

# 基于 Mahony-EKF 算法的手臂运动姿态测量系统

王怡苗 夏振华

(长江大学电信学院 荆州 434000)

**摘要:**针对传统姿态解算方法效率迟缓、精度低下及稳定性差等问题,提出一种基于 Mahony 和扩展卡尔曼(EKF)相融合的算法,并开发出一种新型人体手臂姿态测量系统。首先,通过 STM32 微处理器采集 MEMS 传感器测得的数据,借助 Mahony 滤波器解算加速度计、磁力计和陀螺仪的数据,以此得到初步姿态四元数。其次,将初步姿态四元数作为 EKF 量测值,依据非重力加速度调节量测噪声协方差矩阵。然后,根据陀螺仪测得的角速度信息建立 EKF 状态方程,通过 EKF 滤波更新状态,获取解算融合后的手臂姿态数据。最后,将数据发送到上位机,通过上位机软件实时监测姿态角数据,再构建三维模型实时还原手臂的运动状态。经实验验证,应用 EKF 算法矫正 Mahony 滤波解算出的姿态数据,不仅可以使误差减小到  $0.5^\circ$ 、消除超调量和降低噪声干扰,还能有效克服传统姿态解算方法中需要大量数据集和计算时间长问题,从而抑制了随机波动,提高姿态解算精度。

**关键词:** MEMS; EKF; Mahony; 融合算法; 姿态测量

**中图分类号:** TN2      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 520.604

## Mahony-EKF algorithm-basing on arm motion attitude measurement system

Wang Yimiao Xia Zhenhua

(School of Electronics & Information, Yangtze University, Jingzhou 434000, China)

**Abstract:** To address the issues of slow efficiency, low accuracy, and poor robustness associated with traditional posture estimation techniques, we propose an algorithm based on Mahony-EKF fusion and develop a new human arm posture estimation technique. First, collect the data measured by MEMS sensors using an STM32 microprocessor, and solve the accelerometer, magnetometer and gyroscope data using the Mahony filter to obtain the preliminary quaternion of body attitude. Next, based on the non-gravitational acceleration, the preliminary quaternion is used as the EKF measurement and adjust the measurement matrix of noise. Then the EKF state equation is established based on the angular velocity information measured by the gyroscope, and the state is updated by EKF filtering to obtain the solved and fused attitude data of the arm. Finally, the data are sent to the host computer, the angle data of attitude are monitored in real time by the software itself and the motion state of the arm is restored in real-time by constructing the 3D model. After the experimental verification, utilize the EKF algorithm to correct the attitude data solved by Mahony filtering which can not only reduce the error to  $0.5^\circ$ , eliminate the overshoot and reduce the noise interference but also effectively overcome the problem of requiring a large number of data sets and long computation time in the traditional methods, to suppress the random fluctuation and improve the accuracies.

**Keywords:** MEMS; EKF; Mahony; fusion algorithm; attitude measurement

### 0 引言

人体关节角度检测在康复医疗、体育运动、实时监护等领域都有着极高的实际应用价值<sup>[1]</sup>。在康复医疗领域,

测量关节极限角度可以为医生的临床诊断和患者的康复评估提供重要数据依据<sup>[2]</sup>;在体育运动领域,捕捉分析关节运动规律有利于为运动员的训练方法提供科学参考<sup>[3]</sup>;在实时监护领域,获取关节运动信息有助于对老年人的运

动姿态进行实时监测,降低跌倒风险<sup>[4]</sup>。

随着微电子和数字摄像技术的不断进步,人体关节姿态检测技术也在逐步发展。吴腾飞<sup>[5]</sup>使用光学式捕捉人体肩关节运动,在医疗检测领域无创地确定患者肩关节运动状态。但在动作捕获系统中较少采用光学传感器进行测量,且成本较高,系统后期处理的工作量较大,低成本设备难以达到有效精度。而现如今随着 MEMS 惯性传感器的发展,以及嵌入式技术和无线传感器网络技术的日渐成熟,使用 MEMS 惯性传感器对人体运动进行检测和识别得以实现。相比于传统光学式运动捕捉系统, MEMS 惯性传感器具有成本低廉、功耗较小和实时性强等优点。

卢涛等<sup>[6]</sup>基于加速度计、陀螺仪和磁力计对人体姿态捕捉和检测系统进行了研究,使用双姿态传感器估算得到姿态信息,并应用到关节运动角度测量中。但其在运动过程中受线性加速度的影响,估算精度不高。Dowling 等<sup>[7]</sup>使用 MEMS 惯性传感器监测和识别膝关节前十字初带的损伤,但该系统在捕获人体复杂运动方面表现欠缺。然而,由于 MEMS 制造工艺等因素的限制, MEMS 陀螺仪存在漂移噪声,会使角速度积分得到的姿态角存在较大累积误差,不能长时间使用。此外,在动态情况下加速度计和磁力计易受到非重力加速度和周围磁场等因素的影响,动态性能差。因此,为了提高姿态解算精度,需要对 MEMS 传感器进行建模和滤波。常用的滤波算法有 Mahony 滤波、扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)、容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)和梯度下降法等。EKF 只考虑了泰勒级数的一阶近似,及反应迟缓等缺点。Khamseh 等<sup>[8]</sup>应用 UKF 进行姿态解算,其收敛速度、估计精度及稳定性都要高于 EKF。Qiu 等<sup>[9]</sup>、王鑫等<sup>[10]</sup>使用 CKF 计算无人机的姿态,CKF 的估计方差值比 UKF 小,有效提高了测量精度。但 UKF 和 CKF 的计算量太大,不能适用于以 STM32 微控制器为主控芯片的姿态解算系统。

以上滤波算法皆有其局限性,不能高效融合各个类型传感器数据。由于 Mahony 算法能有效滤除信号中加速度计的高频噪声和陀螺仪的低频噪声,增强了数据准确性,但不能适用于非线性系统;而 EKF 能较好解决非线性系统滤波问题,但无法除去非重力加速度噪声,导致解算精度下降。因此本文提出了一种基于 MEMS 九轴传感器(加速度计、陀螺仪和磁力计),将 EKF 和 Mahony 滤波算法融合的手臂姿态测量系统。融合算法中以陀螺仪输出的角速度为主,依据磁力计信息和加速度计结果对陀螺仪角速度进行校正,再以 Mahony 滤波器解算后的结果作为 EKF 滤波器的量测值,以此提高 EKF 滤波器的量测值精度。该算法对多个传感器数据进行融合,提高了姿态解算精度,得到了更接近实际状态下的手臂关节角度信息。

### 1 运动检测模块设计

测量系统主要分为两个部分:1)基于 MEMS 惯性传

感器和 MCU 的手臂运动检测模块,分别安装在人体的上臂和下臂,用于获取人体手臂运动过程中的姿态角;2)基于 PC 的上位机软件,用于接收测量节点传输的姿态角数据。优化姿态数据,并有机结合 3D 人体手臂模型实时模拟显示手臂的运动姿态。

#### 1.1 MCU 硬件设计

由于上臂与前臂的关节角需要同时测量,因此本系统最终采用设置主从机的方案。使用 MEMS 惯性传感器实时采集手臂运动过程中的加速度、磁场和角速度信息,将主从机分别固定于上臂与前臂,从机将解算后的姿态信息以欧拉角的形式通过 UART 传输给主机,由于手臂姿态跟踪采用不间断的实时运动检测,需满足传输数据采集的要求,同时应保证运动肢体不受限,因此本文加入了 ESP-01S 无线网络通信代替串口通信,通过无线传感单元完成惯性测量单元、处理器及 PC 上位机之间的通信。

在设备选取方面,系统主从机硬件由两块相同的测量节点组成。节点原理图、PCB 使用同一 Altium 工程,采用 STM32F405RGT6 为主控芯片,配合 ICM20602 型 MEMS 传感器(包括三轴陀螺仪和三轴加速度计)、AK8975 三轴磁力计、ESP-01S 无线网络通信传输等模块进行人体手臂运动姿态的测量。其中,陀螺仪的量度选用±2 000 dps,陀螺仪测量数值可达到  $2^{16}/4\ 000^{\circ}$ ;加速度计的精度选用±8 g,测量数值精度可达到  $2^{16}/(16 \times 9.81)\text{ m/s}^2$ 。此外,将陀螺仪和加速度计集成在同一个 MEMS 传感器中,并将传感器焊接在主板作为板上元件,该方案有效减小了安装带来的误差。由于要保证能实时采集到数据, MEMS 传感器与 MCU 的通信协议选择 SPI。与速率在 100~400 Kbps 的 I<sup>2</sup>C 和速率最低的 UART 相比, SPI 的通信速率最高。在通信过程中, SPI 接口不需要进行寻址操作,且为全双工同步通信,有效缩短了通信时长。硬件整体框图如图 1 所示,运动检测模块如图 2 所示。

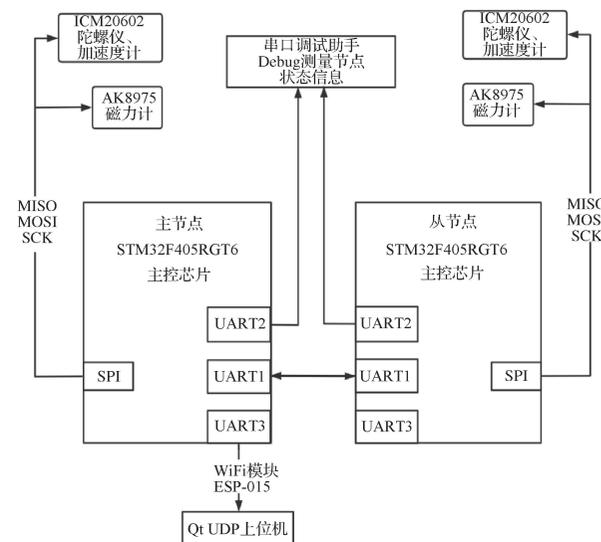


图 1 硬件框图

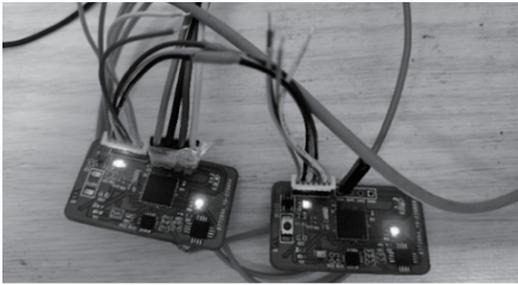


图2 运动检测模块实物

### 1.2 MCU 软件设计

MCU 软件设计流程如图 3 所示。首先,初始化外设和 MEMS 惯性传感器,待主从节点时序同步后主程序建立任务调度器并进入 while 循环,持续获取传感器数据进行预处理和姿态解算。其次,从机以一定频率发送姿态数据,主机对 pitch、roll 和 yaw 姿态角汇总计算,得出关节角度。最后,通过 WiFi 发送至上位机进行数据模拟。

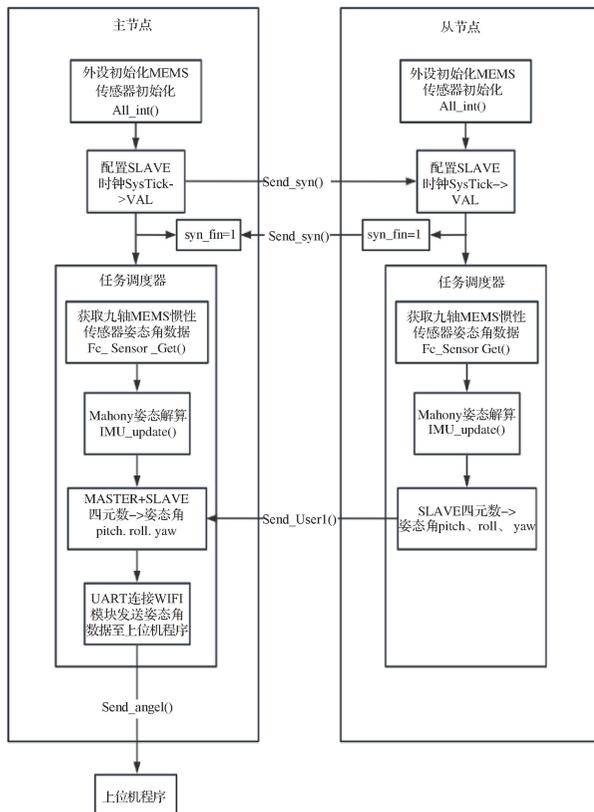


图3 MCU 软件框图

其中,为了保证主从节点数据采集的同步性,将从机设置为 1 Hz 的频率向主机发送同步信息,在主机接收到信息之后,MCU 才会进入任务调度器中,否则一直循环直至接收到从机的同步信号。此外,将主从机通信串口波特率设置为 500 000 bps,以实现主从节点高速率地同步时序和传输姿态信息。

## 2 Mahony 和 EKF 姿态融合解算算法

Mahony 算法主要是实现数据融合。该算法通过计算加速度计和磁力计的输出值与重力加速度和磁场强度之间的误差值,使用 PI 控制器将加速度误差值和地磁误差值反馈到陀螺仪数据,并对陀螺仪数据进行积分,从而得到当前姿态四元数的最优估计值。<sup>[11]</sup>

EKF 算法的量测值精度直接影响卡尔曼滤波器的滤波效果。由于无人机加速运动时,加速度计受到机体振动和非重力加速度的干扰<sup>[12]</sup>,测量误差很大,导致姿态解算精度下降。因此,加速度计和磁力计解算的姿态四元数不适合直接作为 EKF 的量测值。

因此,本文不直接使用加速度和磁场强度信息进行姿态解算,使用 Mahony 滤波器优化传感器采集到的数据,并构建成初步姿态四元数,以此作为 EKF 的量测值,从而建立系统量测方程。根据陀螺仪测量的角速度信息来建立 EKF 状态方程,计算出融合算法的姿态四元数,实现姿态数据的实时更新。使用加速度和磁场强度信息修正机体角速度,算法流程如图 4 所示。

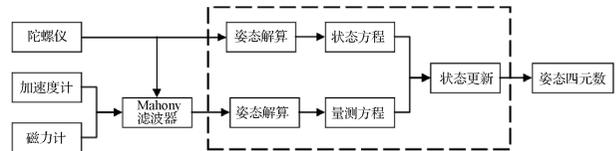


图4 Mahony 和 EKF 的融合算法框图

### 2.1 描述姿态的方法

姿态对应一个旋转,在数学中,姿态可以用旋转矩阵、轴角、欧拉角和四元数描述。欧拉角是描述姿态最直观的一种方式,但在姿态角为  $\pm 90^\circ$  时会出现自由度下降为 2 的情况,不符合研究标准,因此选用“四元数”描述姿态。

四元数是在四维描述姿态的方式,定义一个四元数,其中  $i, j, k$  分别表示虚数单位和 3 个正交的单位向量。

$$q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

四元数在数值上和轴角表示  $(u_x, u_y, u_z, \theta)$  有如下对应关系:

$$q_0 = \cos \frac{\theta}{2} \quad (2)$$

$$q_1 = u_x \sin \frac{\theta}{2} \quad (3)$$

$$q_2 = u_y \sin \frac{\theta}{2} \quad (4)$$

$$q_3 = u_z \sin \frac{\theta}{2} \quad (5)$$

Mahony 姿态解算算法以迭代思想为基础,即把上一

时刻的四元数值作为基准值,通过预测模型解算出当前时刻的四元数理论预测值,同时将IMU的测量值进行状态变换得到当前时刻姿态数据的实际测量值,将四元数预测值和量测值做补偿得到当前时刻较为精确的四元数值,依次递推。

该算法涉及到四元数与旋转矩阵、欧拉角的等效变换。由于 $\arctan$ 和 $\arcsin$ 的取值范围在 $-0.5\pi$ 和 $0.5\pi$ 之间,只有 $180^\circ$ ,而绕某个轴旋转时范围是 $360^\circ$ ,因此要使用 $\text{atan}^2$ 函数代替 $\arctan$ 函数。对于以绕 $z$ 、 $y$ 、 $x$ 轴的旋转次序, $q_0$ 、 $q_1$ 、 $q_2$ 、 $q_3$ 可以和欧拉角进行如下转换:

$$\text{roll} = \text{atan}^2(2(q_0q_1 + q_2q_3), 1 - 2(q_1^2 + q_2^2)) \quad (6)$$

$$\text{pitch} = \arcsin(2(q_0q_2 - q_1q_3)) \quad (7)$$

$$\text{yaw} = \text{atan}^2(2(q_0q_3 + q_1q_2), 1 - 2(q_2^2 + q_3^2)) \quad (8)$$

姿态解算算法中经常涉及到载体坐标系与惯性坐标系的相互转换。由惯性导航的理论可知,载体坐标系可看作惯性系由旋转得到,从载体坐标系 $G_b$ 转换到惯性坐标系 $G_R$ 的坐标变换矩阵如下:

$$\mathbf{c}_b^R = \begin{bmatrix} 1 - 2(q_2^2 + q_3^2) & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 1 - 2(q_1^2 + q_3^2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{bmatrix} \quad (9)$$

从惯性坐标系 $G_R$ 转换到载体坐标系 $G_b$ 的坐标变换矩阵如下:

$$\mathbf{c}_R^b = \begin{bmatrix} 1 - 2(q_2^2 + q_3^2) & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 1 - 2(q_1^2 + q_3^2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) & 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{bmatrix} \quad (10)$$

变换矩阵 $\mathbf{c}_b^R$ 与变换矩阵 $\mathbf{c}_R^b$ 互为转置矩阵。

## 2.2 加速度误差 $e_g$ 和地磁误差 $e_m$

加速度误差是理论重力加速度和实际重力加速度的向量偏差 $e_g$ 。MEMS惯性传感器测得的物理量是相对于惯性系的,需要将惯性系下坐标 $G_R$ 转换到载体坐标系 $G_b$ 。只需要左乘坐标变换矩阵 $\mathbf{c}_R^b$ ,使惯性系中的物理量转换到载体坐标系中,因此得到理论重力加速度 $\hat{\mathbf{v}}$ :

$$\hat{\mathbf{v}} = \mathbf{c}_R^b \mathbf{g} = (\mathbf{c}_R^b)^{-1} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} \quad (11)$$

利用加速度计测量出实际重力加速度向量 $\bar{\mathbf{v}}$ 。

考虑到向量外积 $\boldsymbol{\rho} = \bar{\mathbf{v}} \times \hat{\mathbf{v}}$ ,其模值大小与向量夹角呈正相关,故通过外积来得到向量方向差值 $\theta$ :

$$|\boldsymbol{\rho}| = |\bar{\mathbf{v}}| \cdot |\hat{\mathbf{v}}| \cdot \sin\theta \quad (12)$$

在进行叉乘运算前,应先将理论向量 $\hat{\mathbf{v}}$ 和实际向量 $\bar{\mathbf{v}}$ 单位化,故有:

$$|\boldsymbol{\rho}| = \sin\theta \quad (13)$$

考虑到实际情况中理论向量 $\hat{\mathbf{v}}$ 和实际向量 $\bar{\mathbf{v}}$ 偏差角

不会超过 $45^\circ$ ,而当 $-45^\circ \leq \theta \leq 45^\circ$ 时 $\sin\theta \approx \theta$ ,故上式可进一步简化为:

$$|\boldsymbol{\rho}| = \theta \quad (14)$$

因此,可由向量外积 $\boldsymbol{\rho}$ 求出向量方向差值 $\theta$ ,由此可求得 $e_g = \theta$ 。

地磁误差 $e_m$ 包含磁力计自身的误差和环境磁场的干扰。与加速度数据测量理论不同,测量装置的地磁向量的大小和方向在不同位置是变化的,因此需要依据磁力计测量值自身的数据 $M$ 确定理论地磁向量 $m$ 。由于磁力计测得的磁场向量在载体坐标系中,故该向量还需通过 $\mathbf{c}_b^R$ 矩阵变换到惯性坐标系 $G_R$ 中,再通过 $\mathbf{c}_R^b$ 矩阵变换回载体坐标系 $G_b$ ,通过计算得到理论地磁向量 $m$ 。最终计算出地磁误差 $e_m = M - m$ ,其中 $M$ 为磁力计的实际输出值, $m$ 为实际磁场强度值。

## 2.3 角速度误差补偿

角速度误差来源于零偏误差、标度因子误差、随机漂移误差和非正交安装误差。通过重力加速度与地磁量计算出了误差量 $e = e_g + e_m$ ,以Mahony算法为基础,通过PI控制器求出误差量为 $e$ 的角速度补偿量:

$$\delta_\omega = k_p(1 + k_i \cdot d_i)e \quad (15)$$

对角速度进行修正 $\Omega' = \Omega + \delta\Omega$ ,计算得到的 $\Omega'$ 修正值带上了系数 $\frac{1}{2}d_i$ , $d_i$ 设置为 $1 \mu\text{s}$ 。然后利用修正后的角速度值更新姿态四元数的估计值。

## 2.4 EKF滤波器设计

在构建EKF滤波器时,主要分成5个步骤,分别对应5个重要的公式模型。

1)状态预测方程:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \boldsymbol{\phi}_k |_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (16)$$

2)协方差预测方程:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{\phi}_k |_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\phi}_k^T |_{k-1} + \mathbf{Q} \quad (17)$$

3)卡尔曼增益计算:

$$\mathbf{K}_g = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T / (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}) \quad (18)$$

4)方差更新过程:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_g (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (19)$$

5)协方差更新过程:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_g \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (20)$$

根据欧拉角的一阶离散更新方程和欧拉角矩阵微分方程,建立EKF滤波状态方程:

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} \gamma_{k-1} \\ \theta_{k-1} \\ \psi_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & \sin\gamma_{k-1} \tan\theta_{k-1} & \cos\gamma_{k-1} \tan\theta_{k-1} \\ 0 & \cos\gamma_{k-1} & -\sin\gamma_{k-1} \\ 0 & \sin\gamma_{k-1} \sec\theta_{k-1} & \cos\gamma_{k-1} \sec\theta_{k-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_{x(k-1)} \\ \omega_{y(k-1)} \\ \omega_{z(k-1)} \end{bmatrix} T + \begin{bmatrix} \omega_{\gamma k} \\ \omega_{\theta k} \\ \omega_{\psi k} \end{bmatrix} \quad (21)$$

根据式(21)可得状态函数,对该函数在上一状态时刻的非线性部分进行泰勒级数展开,保留其一次项,省略高

阶项,从而得到系统的近似线性状态模型。然后用 KF 算法对结果进行滤波估计。其中,卡尔曼增益的计算需要依据先验误差协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵,以得到最佳的估计值。

此外,对欧拉角状态方程的非线性部分  $f(x_{k-1})$  经线

$$\phi_{k|k-1} = \begin{bmatrix} 1 + \frac{\sin\theta_{k-1}\cos\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}}\omega_{y(k-1)}T - \frac{\sin\gamma_{k-1}\sin\theta_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}}\omega_{z(k-1)}T & \frac{\sin\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{y(k-1)}T + \frac{\cos\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{z(k-1)}T & 0 \\ -\sin\gamma_{k-1}\omega_{y(k-1)}T - \cos\gamma_{k-1}\omega_{z(k-1)}T & 1 & 0 \\ \frac{\cos\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}}\omega_{y(k-1)}T - \frac{\sin\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}}\omega_{z(k-1)}T & \frac{\sin\gamma_{k-1}\sin\theta_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{y(k-1)}T + \frac{\cos\gamma_{k-1}\sin\theta_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{z(k-1)}T & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

根据四元数计算欧拉角可得到测量节点姿态。卡尔曼滤波通过不断迭代更新状态估计值,实现对系统状态的高精度估计。至此,主从机都实现了姿态解算的过程。

### 3 算法验证

实验前,在上电后的初始化阶段需将模块放置在水平面上,以保证准确的初始姿态。这个过程包括两块测量节点进行偏移量校正和主从机的时间同步。实验开始时,首先需要将系统置于静止状态下,并采集数据得到零漂数据。然后通过控制步进电机使系统进行来回转动  $30^\circ$ ,并采集相应的动态数据。最后在后续算法处理中将采集到的动态数据减去零漂数据。

#### 3.1 静态实验

模块静止时各个姿态角的滤波算法结果对比如图 5 所示。从图 5 可以看到,在融合 EKF 算法之前, Mahony 滤波解算的姿态角在模块静止时存在角度漂移现象,误差会随着时间累积,静态特性较差。但在融合 EKF 算法滤波之后,各个姿态角的精度得到显著提升,误差在  $0.5^\circ$  之内,并且消除了角度漂移现象。

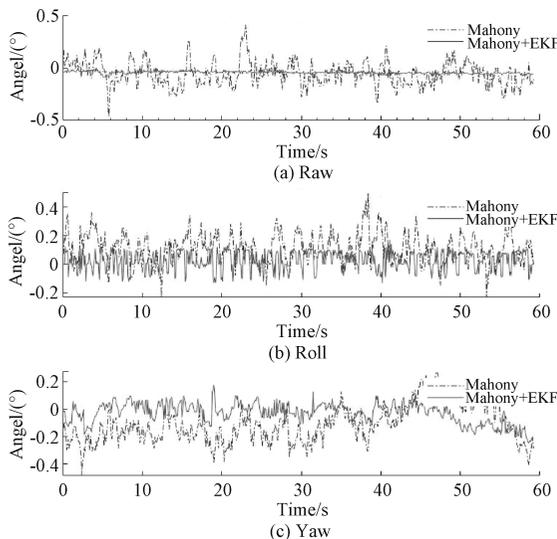


图 5 静态实验滤波结果对比

性化处理得到的雅可比矩阵(Jacobi matrix),再结合上一状态解算得到的欧拉角和噪声矩阵,最终得到 EKF 状态方程为:

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \phi_{k|k-1}\mathbf{X}_{k-1} + \tau\omega_k \quad (22)$$

其中:

$$\phi_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sin\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{y(k-1)}T + \frac{\cos\gamma_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{z(k-1)}T & 0 \\ 1 & 0 \\ \frac{\sin\gamma_{k-1}\sin\theta_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{y(k-1)}T + \frac{\cos\gamma_{k-1}\sin\theta_{k-1}}{\cos\theta_{k-1}^2}\omega_{z(k-1)}T & 1 \end{bmatrix}$$

#### 3.2 动态实验

模块运动时各个姿态角的滤波算法结果对比如图 6 所示。从图 6 可以看到,经过 Mahony 滤波后,解算结果的波动频率和噪声误差都有所减小,但存在一定的超调现象。而经过对 Mahony 滤波结果进行 EKF 修正后,解算结果的随机误差和波动幅度明显减小,且不存在超调现象。修正后的姿态解算结果曲线更加平滑,更能真实反映姿态的变化情况。

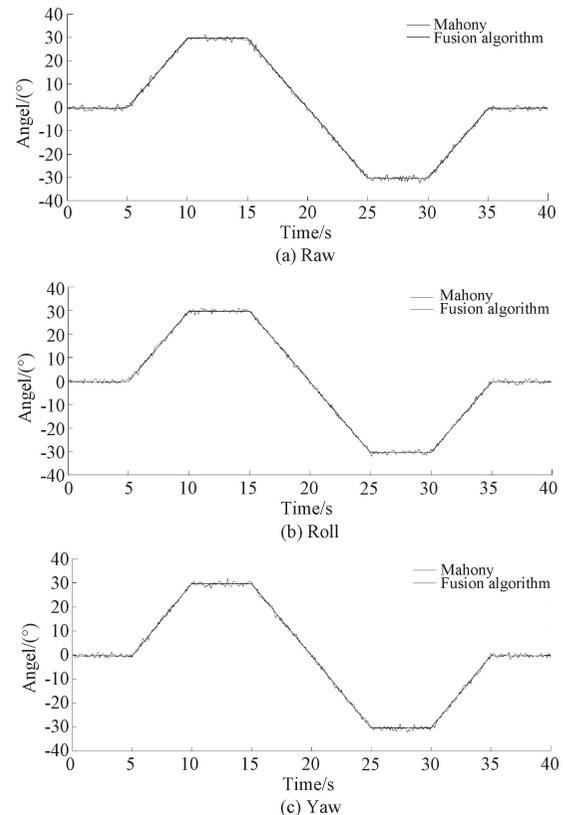


图 6 动态实验滤波结果对比

模块运动时各个姿态角的差值比较如图 7 所示。通过比较各个姿态角的方差数据可得,在稳态  $10\sim 15$  s 时间段内,相比于只进行 Mahony 滤波处理,结合 EKF 进行滤

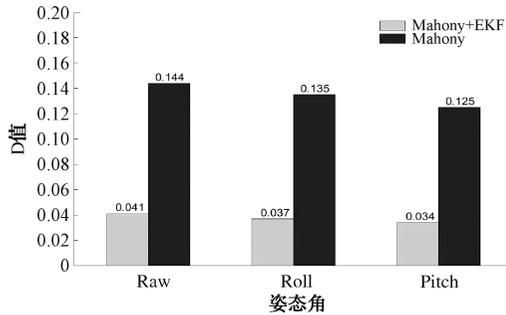


图7 差值比较

波处理能够有效提升数据解算的效果。在不同解算阶段

应用 EKF 的效果不同。由于在解算前期信号状态信息不完全,故在此阶段采用 EKF 比在解算后期的效果差。因此,在欧拉角结果上使用 EKF 可进一步降低解算误差和随机噪声的方差,减少姿态数据波动,并显著提高解算精度。

不同关节角速度时手臂弯曲测量数据结果如表 1 所示。由表 1 可得,随着手臂关节弯曲角速度的增加,前后臂姿态角的偏移角度误差不超过  $\pm 0.25\%$ ,标准差不超过  $0.89\%$ ,数据不存在明显的波动和偏差,证明关节弯曲角速度的变化对系统的稳定性影响可以忽略不计,进一步说明系统在考虑手臂弯曲的关节角速度下具有较好的稳定性。

表 1 不同关节角速度时手臂弯曲测量数据结果对比

(°)

	弯曲角速度 3°/s	弯曲角速度 5°/s	弯曲角速度 10°/s	弯曲角速度 15°/s	弯曲角速度 20°/s
前臂 pitch 偏移角度	0.78	0.81	0.86	0.91	0.95
后臂 pitch 偏移角度	0.79	0.83	0.85	0.89	0.92
前臂 yaw 偏移角度	0.85	0.89	0.92	0.97	1.03
后臂 yaw 偏移角度	0.81	0.86	0.94	0.99	1.04
前臂 roll 偏移角度	0.96	0.99	1.02	1.05	1.09
后臂 roll 偏移角度	0.93	0.97	1.04	1.07	1.11

#### 4 手臂姿态跟踪实验

手臂姿态跟踪实验部分结果如图 8 所示。在进行实验时,将姿态测量单元安装在靠近腕关节和肘关节 3 cm 处,并保持身体其他部位静止。此时,肩关节的位置可视为固定,作为位置原点时,IMU 测量单元的测量精确度最高<sup>[13]</sup>。系统开始运行时,中心节点接收两个姿态测量单元的姿态度解算数据,并打包处理后通过串口发送给计算机,计算机则进行解析分发,实时在上位机界面上呈现人体姿态跟踪结果。

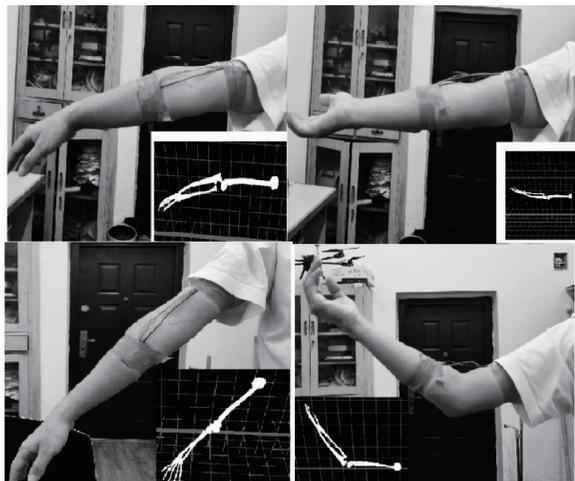


图 8 手臂姿态跟踪结果

表 2 修正前 pitch 姿态角测量数据与关节测量尺结果对比

(°)

前臂 pitch	测量角	偏移角度	后臂 pitch	测量角	偏移角度
0	-0.87	-0.87	0	-0.94	-0.94
30	28.46	-1.54	30	28.41	-1.59
60	58.23	-1.77	60	58.16	-1.84
90	87.39	-2.61	90	87.14	-2.86

表 3 修正前 yaw 姿态角测量数据与关节测量尺结果对比

(°)

前臂 pitch	测量角	偏移角度	后臂 pitch	测量角	偏移角度
0	-0.76	-0.76	0	-0.62	-0.62
45	43.12	-1.88	45	43.18	-1.82
90	88.27	-1.73	90	87.91	-2.09
140	138.25	-1.75	110	108.37	-1.63

表 4 修正前 roll 姿态角测量数据与关节测量尺结果对比

(°)

前臂 roll	测量角	偏移角度	后臂 roll	测量角	偏移角度
0	-2.43	-2.43	0	-1.51	-1.51
45	42.71	-2.29	15	13.82	-1.18
90	87.18	-2.82	30	27.49	-2.51
145	142.23	-2.77			
180	177.59	-2.41			

表 2~7 是手臂姿态跟踪对比实验数据结果。

由表5可知,测量过程中当手臂绕肘关节弯曲至上臂与前臂紧贴时(此时节点测量出的pitch接近90°),测量误差逐渐增大。这种误差源于3个方面:1)实验需要先将节点安装在手臂上,进行关节尺寸的测量,因此测量角度很容易出现误差;2)手臂的皮肤不平整可能导致载体坐标系发生偏移,从而影响测量结果;3)在pitch接近±90°时,其会达到极值,因此测量区间存在上限。

表5 修正后pitch姿态角测量数据与关节测量尺结果对比(°)

前臂 pitch	测量角	偏移 角度	后臂 pitch	测量角	偏移 角度
0	-0.52	-0.52	0	-0.47	-0.47
30	29.31	-0.69	30	29.23	-0.77
60	59.16	-0.84	60	59.19	-0.81
90	88.64	-1.36	90	88.49	-1.51

表6 修正后yaw姿态角测量数据与关节测量尺结果对比(°)

前臂 yaw	测量角	偏移 角度	后臂 yaw	测量角	偏移 角度
0	-0.41	-0.41	0	-0.32	-0.32
45	44.32	-0.68	45	44.43	-0.57
90	89.46	-0.54	90	88.57	-0.43
140	139.54	-0.46	110	109.42	-0.58

由表5和6可知,前臂的pitch角和yaw角的变化是由肘关节的屈伸活动所决定的,其活动范围为0°~140°。其中,pitch角和yaw角的比值由roll角决定。肩关节的前屈和后伸活动则决定了pitch角的范围为0°~135°,而内旋和外旋则决定了yaw角的活动范围为0~110°<sup>[14-15]</sup>。因为yaw姿态角和pitch姿态角都是由肘关节和肩关节的屈伸运动所决定,且yaw角不存在极值问题,所以yaw角在动态测量表现上要优于pitch角。可根据图8中手臂三维模型的运动来观察其与手臂姿态的基本一致性。

表7 修正后roll姿态角测量数据与关节测量尺结果对比(°)

前臂 roll	测量角	偏移 角度	后臂 roll	测量角	偏移 角度
0	-1.01	-1.01	0	-0.87	-0.87
45	43.96	-1.04	15	14.23	-0.77
90	88.72	-1.28	30	28.91	-1.09
145	143.94	-1.06			
180	178.42	-1.58			

由表7可知,roll姿态角的变化主要是由于人体肘关

节和肩关节的转动导致。因此,前臂的roll姿态角活动范围为0°~180°,而后臂的roll姿态角仅有0°~30°。

系统以1kHz的频率采集手臂的姿态数据,并且能够以500Hz的速度输出原始数据。主从机之间选择UART通信,波特率设置为500000bps,以实现主从节点高速率地同步时序和传输姿态信息。此外,检测装置和上位机之间采用了ESP-01S无线通信模块,支持标准IEEE802.11b/g/n协议,最高通信速率可达11Mbps,使得上位机界面能更快地接收姿态解算数据,同时系统也能更快地将执行结果反馈给上位机界面,从而增强了上位机界面手臂姿态跟踪的实时性能。

## 5 结论

本文设计了一种基于Mahony和EKF融合算法的双节点MEMS手臂姿态实时测量系统。建立了一个基于MEMS和MCU的硬件平台,可实时获取手臂动作捕捉;研究了Mahony和EKF融合算法,并应用于双节点MEMS姿态实时解算。通过融合多个传感器数据和抑制陀螺仪漂移,误差控制在0.5°以内;构建了手臂模型,并实现了手臂运动实时捕捉和三维跟踪模拟。

实验结果表明,本文提出的融合算法能够有效提高测量精度,解算过程输出光滑,姿态角动态误差小,可满足高精度手臂关节姿态解算的需求,实现实时手臂运动测量。

## 参考文献

- [1] SONG L C, YU G, YUAN J S, et al. Human pose estimation and its application to action recognition: A survey [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2021, 76: 103055.
- [2] 吴雪妍. MEMS驱动的中风患者上肢康复姿态角度追踪与识别方法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2021.
- [3] ZHANG X L, DUAN H J, ZHANG M, et al. Wrist MEMS sensor for movements recognition in ball games [C]. 2019 IEEE 9th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2019: 1663-1667.
- [4] HEILYM R, SERGIO A V, IGNACIO M, et al. Fall detection and activity recognition using human skeleton features [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 33532-33542.
- [5] 吴腾飞. 基于光学运动捕捉系统的人体肩关节运动学分析及肩肘节律研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2016.
- [6] 卢涛, 王勇, 肖飞云. 基于双姿态传感器的关节运动角度测量方法[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2021, 44(6): 738-742, 747.
- [7] DOWLING A V, FAVRE J, ANDRIACCHI T P.

- Inertial sensor-based feedback can reduce key risk metrics for anterics cruciate ligament injury during jump landings. [J]. American Journal of Sports Medicine, 2012, 40(5):1075-1083.
- [8] KHAMSEH B H, JANABI-SHARIFI F. UKF-based LQR control of a manipulating unmanned aerial vehicle[J]. Unmanned Systems, 2017, 5(3): 131-139.
- [9] QIU Z B, QIAN H M. Modified multiplicative quaternion cubature Kalman filter for attitude estimation [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2018, 32 ( 8 ): 1182-1190.
- [10] 王鑫,张丽杰. 基于自适应 CKF 的姿态数据融合算法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(3):11-15.
- [11] 于向怀,向政,孟祥涛. 基于 Mahony 算法的游泳运动姿态测量快速对准算法 [J]. 导航与控制, 2021, 20(3):17-25.
- [12] 刘洪剑,王耀南,谭建豪,等. 基于加速度变噪声 EKF 的无人机姿态融合算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3):333-341.
- [13] 陈晓,宋晓梅,张意华. 可穿戴运动捕捉系统[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(10):60-63.
- [14] MA C F, LIN C L, SAMUEL W O, et al. Continuous estimation of upper limb joint angle from sEMG signals based on SCA-LSTM deep learning approach [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 61:102024.
- [15] EL-GOHARY M, MCNAMES J. Human joint angle estimation with inertial sensors and validation with a robot arm [J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2015, 62(7):1759-1767.

#### 作者简介

王怡苗,本科生,主要研究方向为传感器融合算法和数据处理等。

E-mail:yim05@qq.com

夏振华(通信作者),博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向为智能控制、网络通道、物联网技术等。

E-mail:100855@yangtzeu.edu.cn