

用蚁群优化算法进行误差修正的手臂姿态跟踪的研究^①

张立国^② 张志福 金 梅^③ 赵金阁

(燕山大学电气工程学院 河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘要 为了提高人体手臂运动姿态跟踪的精度,提出了一种采用蚁群优化(ACO)算法修正误差的手臂姿态跟踪方法。该方法基于对姿态测量单元中加速度计的误差模型的分析,采用 ACO 算法进行误差模型参数拟合以修正加速度计的静态误差;应用卡尔曼滤波算法对 MEMS 加速度计、磁力计和陀螺仪数据进行数据融合,得到肢体姿态最优估计;采用了手臂肘关节的几何约束模型,对手臂姿态跟踪过程中因噪声扰动和肌肉变形产生的随机漂移误差进行补偿,得到手臂关节的正确位置估计。试验表明,该方法有效地降低了传感器噪声所引起的漂移,提高了位置测量的准确度和稳定性。

关键词 姿态跟踪, 蚁群优化(ACO)算法, 数据融合, 几何约束

0 引言

人体姿态跟踪有多种重要应用。通过对人体姿态的实时捕捉测量及数据的处理和分析,可以有效地实现诸如三维步态分析^[1]、人工假肢辅助制作和矫正、脊柱弯曲矫正测量等辅助诊断和治疗^[2-4]以及运动训练^[5]等。惯性跟踪系统由于受到偏差、零漂和外部干扰的影响,使用受到了限制。Tee 对加速度计的线性误差修正模型^[6],采用六位置测试法求解误差模型参数,但需要提供外部姿态参考,使用受到限制。Yun 和 Bachmann^[7]设计了基于四元素的扩展卡尔曼滤波算法,补偿了陀螺仪的漂移误差,得到了准确的载体姿态,但忽略了惯性坐标系到手臂坐标系之间的转换关系。Choukroun^[8]等人提出的改进的四元素 Kalman 滤波算法以一种新的思路对姿态的解算进行了阐述,但计算复杂,在资源较少、运算速度不高的嵌入式系统中实施起来有一定的困难。人体运动具有一定的几何约束,引入这些约束可以实现更好的运动跟踪效果。Zhang^[9]提出了分级的信息融合算法去估计人体姿态,在分析中

对人体骨骼进行了几何约束,为解决人体运动非线性问题,在信息融合过程中引入了粒子滤波算法。Hao^[10]和 Luinge^[2]通过人体手臂处在预先设定好的不同状态下的加速度信息和角速度信息得到载体传感坐标和肢体坐标之间的姿态关系。Zhou^[3]采用了由关节链接的骨骼模型跟踪人体姿态,通过坐标系间的变换得到手臂肘关节和腕关节间空间位置,通过约束关系运用拉格朗日最优化方法得到参考肩关节点的位置,该方法定位了关节位置,但在手臂翻转时不能得到相应的翻转角度。

本文给出了一种集三轴加速度计、陀螺仪和磁力计的手臂姿态跟踪系统。该系统首先通过对加速度计的误差模型进行分析,采用蚁群算法,即蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法,对误差模型参数拟合,得到最优的加速度值;通过卡尔曼滤波算法融合加速度计、磁力计测量的姿态角和陀螺仪输出角速度对时间积分得到的姿态角,得到最优的载体姿态估计^[11];通过手臂的骨骼约束计算肘节点、腕节点相对于肩部的位置,从而得到手臂位置信息,同时分析了手臂姿态的运动规律,根据肘关节在手

^① 河北省自然科学基金(F2015203392)和秦皇岛市科技计划(201502A043)资助项目。

^② 男,1978 年生,博士,副教授;研究方向:故障诊断,机器运动感知,虚拟现实;E-mail: zlgtime@163.com

^③ 通讯作者,E-mail: meijin297@126.com

(收稿日期:2015-03-04)

臂运动过程中的几何约束条件,消除随机干扰,得到更准确的手臂运动姿态。本研究通过人体三维模型应用实现了手臂的姿态跟踪与再现,验证了几何约束模型的有效性,对于姿态变化快、精度要求高的手势控制等有一定的参考价值。

1 加速度计误差校正

1.1 加速度计误差模型

整个系统由 2 个无线可穿戴式惯性测量单元 (IMU) 组成, 分别置于人体的上臂、下臂处。手臂在静止状态下, 运动加速度为 0, 由于误差的存在加速度计不能真实地反映重力加速度的轴向分量, 影响了姿态角的估计精度, 因而需要对其误差进行校正。加速度计由三个正交的单轴测量线性加速度, 最简单的加速度模型误差包括量化误差和零偏^[6], 如下式所示:

$$a_m(t) = Fa(t) + b \quad (1)$$

其中 $F \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为加速度计三轴输出的量化误差系数, b 为零偏。

三轴加速度计由于制造安装等原因, 加速度输出受到三轴之间非对准角的干扰, 如图 1 所示。

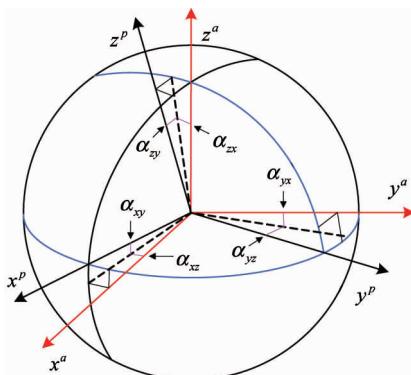


图 1 传感器坐标与微机电系统(MEMS)平台坐标
的三轴非对准角

加速度计误差模型可表示为

$$a_m(t) = F \cdot T_a^m \cdot a(t) + b \quad (2)$$

式中 $T_a^m = \begin{bmatrix} 1 & -t_{xy} & t_{xz} \\ t_{yx} & 1 & -t_{yz} \\ -t_{zx} & t_{zy} & 1 \end{bmatrix}$, 表示非对准误差矩阵。

将量化误差系数与非对准相乘, 简化误差模型, 模型方程可写为

$$a_m(t) = K_a^m a(t) + b, \quad K_a^m = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} & K_{13} \\ K_{21} & K_{22} & K_{23} \\ K_{31} & K_{32} & K_{33} \end{bmatrix} \quad (3)$$

假定重力加速度是固定矢量, 表征与理想加速度值 $1g$ 的偏差大小的目标函数如下^[12]:

$$L(a_m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (1 - \|a_m\|) \quad (4)$$

1.2 蚁群算法误差修正

通过蚁群算法(ACO 算法)对加速度计误差模型参数进行数据拟合, 蚁群算法根据群体中信息素大小指导蚂蚁运动, 从而得到待解决问题的最优解^[13]。蚁群算法寻找最优解的流程如图 2 所示。

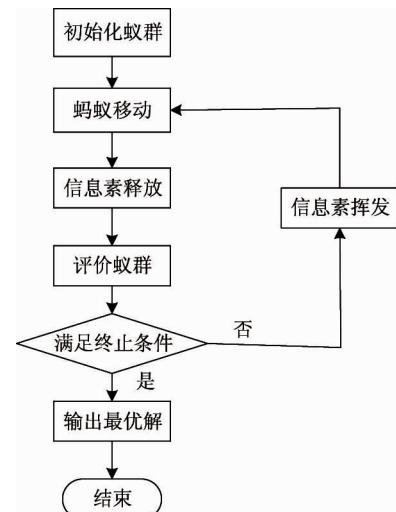


图 2 蚁群算法寻优流程图

蚁群算法对目标函数优化, 寻找自变量的最佳值, 步骤如下:

- (1) 定义蚁群个数为 $N = 100$, 根据自变量的范围及随机初始群体位置 $X_i(k) = (X_{i1}(k), X_{i2}(k), \dots, X_{i12}(k))$, 设目标函数值就为信息素大小;
- (2) 每只蚂蚁依据信息素的大小判断其是否移动及移动程度, 转移概率 P 为下一转移点函数值(即信息素)、最小函数值之差与最小函数值的比值, 若 P 大于某个随机数时, 进行全局搜索, 否则进行局部搜索;
- (3) 当原来值不是最优值时, 则蚂蚁向最优值

位置移动,同时更新当前点信息素: $\tau_i^k \leftarrow (1 - \rho) \tau_i^k + f_i$, 其中 f_i 为函数值。

(4) 对上述过程重复迭代,直至得到最优拟合参数或达到一定的迭代次数。

根据蚁群算法,式(3)中简化的误差模型方程表示如下

$$a_m(k) = \begin{bmatrix} X_{m1}(k) & X_{m2}(k) & X_{m3}(k) \\ X_{m4}(k) & X_{m5}(k) & X_{m6}(k) \\ X_{m7}(k) & X_{m8}(k) & X_{m9}(k) \end{bmatrix} a(k) \\ + \begin{bmatrix} X_{m10}(k) \\ X_{m11}(k) \\ X_{m12}(k) \end{bmatrix} \quad (5)$$

目标函数(式(4))为寻优过程的终止判别条件,当连续 10 次迭代的偏差大小目标函数值没有变化时,可认为得到最优的拟合参数。

拟合得到的最佳误差模型参数值为

$$\begin{bmatrix} a_{m,x} \\ a_{m,y} \\ a_{m,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.968 & 0.053 & -0.019 \\ -0.061 & 0.974 & 0.028 \\ 0.004 & -0.071 & 0.984 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} \\ - \begin{bmatrix} -4.643 \\ -10.455 \\ 33.356 \end{bmatrix} \quad (6)$$

通过对加速度计输出连续采样,采样点覆盖了加速度计旋转球面所有点,以保证参数估计的精度和准确性。加速度计理想输出为 1g,从图 3 与表 1

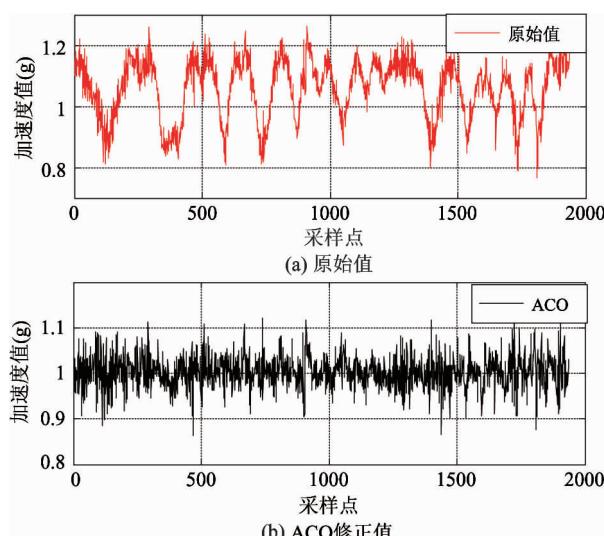


图 3 原始值与误差修正后的加速度幅值

表 1 重力加速度值修正前后幅值比较

修正方法	幅值的平均值性能比较		幅值的标准差比较	
	平均值 和原始值相比	方差 和原始相比		
原始值	1.056g	100%	0.094g	100%
ACO	1.002g	96.55%	0.029g	30%

对比分析可知,实际加速度计输出均值达到 1.06g,通过蚁群算法进行静态误差修正,修正后加速度值平均值为 1.002g,修正后加速度值方差为原始数据方差的 30%,误差修正效果明显。

2 手臂姿态跟踪

姿态测量单元的姿态信息通过欧拉角角度信息表示,通过对加速度计的误差模型进行分析,并修正加速度计的静态误差,可以得到更加准确的姿态信息。通过卡尔曼滤波估计得到固定于手臂上的姿态测量单元欧拉角^[11]。由各姿态测量单元的欧拉角可以得到手臂各关节的位置和姿态。

2.1 关节位置估计

便于姿态的分析,坐标系定义如下:

(1) 地理坐标系 $O_G X_G Y_G Z_G$, 也是参考坐标系,假定人体面向南站立, X 轴指向人体后背, Z 轴垂直指向地面, Y 轴根据右手定则指向左手一侧^[14]。人体为静止且身体处于自然状态,将肩部节点选作中心点,得到一个固定参考坐标系。

(2) 载体坐标系 $O_U X_U Y_U Z_U$ 、 $O_F X_F Y_F Z_F$ 分别为上臂、下臂的坐标系,固定于手臂上的传感器参考坐标与肢体的载体坐标重合。当手臂伸展手心向下时,定义 X 轴沿手臂向前方向, Y 轴垂直向下, Z 轴根据右手定则确定方向。如图 4 所示。

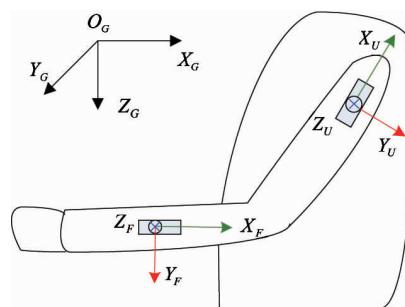


图 4 传感器坐标系和地理坐标系

在已定的载体坐标和地理坐标中,载体的姿态用相对于地理坐标系的转动角度来表示,即欧拉角。陀螺仪测量载体运动角速度,已知上一时刻的载体欧拉角,测得的角速度值对时间进行积分,可得到当前时刻的欧拉角,但在长时间内会存在累计误差。

同时姿态测量单元在静止状态下,加速度计测量得到的三轴加速度值分别为(a_x, a_y, a_z),我们可以得到姿态欧拉角的两个角:俯仰角 θ 和横滚角 ϕ ,如下式所示:

$$\theta = \arcsin a_x \quad (7)$$

$$\phi = \arctan(a_y/a_z) \quad (8)$$

磁力计测量载体所在环境中的地磁场分布,根据磁力计的磁场强度输出大小(m_x, m_y, m_z),可以得到载体的偏航角^[14]

$$\psi = \arctan(m_y/m_x) \quad (9)$$

通过静止状态下加速度计和磁力计测量得到的欧拉角补偿陀螺仪测量的累计误差,采用了卡尔曼滤波算法对角速度积分得到的欧拉角和静态测量得到的欧拉角进行数据融合,以陀螺仪测量得到的姿态角作为卡尔曼滤波器的状态观测方程,以加速度计和磁力计测量的姿态角作为状态更新方程。

定义 R_b^w 是一个 3×3 的旋转矩阵,与载体欧拉角关系如下:

$$R_b^w = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} c\theta c\psi & -c\phi s\psi + s\phi s\theta c\psi & s\phi s\psi + c\phi s\theta c\psi \\ c\theta s\psi & c\phi c\psi + s\phi s\theta s\psi & -s\phi c\psi + c\phi s\theta s\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (10)$$

表明姿态从传感器坐标系到地理坐标系的变换:

$$v^w = R_b^w v^b \quad (11)$$

其中 v^w 和 v^b 分别表示地理坐标系和传感器坐标系中的线性加速度。

下一时刻的状态 R_b^w 可通过下式

$$\dot{R}_b^w = R_b^w S(\omega^b) \quad (12)$$

更新。其中 $S(\omega^b) \equiv [\omega^b \times]$ 是一个反对称矩阵,代表角速度估计 ω^b 的叉乘运算。新的旋转矩阵 \dot{R}_b^w 就

等于上一时刻的 R_b^w 加上 \dot{R}_b^w 乘以时间间隔。得到了旋转矩阵,地理坐标系中的加速度向量可推断出来:

$$a^w = R_b^w a^b \quad (13)$$

得到在地理坐标系中表示的加速度和欧拉角,我们就可以知道肘关节和腕关节在地理坐标系中的位置矢量,如图5所示。

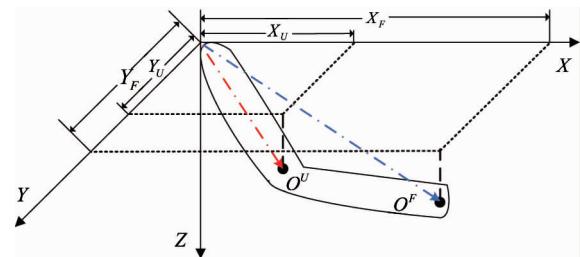


图5 腕关节和肘关节空间参考坐标

假设上臂长度是 L_1 ,下臂长度是 L_2 。在静态条件下,两个惯性传感器的X轴与上臂和下臂的指向是共线的。在移动过程中,肘关节位置 P_e 在以肩部为基准的坐标系中可通过下式计算:

$$P_e = R_{es} P_{e0} \quad (14)$$

其中 R_{es} 是上臂的旋转矩阵, $P_{e0} = [L_1, 0, 0]^T$ 。在已知肘关节位置的基础上,腕关节位置 P_w 在以肩部为基准的坐标系中可以通过下式推算出:

$$P_w = R_{we} P_{w0} + P_e \quad (15)$$

其中 R_{we} 是下臂的旋转矩阵, $P_{w0} = [L_2, 0, 0]^T$ 。

2.2 几何约束模型

正常人的肘关节只能实现两个自由度的运动^[9],即收缩与伸展,手掌向上和手掌向下,肘关节的内转和外转基本上是被限制的,即内转角 α 被限制在一个很小的角度,同时我们可得出下臂的x轴和上臂的x-y平面呈平行状态,即和上臂的z轴垂直。我们通过如下点乘式表示:

$$Z_{c,t}^1(q_t^f, q_t^u) = X_t^f \cdot Z_t^u + \omega_t = 0 \quad (16)$$

式中 ω_t 是高斯白噪声。 X_t^f 和 Z_t^u 分别是肢体坐标系中下臂x轴向量和上臂的z轴向量。同时对于手臂的伸展和收缩,动作也是限制在一个特定的角度,手臂的收缩角 β 处于一个特定的范围,如图6所示,也即上臂的x轴和下臂的x轴之间的夹角是有限制的,其可以表示如下:

$$\beta_1 \leq \arccos \frac{\mathbf{X}_t^f \cdot \mathbf{X}_t^u}{|\mathbf{X}_t^f \cdot \mathbf{X}_t^u|} \leq \beta_2 \quad (17)$$

上式只是一个必要非充分条件,因为下臂 x 轴和上臂 $x-y$ 平面平行的关系,我们可以得到另外一个约束关系:

$$\gamma_1 \leq \arccos \frac{\mathbf{X}_t^f \cdot \mathbf{Y}_t^u}{|\mathbf{X}_t^f \cdot \mathbf{Y}_t^u|} \leq \gamma_2 \quad (18)$$

式中 γ 表示下臂 x 轴和上臂 y 轴之间的夹角。

当上臂位置不动,带动下臂进行手掌翻转动作时,其翻转角处于一定的范围,在医疗手术中一般变化范围小且变化平滑,其变化范围可以看作是上臂的 z 轴和下臂 z 轴之间的角度,表示如下:

$$\eta_1 \leq \arccos \frac{\mathbf{Z}_t^f \cdot \mathbf{Z}_t^u}{|\mathbf{Z}_t^f \cdot \mathbf{Z}_t^u|} \leq \eta_2 \quad (19)$$

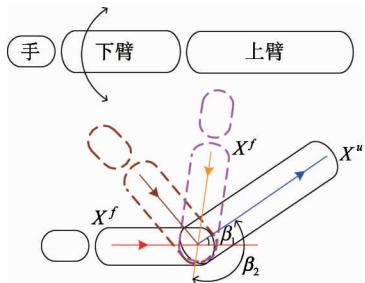


图 6 关节伸展/收缩约束

3 实验分析

设计的惯性传感单元由四个部分组成:微控制器、三轴加速度计、三轴陀螺仪及三轴磁力计。为兼顾处理速度和功耗的平衡,选用 STM32 作为姿态传感单元姿态解算的核心,加速度计选用 ADXL345,设定最大测量范围为 g,在低速率运动的姿态跟踪中能提高传感器的分辨率。陀螺仪和磁力计分别选用意法半导体的 L3G4200 和 Honeywell 的 HMC5883,微控制器发送姿态信息给个人计算机,进行约束的解算。

将姿态测量单元固定于靠近腕关节和肘关节 3cm 处,保持身体其他部位不动,肩关节位置可近似看成固定,作为位置原点,对传感器数据采样频率为 25Hz。图 7 为人体三维模型姿态跟踪效果,姿态跟踪结果表明所采用的姿态解算算法和手臂几何约束具有有效性。

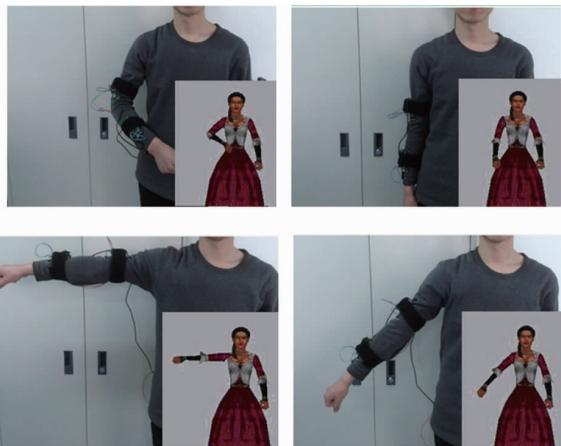


图 7 手臂姿态跟踪结果

单个 IMU 测量单元的测量精确程度影响整个系统的姿态跟踪精度,因而首先实验 IMU 测量单元对单个肢体的姿态测量结果和传感器的安装位置对姿态测量结果的影响。测得正常人体的上臂和下臂长度都为 30cm 左右,为便于结果的对比,我们取 $L_1 = 30\text{cm}$, $L_2 = 30\text{cm}$ 。首先将传感器固定在距离腕关节 3cm 处和固定于下臂中部,保持上臂不动,下臂以较慢的速度做伸展和收缩运动,重复运动 4 次,测量腕关节的运动轨迹,如图 8 所示。

手臂的弯曲角度约为 90°,得到近似弧形的轨迹。图 8(a)中轨迹为固定于靠近关节处得到的腕关节轨迹,图 8(b)中轨迹为固定于下臂中部得到的腕关节轨迹。手臂在 90° 内重复运动,从图中可以看出,测得的关节轨迹与实际弯曲轨迹基本相同,固定于中部位置得到轨迹偏离正常轨迹点较多,这是由于距离固定点越近会将手臂抖动的影响放大,使得测量的位置偏离正常位置。

将姿态测量单元固定于手臂上,测量肘关节和腕关节在以肩部节点为中心的参考坐标系中的位置。保持身体不动,手臂沿着桌面固定大小的正方形边缘移动,正方形大小为 25cm × 25cm,由姿态测量单元得到上臂和下臂的欧拉角,引入手臂的几何约束,滤除姿态误差较大的点,并计算得出肘关节和腕关节的坐标位置。通过 4 位测试者在相同位置进行试验,测量肘关节和腕关节的空间位置,手臂沿固定路径运动以恒定速度运动两次,运动周期是 10s,即 250 次采样,腕关节和肘关节的空间三轴位置如图 9 所示。

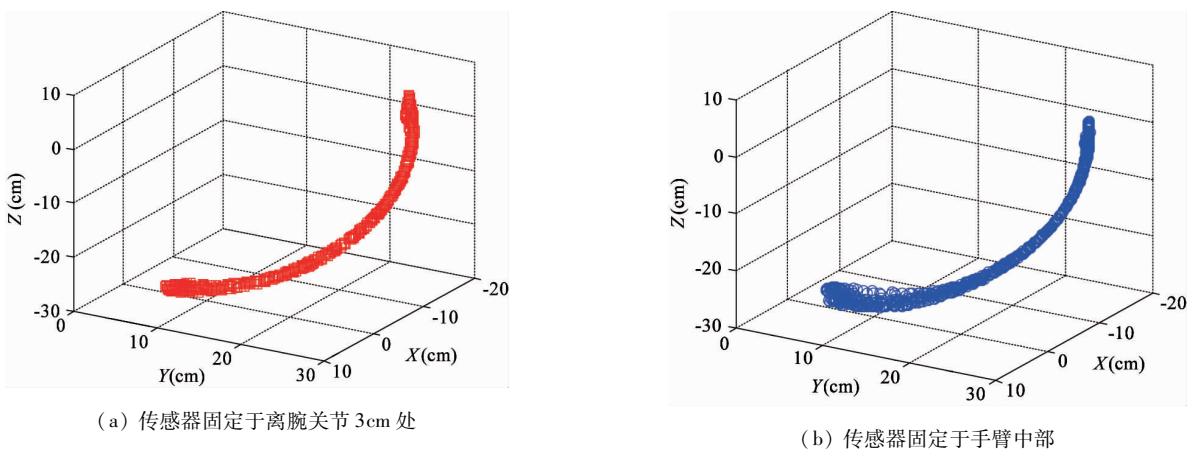


图 8 手臂弯曲运动时腕关节运动轨迹

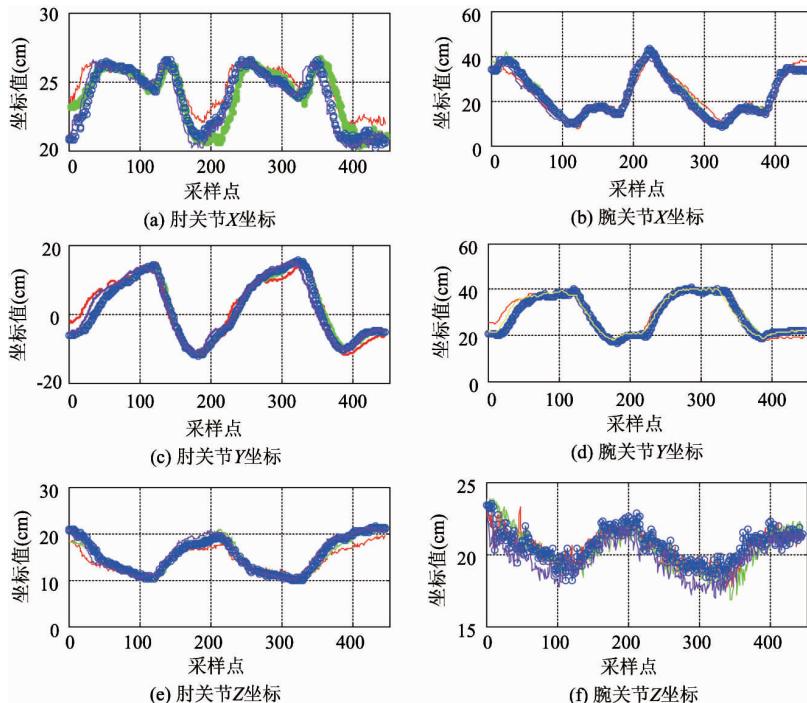


图 9 肘关节与腕关节节点位置估计

图 9 中,左侧(a)(c)(e)分别为肘关节 X 、 Y 和 Z 坐标值,右侧(b)(d)(f)分别为腕关节 X 、 Y 和 Z 坐标值。从图中看出,不同测试者估计的位置沿着固定路径变化,由于运动习惯以及运动过程中手臂

抖动的影响,不完全与设计路径相匹配。通过选取四组位置估计的平均值,分别计算肘关节、腕关节的误差平均值、标准差和标准偏差,如表 2 所示。

表 2 关节位置估计误差比较

关节坐标	肘关节			腕关节		
	参数	X 轴	Y 轴	Z 轴	X 轴	Y 轴
误差均值(cm)	0.583	0.238	0.883	0.903	0.416	0.550
标准差(cm)	0.552	1.377	0.736	1.639	1.415	0.471
标准偏差(cm)	0.625	1.386	0.882	1.750	1.438	0.567

从分析得出,四组固定正方形实验平均误差在 1cm 以内,正确地表示了关节的估计位置。标准差和标准偏差说明误差波动很小,满足运动跟踪系统的稳定性要求。

4 结 论

本文提出了一种基于人体运动几何约束的手臂运动跟踪方法,采用蚁群算法对加速度计静态误差进行校正,补偿加速度计输出对系统精度的影响,采用卡尔曼滤波算法进行姿态解算,估计手臂关节位置,通过空间三维变换,得到以肩关节为中心节点的手臂运动姿态。引入了运动几何约束模型,对上下臂的收缩/伸展和下臂的翻转进行了角度约束,肘关节的内转角被限定在很小的角度,这些约束对手臂运动过程中由于抖动和肌肉收缩变形产生的漂移进行补偿,使人体动画模型真实地展现手臂的实时运动,实验结果证明了所提方法的有效性。

参考文献

- [1] 梁明,窦祖林,王清辉等. 虚拟现实技术在脑卒中患者偏瘫上肢功能康复中的应用. 中国康复医学杂志, 2013, 28(2) : 114-118
- [2] Luinge H J, Veltink P H, Baten C T M. Ambulatory measurement of arm orientation. *Journal of Biomechanics*, 2007, 40(5) : 78-85
- [3] Zhou H, Stone T, Hu H. Use of multiple wearable inertial sensors in upper limb motion tracking. *Medical Engineering & Physics*, 2008, 30(1) : 123-133
- [4] Music J, Kamnik R, Munih M. Model based inertial

sensing of human body motion kinematics in sit-to-stand movement. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2008, 16(1) : 933-944

- [5] Chardonnens J, Favre J, Cuendet F. A system to measure the kinematics during the entire ski jump sequence using inertial sensors. *Journal of Biomechanics*, 2013, 46(1) : 56-62
- [6] Tee K S, Awad M, Dehghani A. Triaxial accelerometer static calibration. In: Proceedings of the World Congress on Engineering(WCE 2011), London, U.K, 2011
- [7] Yun X, Bachmann E R. Design, implementation, and experimental results of a quaternion-based Kalman filter for human body motion tracking. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, 22(6) : 1216-1227
- [8] Choukroun D, Baritzsack Y. Novel quaternion Kalman filter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(1) : 174-179
- [9] Zhang Z Q, Huang Z P, Wu J K. Hierarchical information fusion for human upper limb motion capture. In: Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion, WA, USA, 2006. 1704-1711
- [10] Yang H, Ye J T. A calibration process for tracking upper limb motion with inertial sensors. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Beijing, China, 2011. 618-623
- [11] Kownacki C. Optimization approach to adapt Kalman filters for the real-time application of accelerometer and gyroscope signals' filtering. *Digital Signal Processing*, 2011, 21(1) : 131-140
- [12] Fong W T, Ong S K, Nee A Y C. Methods for in-field user calibration of an inertial measurement unit without external equipment. *Measurement Science and Technology*, 2008, 19(8) : 085202
- [13] 黄敏,靳婷,钟声等. 基于改进蚁群算法求解连续空间寻优问题. 广西师范大学学报(自然科学版), 2013, 32(2) : 34-37
- [14] 张天光,王秀萍,王丽霞等译. 捷联惯性导航技术. 第二版. 北京: 国防工业出版社, 2007. 29-33

A study of the arm gesture tracking based on the error calibration using ACO

Zhang Liguo, Zhang Zhifu, Jin Mei, Zhao Jinge

(Measurement Technology and Instrumentation Key Laboratory of Hebei Province,
Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

Abstract

To improve the accuracy of limb motion tracking, the study proposed a new approach to limb gesture tracking based on the error calibration using the ant colony optimization (ACO). Based on the analysis of the error model of the accelerometer in the system's attitude measurement unit, the approach uses the ACO algorithm to fit the error model's parameters to correct the static errors of the accelerometer, then, uses the Kalman filter algorithm to fuse the data of MEMS accelerometer, magnetometer and gyroscope to obtain the best estimation of limbs postures, and finally, uses the elbow geometric constraint model to compensate the random drift errors caused by noise jitter and muscle distortion during the arm motion to obtain the accurate position estimation of the arm joints. The experimental results show that the proposed approach can effectively reduce the drift caused by noise and improve the accuracy and stability of position measurement.

Key words: gesture tracking, ant colony optimization (ACO) algorithm, data fusion, geometric constraints