加速度计输出数据,对采集到的加速度计信号数据进行 5 窗口的滑动窗口滤波,减少加速度计自身的低频噪声,使输出曲线更平滑。单次实验重复 8 个周期,为直观表示测量结果,测量值均采用欧拉角表示。

图 4 所示为在测量 pitch 和 roll 的过程中 $\|a\|$ 值的变化情况,由于运动过程中有害加速度的影响, $\|a\|$ 值在 1 的上下呈现周期变化趋势,变化区间为 [0.9, 1.12]。又因为在有害加速度大小相同前提下,测量的角度越接近 90°,对角度值影响越大,所以分别对 $\|a\| > 1$ 、 $\|a\| < 1$ 两种情况的量测噪声方差阵设定不同的权重因子来提高实际量测的精度。



(a) 测量俯仰角时规范化加速度值变化

(a) Change of normalized acceleration value when pitch is measured



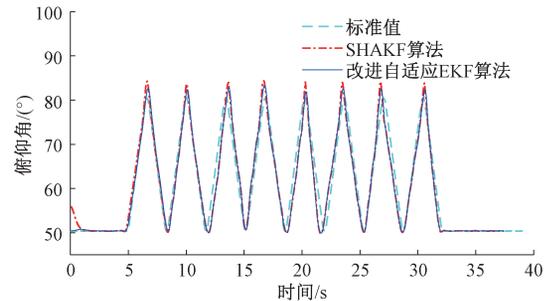
(b) 测量横滚角时规范化加速度值变化

(b) Change of normalized acceleration value when roll is measured

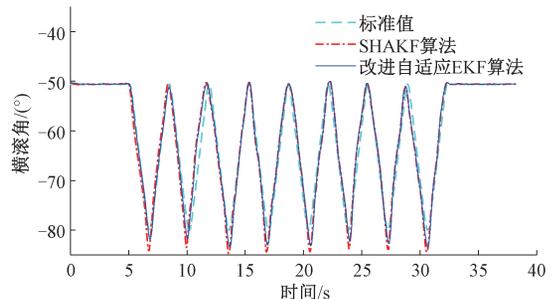
图 4 测量姿态角时规范化加速度值变化

Fig.4 Changes of normalized acceleration value when attitude angles are measured

图 5 所示为两种算法计算出的 pitch 和 roll 同标准值的比较情况,其中自适应 EKF 改进算法为本文算法,SHAKF 算法为文献[9]中的算法。从图 5 中可以看出两种算法均能实现对姿态角跟踪的目的。随着迭代次数的增加,卡尔曼滤波跟踪性能会越来越越好。到达第 2 周期后,两种算法曲线几乎重合,在有害加速度影响的峰高、峰谷状态存在较大误差。其中,每次循环到达峰高时误差最大,这与图 4 的分析结果保持一致。



(a) 俯仰角测量曲线
(a) Pitch measurement curve



(b) 横滚角测量曲线
(b) Roll measurement curve

图 5 两种算法计算的角度值同标准值比较

Fig.5 Comparison of the angle values calculated by two algorithms with the standard values

从图 6 所示两种算法峰高、峰谷绝对误差比较可以看出,峰高时的绝对误差比峰谷时的绝对误差高出一个数量级。峰高时,本文算法对有害加速度有很好的抑制作用,绝对误差明显小于 SHAKF 算法。峰谷时,抑制作用减弱,到达 7 次中有 5 次绝对误差小于 SHAKF 算法,说明本文算法依然有效。

基于图 5 中 pitch 和 roll 的标准值和算法数据结果,表 1 和 2 所示分别列出了机器臂动态运动过程中两种算法峰高、峰谷状态的特征统计情况。从表 1、2 中可以看出,峰高、峰谷时本文算法均值更接近标准值。其中,峰高时 pitch 和 roll 的平均绝对误差分别降低了 50% 和 36.43%;由于第 1 次到达峰谷时两算法的绝对误差差距较大,影响平均值,固舍去。峰谷时取后 6 次计算 pitch 和 roll 的平均绝对误差,其分别降低了 14.28% 和 19.44%。

综上所述,在机器臂动态姿态测量过程中,本文算法有效降低了有害加速度对融合后姿态角的影响,优于文献[9]中算法,具有更高的姿态测量精度。

4 结 论

本文提出了一种基于自适应 EKF 的姿态测量改进算法。该算法以拓展卡尔曼滤波模型为基本框架,对陀螺仪和加速度计输出数据进行了数据融合,通过对量测噪声的两级自适应处理来提高算法精度。首先,针对不同范围内的 $\|a\|$ 值,对第 1 级量测噪声协方差阵设置了不同的权重因子,降低有害加速度影响;其次,提出了指数渐消记忆加权平均方法,结合 SHAKF 得到第 2 级量测噪声方差阵,实时跟踪加速度计噪声参数变化;最后,通过实验和仿真,以双目相机测量得到的角度值为标准,将该算法同 SHAKF 算法进行对比。结果表明,在机器臂动态姿态测量过程中,本文算法具有较好的鲁棒性,能有效提高姿态测量精度。

本文算法没有对偏航角进行数据融合,增加磁力计对偏航角进行数据融合可以实现全姿态测量。同时,使用光纤陀螺仪和石英挠性加速度计可以进一步提高姿态测量精度,这将是下一步的研究重点。

参考文献

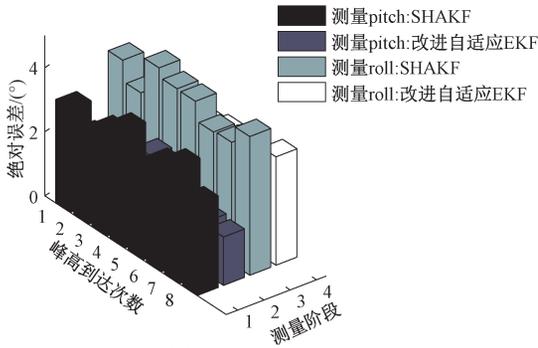
[1] 陆艺,于丽梅,郭斌.基于封闭尺寸链的工业机器人结构参数标定[J].仪器仪表学报,2018,39(2):38-46.
 LU Y, YU L M, GUO B. Calibration of industrial robot structure parameters based on closed dimensional chain[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(2):38-46.

[2] 刘柏灵.基于在线姿态测控系统的工业机器人定位精度优化[D].天津:天津大学,2016.
 LIU B L. Research on improving the accuracy of industrial robot based on online pose measurement system[D]. Tianjin: Tianjin University, 2016.

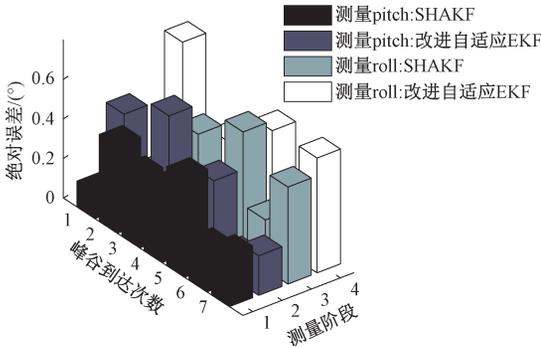
[3] 李汉舟.基于激光捷联惯导的实时高精度动态姿态测量系统研究[D].西安:西北工业大学,2015.
 LI H ZH. Real time and high precision dynamic attitude measurement system based on LINS [D]. Xi' an: Northwestern Polytechnical University, 2015.

[4] 董春梅,任顺清,陈希军,等.一种激光陀螺捷联惯性导航系统级标定方法[J].兵工学报,2019,40(8):1618-1626.
 DONG CH M, REN SH Q, CHEN X J, et al. A system-level calibration method for laser gyro SINS [J]. Acta Armamentarii. 2019,40(8):1618-1626.

[5] 史露强,何恰刚,罗旗舞,等.基于传感器数据融合的倾斜角度测量方法研究[J].仪器仪表学报,2017,



(a) 峰高值的绝对误差
 (a) Absolute error at peak height



(b) 峰谷值的绝对误差
 (b) Absolute error at peak valley

图 6 两种算法峰高、峰谷值的绝对误差比较

Fig.6 Comparison of the absolute errors at the peak height and peak valley values between two algorithms

表 1 峰高时两种算法性能比较

Table 1 Comparison of the performance of the two algorithms at peak height (°)

| 参数 | 标准值 | | SHAKF 算法 | | 自适应 EKF 改进算法 | |
|--------|-------|--------|----------|--------|--------------|--------|
| | Pitch | Roll | Pitch | Roll | Pitch | Roll |
| 均值 | 80.47 | -80.09 | 83.61 | -84.18 | 82.04 | -82.69 |
| 平均绝对误差 | — | — | 3.14 | 4.09 | 1.57 | 2.6 |

表 2 峰谷时两种算法性能比较

Table 2 Comparison of the performance of the two algorithms at peak valley (°)

| 参数 | 标准值 | | SHAKF 算法 | | 自适应 EKF 改进算法 | |
|--------|-------|--------|----------|--------|--------------|--------|
| | Pitch | Roll | Pitch | Roll | Pitch | Roll |
| 均值 | 50.41 | -50.58 | 50.19 | -50.43 | 50.39 | -50.59 |
| 平均绝对误差 | — | — | 0.35 | 0.36 | 0.30 | 0.29 |

- 38(7):1683-1689.
- SHI L Q, HE Y G, LUO Q W, et al. Research on the measurement method of tilt angle based on sensor data fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7):1683-1689.
- [6] 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]. Instrumentation & Measurement IEEE Transactions on, 2013, 62(3):590-598.
- [7] YUN X, LIZARRAGA M, BACHMANN E R, et al. An improved quaternion-based Kalman filter for real-time tracking of rigid body orientation [C]. 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003:1074-1079.
- [8] MADGWICK S O H, HARRISON A J L, VAIDYANATHAN A. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm [C]. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2011:1-7.
- [9] 梁松,徐晓苏,黄永亮. Sage_Husa 自适应滤波算法在捷联组合导航系统中的应用[J].测试技术学报,2011,25(4):327-331.
- LIANG S, XU X S, HUANG Y L. Application of Sage_Husa adaptive filter to integrated navigation system [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2011, 25(4):327-331.
- [10] 张泽宇.基于多MEMS传感器的姿态更新与数据融合算法的设计与实现[D].南京:东南大学,2017.
- ZHANG Z Y. The arithmetic of attitude computation and data fusion based on MEMS sensors [D]. Nanjing: Southeast University, 2017.
- [11] 汪俊,许胜强,程楠,等.基于多传感器的运动姿态测量算法[J].计算机系统应用,2015,24(9):134-139.
- WANG J, XU SH Q, CHENG N, et al. Orientation estimation algorithm for motion based on multi-sensor [J]. Computer Systems & Applications, 2015, 24(9):134-139.
- [12] 刘晓光,胡静涛,王鹤.基于自适应 H_{∞} 滤波的组合导航方法研究[J].仪器仪表学报,2014,35(5):1013-1021.
- LIU X G, HU J T, WANG H. Research on integrated navigation method based on adaptive H_{∞} filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5):1013-1021.
- [13] 朱朔凌,毛建旭,王耀南,等.基于惯性导航角度补偿的室内激光SLAM方法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(3):1-7.
- ZHU S L, MAO J X, WANG Y N, et al. Indoor laser SLAM method based on inertial navigation angle compensation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(3):1-7.
- [14] 李魁,高鹏宇.混合式惯导系统自标定技术研究[J].仪器仪表学报,2019,40(4):9-17.
- LI K, GAO P Y. Research on self-calibration technique for hybrid inertial navigation system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(4):9-17.
- [15] 秦永元,张洪钺,汪叔华.卡尔曼滤波与组合导航原理[M].西安:西北工业大学出版社,2015.
- QIN Y Y, ZHANG H Y, WANG SH H. Kalman filter and integrated navigation principle [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2015.
- [16] 张燕,陈星阳.导弹姿态矩阵更新算法推导和仿真验证[J].四川兵工学报,2013,34(8):26-29.
- ZHANG Y, CHEN X Y. Derivation and simulation validating for attitude matrix updating algorithms for missiles [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2013, 34(8):26-29.
- [17] 张朝飞,罗建军,龚柏春,等.一种复杂多介质环境下的视觉/惯性自适应组合导航方法[J].中国惯性技术学报,2016,24(2):190-195.
- ZHANG CH F, LUO J J, GONG B CH, et al. Adaptive integrated navigation method of visual positioning/INS in complex multi-medium environment [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(2):190-195.

作者简介



班朝,2017年于安徽科技学院获得学士学位,现为中国计量大学硕士研究生,主要研究方向为惯性导航、机器人。

E-mail:joahban@163.com

Ban Zhao received his B.Sc. degree in 2017 from Anhui Science and Technology University. Now, he is a M.Sc. candidate in China Jiliang University. His main research interests include inertial navigation and robot.



任国营(通信作者),2002年于中国矿业大学获得学士学位,2005年于中国计量科学研究院获得硕士学位,现为中国计量科学研究院副研究员,主要研究方向为长度计量,工业机器人测试方法。

Email:rengy@nim.ac.cn

Ren Guoying (Corresponding author) received his B.Sc. degree in 2002 from China University of Mining and Technology, and received his M.Sc. degree in 2005 from National Institute of Metrology (NIM). Now, he is an associate research fellow at NIM. His main research interests include length metrology, industrial robot test technology.