

面向手部康复应用的数据手套技术研究*

赵裕沛¹, 费飞¹, 杨德华¹, 陈超²

(1. 南京航空航天大学自动化学院 南京 211106; 2. 深圳智携科技有限公司 深圳 518000)

摘要: 疾病或意外发生后经常会引起患者的手部功能障碍,但目前手部康复评估仍然依赖医生经验等主观判断,市场上现有的部分康复产品结构复杂、价格昂贵,而且无法长期记录病人的康复数据,不便于医生进行诊断和复查。提出了一种面向手部康复的多传感器数据融合手套,采用最小二乘法对加速度和地磁进行校正,利用互补滤波进行传感器数据融合,依据真实手骨模型进行虚拟手部建模,用数据手套获得的手部姿态驱动 Unity3D 中的手部模型。该系统可以准确地记录手的姿态信息,并在虚拟环境中进行实时还原,能高效地帮助医生进行康复评估和协助患者进行康复训练。

关键词: 手部康复;数据手套;惯性传感器;互补滤波;人机交互

中图分类号: TP212.9 TH77 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Research on data glove for hand rehabilitation

Zhao Yupei¹, Fei Fei¹, Yang Dehua¹, Chen Chao²

(1. Institute of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Shenzhen Zhixie Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: Diseases or accidents often lead to hand dysfunction. At present, the assessment of hand rehabilitation mainly depends on the experience and judgment of doctors. Most of hand rehabilitation products on the market are complex and expensive. The daily training data for further diagnosis of patients cannot be recorded by the existed products. In this paper, a data glove with multi-sensors is designed for hand rehabilitation. The least square approach is adopted to correct the accelerometer and magnetometer. The complementary filter algorithm is used for sensor data fusion. Real-time hand gesture can be obtained and demonstrated in Unity 3D platform. Four kinds of gestures are captured and reconstructed by the proposed approach. It reveals that the data glove can effectively improve the hand rehabilitation procedure for both patients and doctors.

Keywords: hand rehabilitation; data glove; inertial sensor; complementary filter; human-computer interaction

0 引言

人们用手完成复杂动作、表达思想,与客观世界进行交互。但由于疾病、意外等诸多因素,手受伤后,手部功能容易受损,这将严重影响人们日常生活,手部康复训练在恢复手部功能中有着重要作用。目前,中国医疗资源不足,医生、护理人员和康复设施紧缺的问题尤其突出。另外,训练不合理、对康复认识不足等诸多因素也导致手部康复训练效果不佳,甚至还会出现二次伤害。一方面,

对医生来说,需要全面准确的手部运动数据进行病情分析;另一方面,对病人来说,手部功能完全康复仍然需要术后长期有指导性的手部康复训练。针对上述问题,面向手部康复的数据手套研究具有以下意义:降低康复成本,且病人可以居家进行手部康复训练^[1-2];将病人的手部锻炼指导由定性变为定量,由客观的数据来衡量康复效果;可视化病人手部训练,实现手部训练的准确性,减少二次伤害;对病人历史数据进行智能分析,医生能随时了解到病人的康复情况;提供辅助训练游戏,提高病人训练的积极性。

收稿日期:2017-04 Received Date: 2017-04

* 基金项目:国家自然科学基金(61501226)、江苏省双创博士计划(1003 - YQR16007)、深圳市科技计划(CYZZ20140903120028974)、南京航空航天大学实验技术与开发(2016050300033264)项目资助

目前主流手势获取方式包括数据手套和视觉或红外输入设备等。光纤式数据手套精度较高,2011年 Burdea G. C. 等人^[3]提出将光纤数据手套用于远程居家康复治疗中。机械式数据手套可以利用机械外骨架获取手部姿态和空间位置,代表产品有 DHM (dextrous hand master) 等,部分研究者利用外骨架手套进行医疗康复^[4-5]或在手部装外骨架进行辅助康复^[6-7], Zhou J. L. 等人^[8]、Vinjamuri R 等人^[9]和吴常铖等人^[10]也曾将力反馈数据手套用于医疗康复之中,但光纤式和机械式数据手套售价昂贵,作为居家康复设备成本较高。视觉或红外式体感输入设备可以在获取手部姿态的同时获取手部空间位置信息,代表产品有微软2010年发布的 Kinect^[11]和2013年 Leap 公司生产的 Leap Motion^[12],但它们容易受到环境制约,精度不高且有明显延时^[13]。2013年 Cavallo F 等人^[14]提出使用9轴惯性传感器的数据手套来评估帕金森患者手部的运动能力,但该手套只有4个测量模块,只能获得4个指尖的运动情况,且精度较低,尚不能满足医疗康复要求。由于微电子机械系统 (micro-electromechanical system, MEMS) 已经成熟并被广泛应用,本文所描述的数据手套采用成本较低的9轴 MEMS 微惯性传感器,经过校正融合等数据处理后可以得到较高的精度,11个传感器能获取整只手的关节姿态,且延时小,相比于上述其他手势获取方式更加适用于作为手部康复输入设备。

Unity3D 是一款针对游戏设计、视景仿真、多平台开发的三维引擎,从2005年发布 Unity1.0 至今,Unity3D 引擎已经成长为一个跨平台的、高度整合的、方便使用的集成开发环境,并受到越来越多开发者的青睐^[15]。采用 Unity3D 平台进行动画演示,能给医生和患者提供实时逼真的交互体验。

1 传感器误差模型与校正

本文数据手套采用了加速度、陀螺仪和地磁融合的九轴传感器来获取手部信息,传感器本身的误差建模和校准精度对手指关节角度计算和手势复原都具有重要的影响。

1.1 加速度计误差模型和校正算法

加速度计的误差来源主要在传感器的系统误差和随机误差,其中系统误差主要来源于零位误差、标度因数误差和非正交误差,由此建立如下9参数加速度误差模型:

$$\begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{xx} & m_{xy} & m_{xz} \\ m_{xy} & m_{yy} & m_{yz} \\ m_{xz} & m_{yz} & m_{zz} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a'_x - b_x \\ a'_y - b_y \\ a'_z - b_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $a'_i (i = x, y, z)$ 为在静置时加速度测量值, $a_i (i = x, y, z)$ 为校正后的加速度; $b_i (i = x, y, z)$ 为加速度计在各轴的零位偏移,即偏移误差; $m_{ij} (i = x, y, z; j = x, y, z; i \neq j)$ 为各轴的耦合

度因数误差; $m_{ij} (i = x, y, z; j = x, y, z; i \neq j)$ 为各轴的耦合因数,即非正交误差。由于交叉轴误差相比于其他误差来源影响很小,可以忽略,建模时已经令 $m_{ij} = m_{ji} (i = x, y, z; i \neq j)$ 这样减少了3个参数,有利于简化算法复杂度,减少计算时间。加速度在三轴的分量理论上满足 $a_x^2 + a_y^2 + a_z^2 = g^2$, 令残差为:

$$r(\mathbf{x}) = a_x^2 + a_y^2 + a_z^2 - g^2 \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x} = (m_{xx}, m_{xy}, \dots, b_z)$ 。由于目标函数是待定参数的非线性函数,无法直接求解,本文采用 Gauss-Newton 迭代进行搜索来求参数的最优解。参数由如下公式进行更新:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k \quad (3)$$

式中: α_k 为阻尼因子,控制算法收敛速度,阻尼因子取值大则收敛快,精度也会有所下降,而且取值过大会导致不收敛。 d_k 为迭代方向,计算如下:

$$d_k = (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} (\mathbf{J}^T (-\mathbf{r})) \quad (4)$$

式中: \mathbf{r} 是误差向量, \mathbf{J} 是误差函数的雅克比矩阵。 \mathbf{J} 可以由如下公式获得:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial r_1}{\partial m_{xx}} & \dots & \frac{\partial r_1}{\partial b_z} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial r_9}{\partial m_{xx}} & \dots & \frac{\partial r_9}{\partial b_z} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Gauss-Newton 算法的初值选取将影响收敛结果^[16], 初值选取和目标值相差太远则会导致不收敛。系统误差一般比较小,可以令测量数据等于真实数据来求得初值,即取 $m_{ij} = 1 (i = x, y, z; i = j)$, $m_{ij} = 0 (i = x, y, z; i \neq j)$, $b_i (i = x, y, z) = 0$, 经过多次迭代便可获得参数最优解。

1.2 磁力计误差模型和校正算法

磁场干扰主要分为硬磁干扰和软磁干扰。无磁场干扰或者磁场干扰稳定时,无论磁力计如何旋转,同一位置的磁场强度应为稳定的常数,微小的位置偏移也不会产生较大的磁场强度波动。由随机旋转采集到的磁场数据点组成的磁场三维图应散布在标准球体的球面上^[17]。当磁力计周围有硬磁干扰时,对测量数据影响表现为数据整体偏离原点。软磁干扰源于磁力计附近的磁性材料,表现为磁力计测得各轴数据的范围大小不一致,数据散布点从标准球体变为椭球体。针对磁场干扰原理建模如下:

$$\begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} = [k_x \quad k_y \quad k_z] \cdot \begin{bmatrix} m'_x \\ m'_y \\ m'_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \\ c_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $m'_i (i = x, y, z)$ 为磁力计测得的原始数据, $m_i (i = x, y, z)$ 为校正后数据, $c_i (i = x, y, z)$ 为硬磁干扰校正参数, $k_i (i = x, y, z)$ 为软磁干扰校正参数。对磁场校正时要对磁场数据进行全方位采集,即旋转时尽量覆盖到不

同的位置,得到各轴数据的最大值和最小值,分别为 X_{\max} 、 X_{\min} 、 Y_{\max} 、 Y_{\min} 、 Z_{\max} 、 Z_{\min} 。硬磁干扰校正参数可以由以下公式获得:

$$c_x = \frac{X_{\max} + X_{\min}}{2}, c_y = \frac{Y_{\max} + Y_{\min}}{2}, c_z = \frac{Z_{\max} + Z_{\min}}{2} \quad (7)$$

由于后期进行数据融合时数据使用前将进行归一化处理,所以直接令 $k_x = 1$ 可以简化计算, y 和 z 轴的计算方法如下:

$$k_y = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}}, k_z = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \quad (8)$$

2 姿态解算方法

2.1 互补滤波

加速度计可以根据重力场计算出俯仰角和横滚角,但实际应用中手部大多数时候处于运动状态,会引入线性加速度,造成水平倾角计算不准确;而由于 MEMS 陀螺

$$\begin{bmatrix} h_x \\ h_y \\ h_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2m_x(0.5 - q_2^2 - q_3^2) + 2m_y(q_1q_2 - q_0q_3) + 2m_z(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2m_x(q_1q_2 + q_0q_3) + 2m_y(0.5 - q_1^2 - q_3^2) + 2m_z(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2m_x(q_1q_3 - q_0q_2) + 2m_y(q_2q_3 + q_0q_1) + 2m_z(0.5 - q_1^2 - q_2^2) \end{bmatrix} \quad (10)$$

用向量积来表示系统估算值和磁力计测量值之间的误差,误差在各坐标轴上的投影为:

$$\begin{bmatrix} e_{mx} \\ e_{my} \\ e_{mz} \end{bmatrix} = \mathbf{m} \times \mathbf{w} = \begin{bmatrix} m_y \cdot w_z - m_z \cdot w_y \\ m_z \cdot w_x - m_x \cdot w_z \\ m_x \cdot w_y - m_y \cdot w_x \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: $[w_{ax} \ w_{ay} \ w_{az}]^T$ 为载体坐标系下地磁数值。

这样就可以得到三轴的误差为:

$$\begin{bmatrix} e_x \\ e_y \\ e_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{ax} \\ e_{ay} \\ e_{az} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{mx} \\ e_{my} \\ e_{mz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (a_y \cdot v_z - a_z \cdot v_y) + (m_y \cdot w_z - m_z \cdot w_y) \\ (a_z \cdot v_x - a_x \cdot v_z) + (m_z \cdot w_x - m_x \cdot w_z) \\ (a_x \cdot v_y - a_z \cdot v_x) + (m_x \cdot w_y - m_y \cdot w_x) \end{bmatrix} \quad (12)$$

利用 PI 控制将 3 轴的误差用来修正陀螺仪得式(13)。

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} e_x i \\ e_y i \\ e_z i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_x i \\ e_y i \\ e_z i \end{bmatrix} + K_i \cdot \begin{bmatrix} e_x \\ e_y \\ e_z \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g'_x \\ g'_y \\ g'_z \end{bmatrix} + K_p \cdot \begin{bmatrix} e_x \\ e_y \\ e_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_x i \\ e_y i \\ e_z i \end{bmatrix} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $[g'_x \ g'_y \ g'_z]$ 为陀螺仪原始测量值, $[g_x \ g_y \ g_z]$ 为陀螺仪修正后的结果,参数 K_i 为陀螺仪

仪自身的积分漂移特性,即静态情况下其输出的信号中包含常值误差和随机误差,进行积分时会造成漂移,无法实现长时间的精确测量,陀螺仪积分获得的姿态也无法长期使用。采用互补滤波的方式,将加速度和地磁长期稳定性与陀螺仪瞬时精度高的优点相结合。

利用向量积坐标表示形式将误差投影在各坐标轴上得:

$$\begin{bmatrix} e_{ax} \\ e_{ay} \\ e_{az} \end{bmatrix} = \mathbf{a} \times \mathbf{v} = \begin{bmatrix} a_y \cdot v_z - a_z \cdot v_y \\ a_z \cdot v_x - a_x \cdot v_z \\ a_x \cdot v_y - a_z \cdot v_x \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $[e_{ax} \ e_{ay} \ e_{az}]^T$ 为旋转角度差在各轴的分量, $[v_{ax} \ v_{ay} \ v_{az}]^T$ 为重力在载体坐标系中的投影值。经过 PI 反馈控制将产生的误差直接作用于陀螺仪来实现误差的修正,这样便可以完成绕 X 轴和绕 Y 轴旋转的修正,下面再利用磁力计修正绕 Z 轴旋转。

同样可以得到参考坐标系下的地磁向量 $[h_x \ h_y \ h_z]^T$ 如式(10)。

积分偏移收敛控制增益,取值为 2.0; K_p 为加速度计和磁强计比例收敛控制增益,取值为 0.005。

2.2 四元数更新与姿态解算

载体是运动的,所以四元数 Q 是变量,即 q_0, q_1, q_2, q_3 是时间的函数。姿态矩阵角速度 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为陀螺仪三轴测量值,采用一阶龙格库塔法求解该四元数微分方程,设更新时间为 T ,更新公式如下:

$$\begin{bmatrix} q'_0 \\ q'_1 \\ q'_2 \\ q'_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} + \frac{T}{2} \cdot \begin{bmatrix} 0 & -q_1 \cdot \omega_x & -q_2 \cdot \omega_y & -q_3 \cdot \omega_z \\ q_0 \cdot \omega_x & 0 & q_2 \cdot \omega_z & -q_3 \cdot \omega_y \\ q_0 \cdot \omega_y & -q_1 \cdot \omega_z & 0 & q_3 \cdot \omega_x \\ q_0 \cdot \omega_z & q_1 \cdot \omega_y & -q_2 \cdot \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: q'_0, q'_1, q'_2, q'_3 为更新后的四元数, q_0, q_1, q_2, q_3 为上一次更新后并做归一化处理的四元数。由四元数解算姿态角得:

$$\begin{cases} \theta = \arcsin(2(q_2q_3 + q_0q_1)) \\ \gamma = -\arctan\left(\frac{2(q_1q_3 - q_0q_2)}{q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2}\right) \\ \varphi = \arctan\left(\frac{2(q_1q_2 - q_0q_3)}{q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2}\right) \end{cases} \quad (15)$$

由于手部姿态用于记录、分析和再现,所以根据地理位置对偏航角进行本地磁偏修正不是必要步骤。由此计算出来的俯仰角、横滚角和偏航角即为手部所需的空间姿态。

3 手部运动学建模

3.1 人手骨骼模型

人手骨骼结构主要由手腕、手掌、指骨和关节组成,如图1所示。

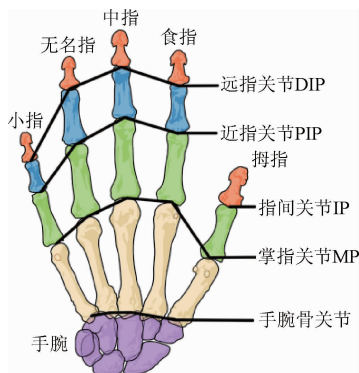


图1 人手骨骼结构

Fig. 1 Bone structure of hand

整个手部的运动姿态将以手掌为基础,而建模的核心在于指骨和关节。4 指指骨按照距离手掌位置远近分为近指骨、中指骨和远指骨,而大拇指只有近指骨和远指骨。关节分为腕掌关节(carpometacarpal joint, CMJ)、掌指关节(metacarpophalangeal joint, MPJ)和指间关节(interphalangeal joint, IPJ),其中,4 指的指间关节又分为远指间关节(distal interphalangeal joint, DIPJ)和近指间关节(proximal interphalangeal joint, PIPJ)。

3.2 人手运动特点

手部关节的转动方式和转动角度决定手的姿态。其中,大拇指有5个自由度:腕掌关节和指掌关节都有弯曲和收展2个自由度,指间关节有1个弯曲自由度,其他4指每根手指各有4个自由度,包括掌指关节的收展和掌指关节、近指间关节以及远指间关节的弯曲。加上手在空间3个旋转自由度和3个平动自由度,所以人手共有27个自由度。人手关节运动角度如图2所示。

手的自然运动是一种有规律的运动,有着内在的约束条件:手指的3段指骨的运动是处于同一个平面内。弯曲角度 θ 和外展角度 γ 范围限制大致如表1所示。

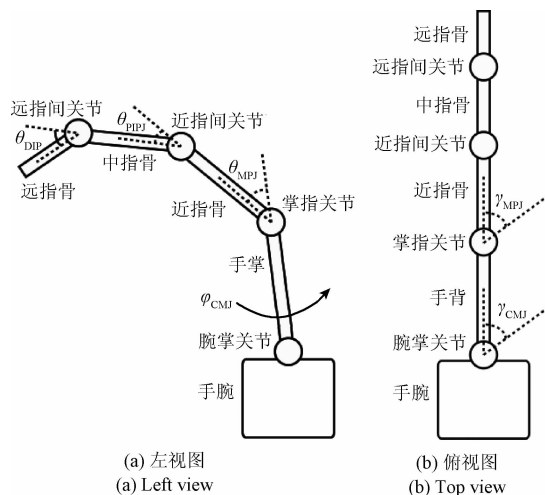


图2 人手左视和俯视关节运动角度

Fig. 2 Left view and top view of hand joint angles

表1 手部各关节运动限制

Table 1 Movement restrictions of each joint

关节	关节运动方式	角度范围/(°)
拇指掌指关节	θ_{MPJ}	0 ~ 65
拇指指间关节	θ_{IPJ}	0 ~ 90
拇指腕掌关节	γ_{CMJ}	0 ~ 50
食指掌指关节	θ_{MPJ}	0 ~ 80
食指近指间关节	θ_{PIPJ}	0 ~ 110
食指掌指关节	γ_{MPJ}	0 ~ 15
中指掌指关节	θ_{MPJ}	0 ~ 90
中指近指间关节	θ_{PIPJ}	0 ~ 110
中指掌指关节	γ_{MPJ}	0 ~ 10
无名指掌指关节	θ_{MPJ}	0 ~ 90
无名指近指间关节	θ_{PIPJ}	0 ~ 100
无名指掌指关节	γ_{MPJ}	0 ~ 15
小指掌指关节	θ_{MPJ}	0 ~ 90
小指近指间关节	θ_{PIPJ}	0 ~ 100
小指掌指关节	γ_{MPJ}	0 ~ 15

4 手势捕捉系统

根据人手运动特点,数据手套加速度计的量程设置为 ± 4 g,陀螺仪的量程设置为 $\pm 1\ 000^\circ/\text{s}$,磁力计量程为 $\pm 1\ 200\ \mu\text{T}$ 。针对人手骨骼模型和医疗康复动作要求,11个传感器依次安放在如图3所示位置。

将11个传感器融合所得俯仰角、横滚角和偏航角传输至Unity3D中驱动虚拟手模型即可实现手势还原。

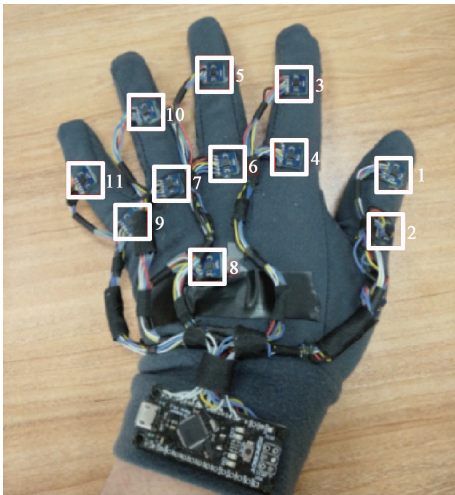


图 3 传感器分布
Fig. 3 Finger sensors layout

5 实验与测试

5.1 传感器校正

取任意 3 个静态位置对传感器各轴重力加速度值进行测量一段时间,并计算出重力加速度矢量和的值,此为原始数据。重力加速度理论值为 $1g$,校正后的加速度的均方根误差为 $0.006g$,校正后的加速度值与原始数据对比如图 4 所示。

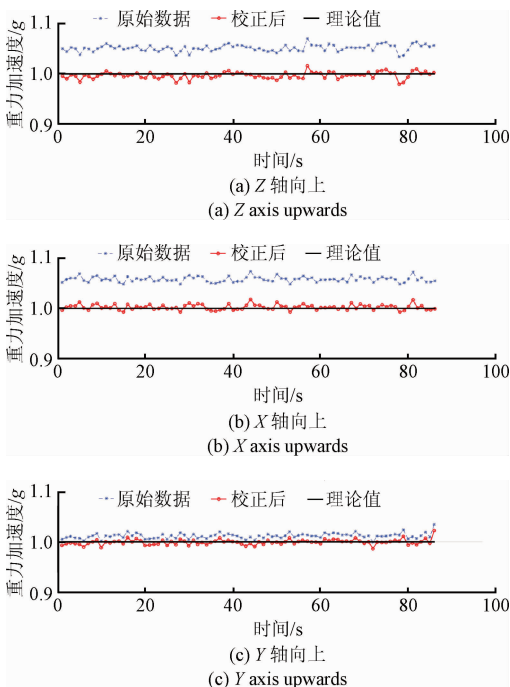


图 4 不同姿态下校正前后重力加速度对比
Fig. 4 Comparisons among acceleration data before and after calibration of different attitude

地磁校准前采样时需将传感器在空间中做全方位旋转,尽量采集不同位置点的值。校准完成后因为环境改变检测到数据异常,就会收到提示,如场强超过 $70 \mu T$ 或者波动超过设定值,此时需重新校准,校准后测量的数据会尽可能分布在原点为圆心的球面上,地磁各轴数据校正前后的三维散点图对比如图 5 所示。

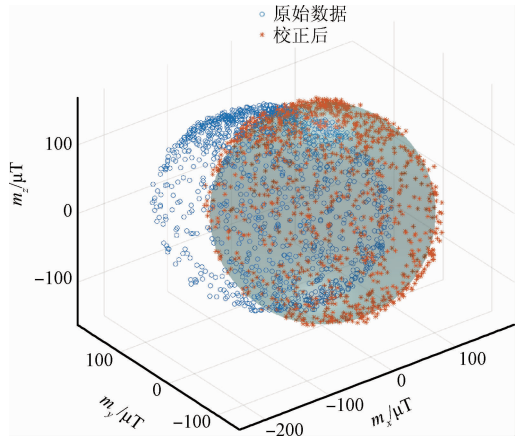


图 5 地磁校正前后三维散点对比
Fig. 5 Comparisons of 3D geomagnetic scatter plot data before and after calibration

全方位旋转下校正前后磁场强度的标准差分别为 9.05 和 $2.10 \mu T$,对比如图 6 所示。

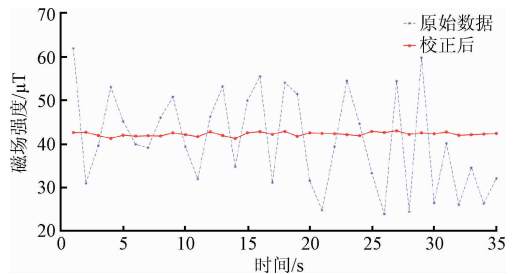
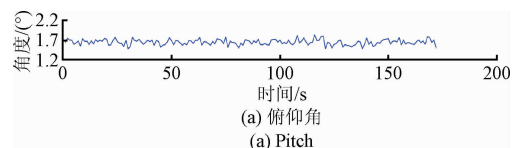


图 6 全方位旋转下地磁强度校正前后对比
Fig. 6 Comparisons of all-round rotation geomagnetic data before and after calibration

5.2 静态测试

静态测试时,先将传感器静止放置一段时间,然后再读取姿态角。俯仰角、横滚角和航向角的范围为 $-180^\circ \sim 180^\circ$,测得静态时姿态角如图 7 所示。

静态数据俯仰角、横滚角和航向角的标准差分别为 0.1° 、 0.2° 和 0.9° 。



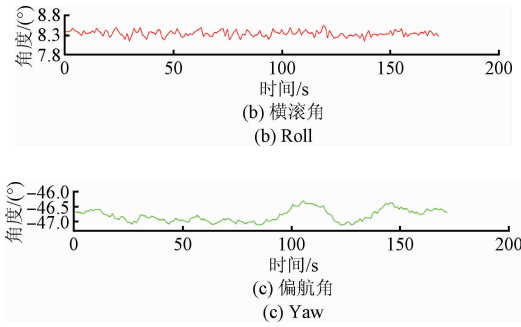


图7 静态时俯仰、横滚、航向角数据

Fig. 7 Pitch, roll and yaw data under static position

5.3 动态测试

动态测试采用迈科传感科技有限公司生产的HCM365B型号全姿态三维电子罗盘作为参考标准,其有360°全姿态测量范围,分辨率为0.1°,俯仰角、横滚角和偏航角精度分别为0.1°、0.2°、0.3°~0.5°,采样频率为50 Hz。将迈科传感器和测试传感器固定在一起进行动态测试,将采样频率统一后,分别得到俯仰角、横滚角和偏航角的对比如图8所示。

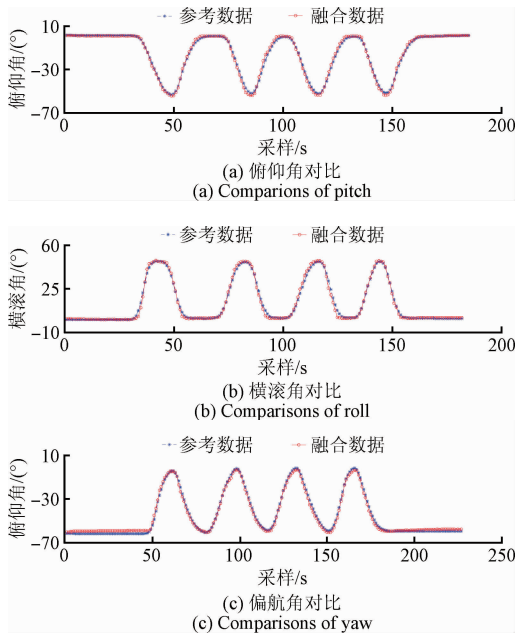


图8 俯仰、横滚、航向角动态测试图

Fig. 8 Dynamic fusion results of pitch, roll and yaw angles

5.4 手势还原与姿态角记录

将数据手套戴上后进行实时测量与还原,依次做手势“握拳”、“OK”、“2”和“5”,并在Unity中实时还原手势,人体手势和实时还原手势对比如图9所示。



图9 Unity3D中4种手势还原图

Fig. 9 Four gestures displayed in Unity3D

由静态测试和动态测试可知,经过校正和融合后得到的手指各关节的姿态角具有较高的精度。但考虑到手套佩戴位置的影响,最终解算得的手部姿态和真实的手部姿态会仍有较小偏差,图9中所示为4种在Unity3D中还原的手势与原始手势的比较,手部各关节姿态都可以储存在计算机中用于后续数据训练和分析,上述4种手势四指近指间关节 PIPJ 和四指掌指关节 MPJ 还原所得的弯曲角度如表2所示。

表2 不同运动下四指近指间关节和指掌关节的弯曲角度

Table 2 Bending Angles of PIPJ and MPJ with four fingers under different movements (°)

手势	食指	食指	中指	中指	无名指	无名指	小指	小指
	θ_{PIPJ}	θ_{MPJ}	θ_{PIPJ}	θ_{MPJ}	θ_{PIPJ}	θ_{MPJ}	θ_{PIPJ}	θ_{MPJ}
握拳	110.3	70.2	108.2	67.5	148.6	62.9	68.9	77.3
“OK”	33.6	80.6	23.8	34.4	8.2	5.4	7.3	21.8
“2”	9.2	7.9	2.4	24.8	109.2	49.4	64.4	90.7
“5”	5.5	2.2	16.4	3.9	9.5	10.5	24.3	20.6

6 结论

居家手部医疗康复设备要求简易便携、手部姿态还原精度较高、动画演示真实流畅。本文所展示的数据手套可以便捷地采集手部各重要关节的数据,经过校正融合后得到的手部姿态数据具有较高的精度和稳定性,该数据可以用于驱动虚拟场景进行实时动作还原演示,也可用于长期的康复程度和训练效果评定。

参考文献

- [1] HUNG C J C, PERUMAL N, ELAMVAZUTHI I, et al. Home-based interactive rehabilitation system for

- hand[C]. 2nd IEEE International Symposium on Robotics and Manufacturing Automation, 2016:1-5.
- [2] 易荣武,王爱民. 手指远程康复训练机器人系统设计[J]. 电子测量技术, 2016, 39(9):128-132.
YI R W, WANG AI M. Design of remote rehabilitation training robotic system for fingers [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(9):128-132.
- [3] BURDEA G C, JAIN A, RABIN B, et al. Long-term hand tele-rehabilitation on the playstation 3: Benefits and challenges[C]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2011:1835-1838.
- [4] MAO Y, AGRAWAL S K. Design of a cable-driven arm exoskeleton (CAREX) for neural rehabilitation [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(4): 922-931.
- [5] DUKELOW S P, HERTER T M, MOORE K D, et al. Quantitative assessment of limb position sense following stroke[J]. Neurorehabilitation and Neural Repair, 2010, 24(2):178-187.
- [6] HEO P, GU G M, LEE S, et al. Current hand exoskeleton technologies for rehabilitation and assistive engineering [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2012, 13(5): 807-824.
- [7] SCHABOWSKY C N, GODFREY S B, HOLLEY R J, et al. Development and pilot testing of HEXORR: Hand EXOskeleton rehabilitation robot [J]. Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 2010, 7(1): 36.
- [8] ZOU J L, YAN G J. A New hand-measurement method to simplify calibration in cyberglove-based virtual rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(10): 2496-2504.
- [9] VINJAMURI R, CRAMMOND D J, KONDZIOŁKA D, et al. Extraction of sources of tremor in hand movements of patients with movement disorders [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2009, 13(1): 49-56.
- [10] 吴常钺,宋爱国,李会军,等. 一种上肢康复训练机器人及控制方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(05): 999-1004.
WU CH CH, SONG AI G, LI H J, et al. Upper limb rehabilitation training robot and its control method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5): 999-1004.
- [11] REN Z, YUAN J, MENG J, et al. Robust part-based hand gesture recognition using kinect sensor[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(5): 1110-1120.
- [12] MARIN G, DOMINIO F, ZANUTTIGH P. Hand gesture recognition with jointly calibrated Leap Motion and depth sensor[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(22):1-25.
- [13] 陈艳丽,金纪东,陈国涛,等. 手部姿势与挥动速度识别的人机交互[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(1):56-61.
CHEN Y L, JIN J D, CHEN G T, et al. Human-computer interaction of hand posture and waving speed recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2014, 28(1): 56-61.
- [14] CAVALLO F, ESPOSITO D, ROVINI E, et al. Preliminary evaluation of SensHand V1 in assessing motor skills performance in Parkinson disease[C]. IEEE 13th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2013:1-6.
- [15] 秦超龙,宋爱国,吴常钺,等. 基于Unity3D与Kinect的康复训练机器人情景交互系统[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3):530-536.
QIN CH L, SONG AI G, WU CH CH, et al. Scenario interaction system of rehabilitation training robot based on Unity3D and Kinect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3):530-536.
- [16] ZHOU S, FEI F, ZHANG G, et al. Hand-writing motion tracking with vision-inertial sensor fusion: Calibration and error correction [J]. Sensors, 2014, 14(9): 15641-15657.
- [17] KOK M, SCHON T B. Magnetometer calibration using inertial sensors [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(14):5679-5689.

作者简介



赵裕沛,2015年于淮海工学院获得学士学位,现为南京航空航天大学研究生,主要研究方向为智能传感器。

E-mail:zhaoyupei@nuaa.edu.cn

Zhao Yupei received his B. Sc. degree from Huaihai Institute of Technology in 2015. He is currently a master student in Nanjing

University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest is intelligent sensor.



费飞(通讯作者),2004年中国科学技术大学获得学士学位,2011年于香港中文大学获得博士学位,现为南京航空航天大学自动化学院讲师,主要研究方向为基于多传感器的人机交互技术和环境能量采集技术。

E-mail: fei.fe@nuaa.edu.cn

Fei Fei (Corresponding author) received his B. Sc. degree from University of Science and Technology of China in 2004, and received his Ph. D. degree from The Chinese University of Hong Kong in 2011. Now he is an assistant professor in automation department of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include multi-sensor human-machine interaction and environment energy harvesting technology.