

基于 MEMS 六轴传感器的上肢运动识别系统

胡成全, 王 凯, 何丽莉*, 魏枫林, 姜 宇

(吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 设计并实现了一种基于 MEMS 六轴传感器的上肢运动识别系统. 该系统通过 1 个 MEMS 六轴传感器对用户上肢运动的三维加速度和三维角速度进行实时采集并使用蓝牙发送到计算机中. 通过计算机将采集到的数据进行加速度分解、滤波、周期判别、标准化等处理后, 与特征数据库中的数据进行相关性分析, 从而实现对特定动作的识别, 并可对重复动作进行计数. 以对哑铃动作采集数据为例, 验证了该系统的有效性.

关键词: 动作识别; 六轴传感器; 相关系数; 加速度分解; 标准化

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb201701013

0 引 言

近年来,随着人机交互^[1]类应用的发展,动作识别技术成为国内外研究者关注的热点^[2]. 目前主流的动作识别技术包括基于图像传感器的动作识别技术和基于运动传感器的动作识别技术. 前者主要通过 CCD(charge-coupled device)或 CMOS(complementary metal-oxide-semiconductor)传感器对视觉图像进行采集,并对采集到的图像进行分析、处理,实现特征提取、动作识别^[3],其理论发展较早,目前已具有许多成熟的理论及应用. 但这类方法需要传感器的物理位置相对固定,且传感器产生的数据量非常大,图像处理过程往往需要功能强大的 DSP(digital signal processor)和 FPGA(field programmable gate array)才能完成^[4-5],因此不适用于廉价、低功耗、便于携带的嵌入式应用. 近年来兴起的 Kinect 体感技术,为人机交互领域提供了新的研究途径^[6],也出现了许多基于该技术的动作识别方法^[7-8],但 Kinect 同样存在传感器和处理器体积大、功耗高、价格昂贵、不便携带等特点.

基于运动传感器的动作识别技术主要是基于 MEMS(micro-electro-mechanical system)三轴加

速度传感器的. MEMS 传感器是采用微电子和机械加工技术制造出来的新型传感器^[9],该传感器具有体积小、质量轻、成本低、功耗低、可靠性高、数据量少、控制方便等特点,适用于可穿戴设备^[10]等嵌入式应用. 从动作的采集方式上划分,基于该传感器的动作识别方法主要包括两类:基于单个传感器的动作识别方法^[11-12]和基于多个传感器的动作识别方法. 前者使用方便,使用时可将传感器置于手持设备中或可穿戴设备中,但这类方法能够识别的动作数目较少. 后者通常能够识别的动作数目较多,复杂度也较大,如果传感器数目足够多,甚至可以识别全身动作,但这类方法通常需要将传感器绑缚于人体的各个部位上,这会给用户带来不便. 目前,基于 MEMS 传感器的动作识别应用主要包括手势识别^[13]、手写识别^[14]、体感游戏、病情分析^[15]等.

本文使用单个 MEMS 六轴传感器对用户的上肢动作进行实时采集,这样可以在单个传感器上得到更多数据. MEMS 六轴传感器可以采集三轴加速度和三轴角速度数据,通过使用低通滤波器,又可以将三轴加速度分解为三轴重力加速度和三轴线性加速度. 这样,针对每一种动作便可得到 9 组特征数据,继而实现对更多动作的识别. 本

收稿日期: 2016-05-12; 修回日期: 2016-11-07.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51409117, 61572228); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JCKY-QKJC47, JCKY-QKJC49); 吉林省教育厅“十三五”科学技术研究项目(吉教科合字[2016]第 432 号).

作者简介: 胡成全(1958-),男,硕士,教授, E-mail: hucq@jlu.edu.cn; 何丽莉*(1976-),女,博士,讲师, E-mail: helili@jlu.edu.cn.

文以对哑铃动作采集数据为例,验证该系统的有效性。

1 采集设备与系统结构

本文使用德州仪器(Texas Instruments, TI)公司的 CC2650 SensorTag 作为数据采集终端。该设备使用 CC2650 无线 MCU 作为处理器,具有 10 个低功耗 MEMS 传感器,包括加速度计、陀螺仪、磁力计、磁传感器、数字麦克风、光、湿度、压力、物体温度以及环境温度传感器。该设备体积仅为 $5.0\text{ cm} \times 6.7\text{ cm} \times 1.4\text{ cm}$,使用 CR2032 电池供电,非常适合本文所研究的低功耗、小体积、低成本的嵌入式应用。本系统数据采集端外形如图 1 所示。



图 1 CC2650 SensorTag 外形图

Fig. 1 Outside view of CC2650 SensorTag

采集端主要由 CC2650 无线 MCU、MPU-9250 九轴运动传感器及 CR2032 纽扣电池等组成。CC2650 SensorTag 结构框图如图 2 所示。

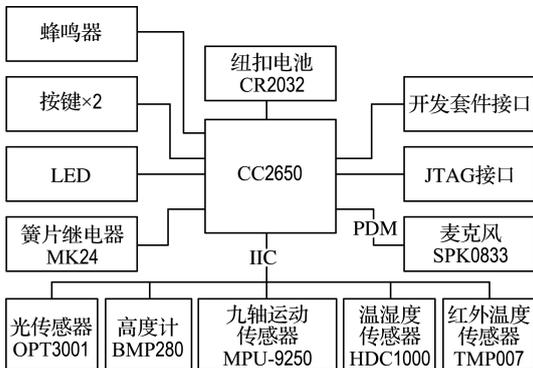


图 2 CC2650 SensorTag 结构框图

Fig. 2 Structure diagram of CC2650 SensorTag

CC2650 无线 MCU 含有一个 32 位 ARM Cortex-M3 处理器,主频达到 48 MHz,并支持蓝牙、ZigBee 和 6LoWPAN 协议,本文使用蓝牙协

议与计算机通信。InvenSense 公司生产的 MPU-9250 九轴运动传感器是一个包含 2 枚芯片的系统级封装(system in package, SiP):一枚 MPU-6500 三轴加速度计和三轴陀螺仪,以及一枚由 AKM 公司生产的 AK8963 三轴磁力计,本文仅使用了前者。加速度计具有 $\pm 2g$ 、 $\pm 4g$ 、 $\pm 8g$ 、 $\pm 16g$ 用户可编程量程的三轴 16 位 AD 加速度输出,本文将其量程配置为 $\pm 2g$ 。陀螺仪具有 $\pm 250^\circ/\text{s}$ 、 $\pm 500^\circ/\text{s}$ 、 $\pm 1\,000^\circ/\text{s}$ 、 $\pm 2\,000^\circ/\text{s}$ 用户可编程量程的三轴 16 位 AD 角速度输出,本文将其量程配置为 $\pm 250^\circ/\text{s}$ 。

CC2650 通过 IIC 总线配置 MPU-9250 并读取 6 个 ADC 输出值,即三轴加速度和三轴角速度,通过蓝牙协议将读取到的数据发送到 CC2540 USB Dongle,CC2540 USB Dongle 通过 USB 将数据上传到计算机。计算机接收并处理三轴加速度和三轴角速度数据,得到分析结果,具体方法将在下一章中详细阐述。

系统的总体结构如图 3 所示。

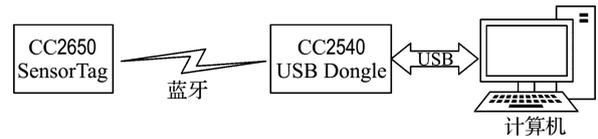


图 3 系统结构图

Fig. 3 System architecture chart

2 数据处理与动作识别

传感器的信号分析方法可分为 3 类:基于时域的、基于频域的和时频分析法^[16],本文使用的是基于时域的信号分析方法。

为方便说明,下文中 A_{gx} 、 A_{gy} 、 A_{gz} 表示 x 、 y 、 z 轴方向的重力加速度, A_{lx} 、 A_{ly} 、 A_{lz} 表示 x 、 y 、 z 轴方向的线性加速度, G_x 、 G_y 、 G_z 表示 x 、 y 、 z 轴方向的角速度。

2.1 加速度分解

理论上说,加速度计通过测量施加于传感器上的力来测量设备的加速度,根据牛顿第二定律,有

$$A_d = - \sum F_s / m \quad (1)$$

其中 A_d 为设备的加速度, F_s 为施加于传感器的力, m 为传感器的质量。

然而,重力总是会按照下式的关系影响加速

度的测量结果:

$$A_d = -g - \sum F/m \quad (2)$$

其中 g 为重力加速度, F 为传感器受到的除重力以外的力。

因此,为了测量人体运动所产生的加速度,必须将重力加速度从加速度计的数据中分离。即将传感器测量值分解为重力加速度和线性加速度,其中,线性加速度表示设备运动产生的加速度。使用一阶低通滤波器可实现上述目的。根据一阶低通滤波算法公式

$$y(n) = \alpha \times x(n) + (1 - \alpha) \times y(n-1) \quad (3)$$

有

$$A_{gi}(n) = \begin{cases} \alpha \times A_{di}(n) + (1 - \alpha) \times A_{gi}(n-1); & n \geq 2 \\ 0; & n = 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$A_{li}(n) = A_{di}(n) - A_{gi}(n) \quad (5)$$

其中 α 为滤波系数, $i \in \{x, y, z\}$ 。

滤波系数可通过下式计算:

$$\alpha = \frac{\tau_c}{\tau_c + d_t} \quad (6)$$

$$\tau_c = \frac{1}{2\pi \times f_{cutoff}} \quad (7)$$

其中 τ_c 为时间常数, d_t 为采样周期, f_{cutoff} 为截止频率。

首先给出加速度分解算法:

算法 1 加速度分解算法

输入: 当前加速度传感器读数 $A_{dx}(n)$ 、 $A_{dy}(n)$ 、 $A_{dz}(n)$, 上一次重力加速度数值 $A_{gx}(n-1)$ 、 $A_{gy}(n-1)$ 、 $A_{gz}(n-1)$, 滤波系数 α 。

输出: 当前重力加速度数值 $A_{gx}(n)$ 、 $A_{gy}(n)$ 、 $A_{gz}(n)$, 当前线性加速度数值 $A_{lx}(n)$ 、 $A_{ly}(n)$ 、 $A_{lz}(n)$ 。

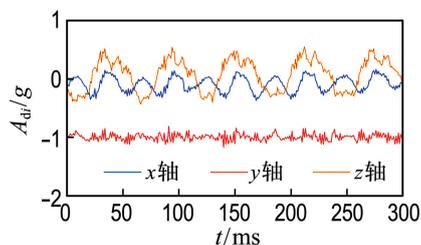
步骤 1: 如果 $n=1$, 转步骤 2, 否则转步骤 3。

步骤 2: $A_{gi}(n) = 0, i \in \{x, y, z\}$, $A_{li}(n) = A_{di}(n), i \in \{x, y, z\}$, 算法结束。

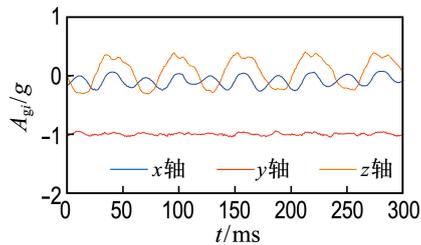
步骤 3: $A_{gi}(n) = \alpha \times A_{di}(n) + (1 - \alpha) \times A_{gi}(n-1), i \in \{x, y, z\}$; $A_{li}(n) = A_{di}(n) - A_{gi}(n), i \in \{x, y, z\}$, 算法结束。

图 4 为哑铃运动中连续 5 个“胸前至两侧平举”动作的三轴加速度数据, 采样周期为 50 ms, 滤波系数为 0.8, 图 4(a) 为分解之前的加速度, 图 4(b) 为重力加速度, 图 4(c) 为线性加速度。

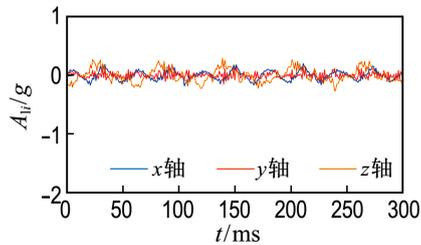
由图 4 可知, 该动作所产生的加速度主要来源于重力加速度。



(a) 加速度



(b) 重力加速度



(c) 线性加速度

图 4 加速度分解图

Fig. 4 Acceleration decomposition diagram

需要指出的是, 由于人体运动过程中的微弱抖动和传感器的噪声, 加速度和角速度数据都具有一定的抖动, 这并不利于动作分析, 因此在对数据进行处理之前, 应首先进行消抖。本文通过 FIR 滤波器对采集到的数据进行消抖。

2.2 运动周期判别

对于具有周期性的运动, 由于每个周期的运动特征基本一致, 故对每一个单独周期的运动数据进行分析。本文规定, A_{lx} 、 A_{ly} 、 A_{lz} 的平均值由负值变为正值的点为周期起始点, 一个周期起始点至下一个周期起始点之间为一个运动周期。

本文使用语音识别中常用的过零率检测方法检测周期起始点, 与之不同的是: 第一, 本文只记录数据由负值变为正值的过零点, 即对于任一点 $x(n)$ 满足

$$x(n-1) \times x(n) < 0, x(n) > 0 \quad (8)$$

的点；第二，本文只关心过零点的位置，而不关心过零点出现的概率；第三，线性加速度的平均值中，可能仍然存在在零点附近波动的低频噪声，这会干扰过零点的检测，为解决这个问题，引入自适应噪声阈值的计算方法：

$$V_{\text{thr}}(t) = \frac{1}{2}(V_{\text{thr}}(t-1) + F \times V_{\text{pp}}(t));$$

$$F \in [0.1, 0.2] \quad (9)$$

式中： $V_{\text{thr}}(t)$ 表示当前时段的噪声阈值， $V_{\text{thr}}(t-1)$ 表示上一时段的噪声阈值， $V_{\text{pp}}(t)$ 表示当前时段有效信号的峰-峰值， F 为阈值与峰-峰值的系数因子，通常在 $0.1 \sim 0.2$ 。

由此引出运动周期起始点判别算法：

算法 2 运动周期起始点判别算法

输入： A_{lx} 、 A_{ly} 、 A_{lz} 的平均值 $x[m \cdots n]$ ，噪声阈值 $V_{\text{thr}}(t)$ 。

输出：运动周期起始点位置 T_s 。

步骤 1：查找第一个 $x[i]$ ，满足 $x[i] > V_{\text{thr}}(t)$ 且 $m < i < n$ ，令 $x_{\text{pre}} \leftarrow x[i]$ 。

步骤 2：令 $i \leftarrow i+1$ ；如果 $i > n$ ，则算法失败终止。

步骤 3：如果 $|x[i]| < V_{\text{thr}}(t)$ ，则转步骤 2。

步骤 4：如果 $x[i]$ 满足 $x[i] \times x_{\text{pre}} < 0$ 且 $x[i] > 0$ ，则转步骤 5，否则令 $x_{\text{pre}} \leftarrow x[i]$ ，转步骤 2。

步骤 5：令 $T_s \leftarrow i$ ，算法成功结束。

2.3 标准化

对于同一动作，不同人的动作幅度和快慢均有差异，这会导致特征曲线的振幅和周期出现差异。为了将采集到的运动曲线与数据库中的特征曲线进行相关性分析，需将数据进行标准化处理。标准化分为纵向标准化和横向标准化。

2.3.1 纵向标准化 纵向标准化是指对加速度和角速度振幅的标准化。针对同一动作，线性加速度和角速度的振幅差异反映出动作的速度和幅度差异，重力加速度的振幅差异仅反映出传感器所处的纬度差异。

典型的 min-max 标准化将每一组数据映射为在区间 $[0, 1]$ 中的值，然而这种标准化破坏了 A_{lx} 、 A_{ly} 、 A_{lz} 、 G_x 、 G_y 、 G_z 之间的关联性，这种关联性在动作识别中是必要的。例如，哑铃运动中的“弯举”动作在 x 轴和 z 轴上具有较大的线性加速度，相对而言，在 y 轴上几乎没有线性加速度，而

标准化之后，在 x 轴和 z 轴上的线性加速度被缩小到 $[0, 1]$ 区间，在 y 轴上的加速度被放大到 $[0, 1]$ 区间，3 个轴上的线性加速度的大小关系就丢失了。

为解决这一问题，令 min-max 标准化中的 m 和 M 为同一周期内所有线性加速度和角速度数据中的最小值和最大值，即

$$m_{\text{motion}} = \min(A_{lx}(i) \cup A_{ly}(i) \cup A_{lz}(i) \cup G_x(i) \cup G_y(i) \cup G_z(i)); i \in [0, t'] \quad (10)$$

$$M_{\text{motion}} = \max(A_{lx}(i) \cup A_{ly}(i) \cup A_{lz}(i) \cup G_x(i) \cup G_y(i) \cup G_z(i)); i \in [0, t'] \quad (11)$$

其中 t' 为周期长度。于是有

$$x^*(i) = \frac{x(i) - m_{\text{motion}}}{M_{\text{motion}} - m_{\text{motion}}};$$

$$i \in [0, t'], x \in \{A_{lx}, A_{ly}, A_{lz}, G_x, G_y, G_z\} \quad (12)$$

其中 x 为标准化之前的数据， x^* 为标准化之后的数据。

对于重力加速度数据，由于重力加速度只受传感器所在纬度影响，沿 x 、 y 、 z 轴方向的重力加速度分量反映出传感器当前的姿态，即与地球表面的倾角，所以应单独进行标准化处理，即

$$m_g = \min(A_{gx}(i) \cup A_{gy}(i) \cup A_{gz}(i));$$

$$i \in [0, t'] \quad (13)$$

$$M_g = \max(A_{gx}(i) \cup A_{gy}(i) \cup A_{gz}(i));$$

$$i \in [0, t'] \quad (14)$$

$$x^*(i) = \frac{x(i) - m_g}{M_g - m_g};$$

$$i \in [0, t'], x \in \{A_{gx}, A_{gy}, A_{gz}\} \quad (15)$$

由此引出运动周期纵向标准化算法：

算法 3 运动周期纵向标准化算法

输入：待操作数据 $A_{gx}[1 \cdots t']$ 、 $A_{gy}[1 \cdots t']$ 、 $A_{gz}[1 \cdots t']$ 、 $A_{lx}[1 \cdots t']$ 、 $A_{ly}[1 \cdots t']$ 、 $A_{lz}[1 \cdots t']$ 、 $G_x[1 \cdots t']$ 、 $G_y[1 \cdots t']$ 、 $G_z[1 \cdots t']$ 。

输出：结果数据 $A_{gx}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{gy}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{gz}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{lx}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{ly}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{lz}^*[1 \cdots t']$ 、 $G_x^*[1 \cdots t']$ 、 $G_y^*[1 \cdots t']$ 、 $G_z^*[1 \cdots t']$ 。

步骤 1：根据式(10)、(11)、(13)、(14)分别计算出 m_{motion} 、 M_{motion} 、 m_g 、 M_g 。

步骤 2：根据式(12)计算出 $A_{lx}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{ly}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{lz}^*[1 \cdots t']$ 、 $G_x^*[1 \cdots t']$ 、 $G_y^*[1 \cdots t']$ 、 $G_z^*[1 \cdots t']$ 。

步骤 3：根据式(15)计算出 $A_{gx}^*[1 \cdots t']$ 、

$A_{gy}^*[1 \cdots t']$ 、 $A_{gz}^*[1 \cdots t']$, 算法结束.

2.3.2 横向标准化 横向标准化是指对周期长度的标准化, 周期长度反映出运动速度的快慢. 设标准周期长度为 t_0 . 当实际周期长度 $t'' < t_0$ 时, 需对曲线进行一维放大, 在位置 i 插入一点 x' , 满足

$$i \in \left\{ \left\lfloor \frac{t''}{\min(t_0, t'' \times 2 - 1) - t'' + 1} \times n \right\rfloor, n \in [1, \min(t_0, t'' \times 2 - 1)] \right\} \quad (16)$$

$$x' = \frac{x[i] + x[i+1]}{2} \quad (17)$$

当 $t'' > t_0$ 时, 需对曲线进行一维缩小, 删除位于位置 i 的点, 满足

$$i \in \left\{ \left\lfloor \frac{t''}{t'' - t_0} \times n \right\rfloor, n \in [1, t'' - t_0] \right\} \quad (18)$$

为方便说明, 设 $x = \{A_{gx}, A_{gy}, A_{gz}, A_{lx}, A_{ly}, A_{lz}, G_x, G_y, G_z\}$. 具体算法如下:

算法 4 运动周期横向标准化算法

输入: 待操作信号 $x[1 \cdots t'']$, 标准周期 t_0 .

输出: 结果信号 $x^*[1 \cdots t_0]$.

步骤 1: 判断 t'' 与 t_0 的关系, 如果 $t'' > t_0$ 转步骤 2; 如果 $t'' < t_0$, 转步骤 3; 如果 $t'' = t_0$, 转步骤 5.

步骤 2: 删除位于 $x[i]$ 的点, 其中

$$i \in \left\{ \left\lfloor \frac{t''}{t'' - t_0} \times n \right\rfloor, n \in [1, t'' - t_0] \right\}$$

转步骤 5.

步骤 3: 在 $x[i]$ 位置之后插入一点 x' , 令 $x' = \frac{x[i] + x[i+1]}{2}$, 其中

$$i \in \left\{ \left\lfloor \frac{t''}{\min(t_0, t'' \times 2 - 1) - t'' + 1} \times n \right\rfloor, n \in [1, \min(t_0, t'' \times 2 - 1)] \right\}$$

步骤 4: 判断新的数组长度 t''' , 如果 $t''' \neq t_0$, 转步骤 1.

步骤 5: $x^* \leftarrow x$, 算法结束.

2.4 动作识别

2.4.1 建立特征数据库 为存储每种动作的特征曲线, 需建立特征数据库. 特征数据库包含 9 列, 即 LAcc_x、LAcc_y、LAcc_z、Grav_x、Grav_y、Grav_z、Gyro_x、Gyro_y、Gyro_z, 分别存储 x 、 y 、 z 轴方向上的线性加速度、重力加速度、角速度的特征曲线, 共 9 条.

在动作识别开始之前, 需将欲识别的每种动作的 9 条特征曲线录入特征数据库, 录入过程如

算法 5 所示, 为保证动作的标准性和一般性, 通常需要对每种动作采集若干周期, 采集周期数设为 t^* , 并对 t^* 个周期的特征曲线取平均值, 最终得到 1 个周期的特征曲线, 将其录入特征数据库.

算法 5 特征数据库录入算法

输入: 指定采集周期数 t^* .

输出: 一条特征数据.

步骤 1: 从传感器读取 A_{dx} 、 A_{dy} 、 A_{dz} 、 G_x 、 G_y 、 G_z .

步骤 2: 加速度分解, 得到 A_{gx} 、 A_{gy} 、 A_{gz} 、 A_{lx} 、 A_{ly} 、 A_{lz} .

步骤 3: 运动周期判别, 如果当前点是运动周期起始点, 转步骤 5, 否则转步骤 4.

步骤 4: 存储当前数据, 转步骤 1.

步骤 5: 对当前周期进行标准化.

步骤 6: 存储当前周期 9 条特征曲线.

步骤 7: 如果当前总共采集周期数 $i = t^*$, 转步骤 8, 否则 $i = i + 1$, 转步骤 1.

步骤 8: t^* 个周期对应特征曲线取均值, 得到该动作的 9 条特征曲线, 录入特征数据库, 算法结束.

2.4.2 动作识别 定义特征数据库中每种动作的 9 条特征曲线所组成的有序集合, 即数据库的每一行, 用 M 表示; 待识别动作对应的 9 条特征曲线所组成的有序集合用 N 表示; 传感器当前采集到的动作数据用 X 表示, X 中包含 x 、 y 、 z 轴方向上的加速度与角速度数据; X 中的数据经加速度分解后得到的有序集合用 X' 表示, X' 中包含 x 、 y 、 z 轴方向上的线性加速度、重力加速度与角速度数据.

算法 6 动作识别算法

输入: 传感器采集到的动作数据序列 $X[1 \cdots \infty]$.

输出: 识别结果在特征数据库中的位置 j .

步骤 1: 读取当前点动作数据 X .

步骤 2: 按照 2.1 节的方法对 X 进行加速度分解, 得到 X' .

步骤 3: 执行算法 2 运动周期起始点判别算法, 算法 2 的输入为上一周期起始点 p 到当前点 r 的动作数据序列 $X'[p \cdots r]$, 每组数据 $X'[i]$, $i \in [p, r]$ 中的 x 、 y 、 z 轴线性加速度的平均值组成的数列 $A_i[p \cdots r]$, 如果算法 2 成功, 转步骤 4, 否则, 存储当前点数据, 得到 $X'[p \cdots r+1]$, 转步骤 1.

步骤 4:按照 2.3.1 节的方法对当前周期起始点 q 到上一周期起始点 p 之间的动作数据序列 $\mathbf{X}'[p \cdots q]$ 进行纵向标准化。

步骤 5:按照 2.3.2 节的方法对动作数据序列 $\mathbf{X}'[p \cdots q]$ 进行横向标准化,得到 \mathbf{N} 。

步骤 6:计算相关系数 r_{ij} ,即

$$r_{ij} = \rho(N_i, M_{ij}); i \in [1, 9], j \in [1, R]$$

其中 R 为特征数据库的行数,即该系统可以识别的动作总数。

步骤 7:计算每种动作各相关系数的平均值 \bar{r}_j ,即

$$\bar{r}_j = \sum_{i=1}^9 r_{ij} / 9; j \in [1, R]$$

步骤 8:设置阈值 V_{thr} ,并计算 \bar{r}_j 的最大值 $\max(\bar{r}_j)$,如果 $\max(\bar{r}_j) > V_{thr}$,则 j 即为当前动作的识别结果,算法成功结束,否则,该动作未识别,算法失败终止。

3 哑铃动作识别实验

3.1 实验描述

本文使用哑铃运动作为数据分析例。对哑铃

运动中的 6 种常见动作进行了采集,分别为侧平举、弯举、胸前至两侧平举、肩部推举、手屈上提、三头肌高位拉伸,如图 5 所示,为方便叙述,下文中用 M1~M6 表示这 6 种动作。采集周期为 50 ms,标准周期长度为 3 500 ms。

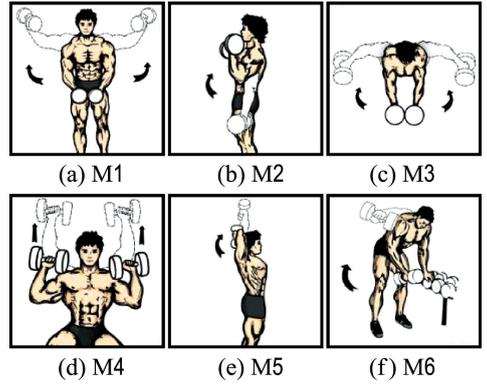


图 5 标准动作示意图

Fig. 5 Schematic diagram of standard motion

3.2 实验结果

按照 3.1 节所述的实验方法,对图 5 中每种标准动作采集 10 个周期,建立的特征数据库如图 6 所示。

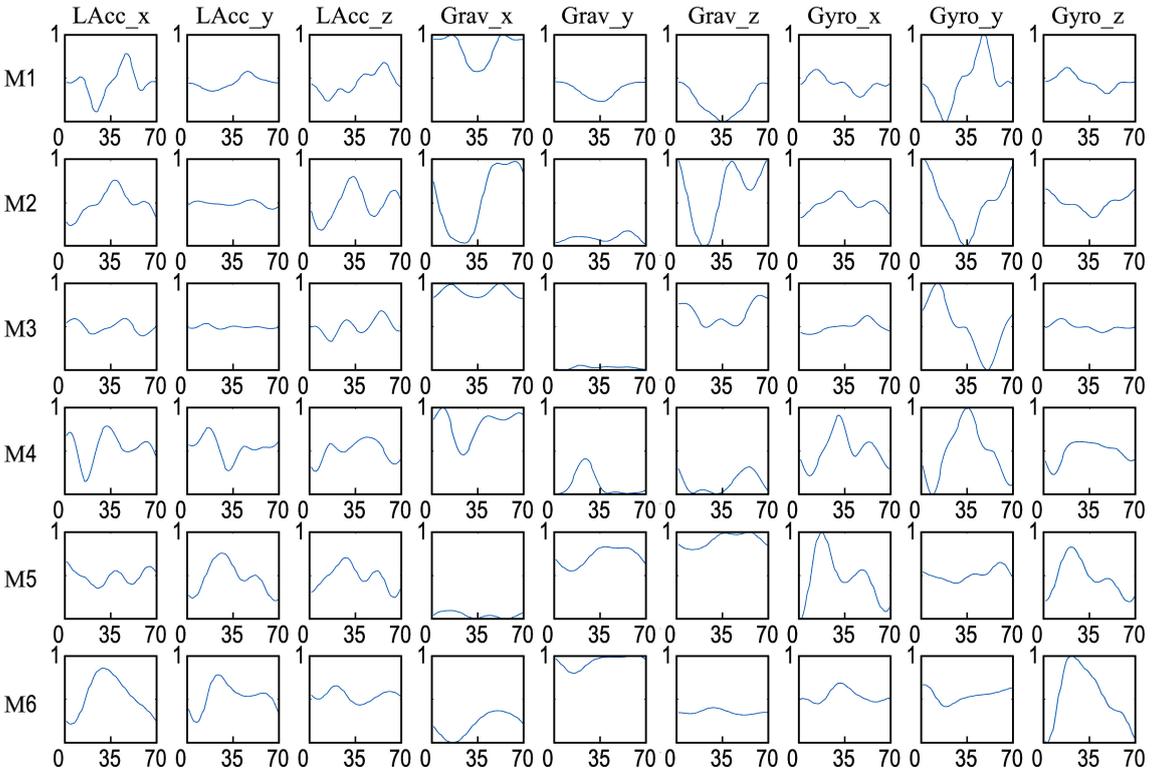


图 6 6 种常见哑铃动作特征数据库

Fig. 6 Feature database of 6 common dumbbell movements

图 6 中,第 1 行至第 6 行分别为 M1~M6 共 6 种动作;第 1 列至第 9 列分别为 x 、 y 、 z 轴方向上的线性加速度、重力加速度、角速度,共 9 条特征曲线。

选取 10 名健身爱好者进行测试,每人每种动作做 10 次,得到的识别结果的混淆矩阵如表 1 所示。表中, None 为未识别的动作。

表 1 动作识别测试结果混淆矩阵

Tab. 1 Confusion matrix of motion recognition test results

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	None
M1	90	0	0	0	0	0	10
M2	0	90	5	0	0	0	5
M3	0	0	100	0	0	0	0
M4	0	0	0	95	0	0	5
M5	0	0	0	0	95	0	5
M6	0	0	0	0	0	95	5

经过测试,算法对 M1~M6 的识别率分别为 90%、90%、100%、95%、95%、95%,平均识别率达到 94.17%。

4 结 语

本文设计并实现了一种基于 MEMS 六轴传感器的上肢运动识别系统。该系统通过 1 个 MEMS 六轴传感器对用户上肢运动的三维加速度和三维角速度进行实时采集并使用蓝牙发送到计算机中。通过计算机将采集到的数据进行加速度分解、滤波、周期判别、标准化等处理后,与特征数据库中的数据进行相关性分析,从而实现了对特定动作的识别,并可对重复动作进行计数。以对哑铃动作采集数据为例,验证了该系统的有效性,且平均识别率达到 94.17%。

参 考 文 献:

[1] 冯志全,杨波,徐涛,等. 基于自然手势跟踪的直接操作型三维人机交互范式[J]. 计算机学报, 2014, **37**(6):1309-1323.
FENG Zhiquan, YANG Bo, XU Tao, *et al.* 3D direct human-computer interface paradigm based on free hand tracking [J]. **Chinese Journal of Computers**, 2014, **37**(6):1309-1323. (in Chinese)

[2] 秦磊,胡琼,黄庆明,等. 基于特征点轨迹的动作识别[J]. 计算机学报, 2014, **37**(6):1281-1288.
QIN Lei, HU Qiong, HUANG Qingming, *et al.* Action recognition using trajectories of spatio-temporal feature points [J]. **Chinese Journal of Computers**, 2014, **37**(6):1281-1288. (in Chinese)

[3] 胡琼,秦磊,黄庆明. 基于视觉的人体动作识别综述[J]. 计算机学报, 2013, **36**(12):2512-2524.
HU Qiong, QIN Lei, HUANG Qingming. A survey on visual human action recognition [J]. **Chinese Journal of Computers**, 2013, **36**(12):2512-2524. (in Chinese)

[4] 刘紫燕,冯亮,祁佳. 一种基于 FPGA 的实时视频跟踪系统硬件平台设计[J]. 传感器与微系统, 2014, **33**(7):98-102.
LIU Ziyang, FENG Liang, QI Jia. Design of a FPGA-based hardware platform of realtime video tracking system [J]. **Transducer and Microsystem Technologies**, 2014, **33**(7):98-102. (in Chinese)

[5] AHUJA M K, SINGH A. Static vision based hand gesture recognition using principal component analysis [C] // **Proceedings of the 2015 IEEE 3rd International Conference on MOOCs, Innovation and Technology in Education, MITE 2015**. Piscataway: IEEE, 2015:402-406.

[6] FABIAN J, YOUNG T, JONES J C, *et al.* Integrating the microsoft Kinect with simulink: Real-time object tracking example [J]. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, 2014, **19**(1):249-257.

[7] 朱国刚,曹林. 基于 Kinect 传感器骨骼信息的人体动作识别[J]. 计算机仿真, 2014, **31**(12):329-333, 345.
ZHU Guogang, CAO Lin. Human motion recognition based on skeletal information of Kinect sensor [J]. **Computer Simulation**, 2014, **31**(12):329-333,345. (in Chinese)

[8] 林水强,吴亚东,余芳,等. 姿势序列有限状态机动作识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, **26**(9):1403-1411.
LIN Shuiqiang, WU Yadong, YU Fang, *et al.* Posture sequence finite-state machine method for motion recognition [J]. **Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics**, 2014, **26**(9):1403-1411. (in Chinese)

[9] 李红光. 现代军用 MEMS 惯性传感器技术进

- 展[J]. 传感器与微系统, 2014, **33**(8):4-7.
- LI Hongguang. Progress on technologies of MEMS inertial sensors for modern military [J]. **Transducer and Microsystem Technologies**, 2014, **33**(8):4-7. (in Chinese)
- [10] 吕 蕾, 张金玲, 朱英杰, 等. 一种基于数据手套的静态手势识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, **27**(12):2410-2418.
- LV Lei, ZHANG Jinling, ZHU Yingjie, *et al.* A static gesture recognition method based on data glove [J]. **Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics**, 2015, **27**(12):2410-2418. (in Chinese)
- [11] 王昌喜, 杨先军, 徐 强, 等. 基于三维加速度传感器的上肢动作识别系统[J]. 传感技术学报, 2010, **23**(6):816-819.
- WANG Changxi, YANG Xianjun, XU Qiang, *et al.* Motion recognition system for upper limbs based on 3D acceleration sensors [J]. **Chinese Journal of Sensors and Actuators**, 2010, **23**(6):816-819. (in Chinese)
- [12] 陈鹏展, 罗 漫, 李 杰. 基于加速度传感器的连续动态手势识别[J]. 传感器与微系统, 2016, **35**(1):39-42.
- CHEN Pengzhan, LUO Man, LI Jie. Continuous dynamic gesture recognition based on acceleration sensor [J]. **Transducer and Microsystem Technologies**, 2016, **35**(1):39-42. (in Chinese)
- [13] AKL A, FENG Chen, VALAEE S. A novel accelerometer-based gesture recognition system [J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2011, **59**(12):6197-6205.
- [14] 薛 洋, 金连文. 一种基于加速度传感器的虚拟手写数字特征提取及识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, **24**(4):492-500.
- XUE Yang, JIN Lianwen. A feature extraction and recognition approach for accelerometer based virtual handwriting digit [J]. **Pattern Recognition and Artificial Intelligence**, 2011, **24**(4):492-500. (in Chinese)
- [15] 李秀丰, 郭立泉, 王计平, 等. 基于六轴传感器的步态分析系统设计[J]. 传感器与微系统, 2014, **33**(7):89-91.
- LI Xiufeng, GUO Liquan, WANG Jiping, *et al.* Design of gait analysis system based on six-axis sensor [J]. **Transducer and Microsystem Technologies**, 2014, **33**(7):89-91. (in Chinese)
- [16] STUHLSATZ A, LIPPEL J, ZIELKE T. Feature extraction with deep neural networks by a generalized discriminant analysis [J]. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, 2012, **23**(4):596-608.

Arm motion detection system based on six-axis MEMS sensor

HU Chengquan, WANG Kai, HE Lili*, WEI Fenglin, JIANG Yu

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: An arm motion detection system based on six-axis MEMS sensor is designed and implemented. The system samples real-time three-dimensional accelerations and angular velocities of user's arm motions by a single six-axis MEMS sensor and sends the data to the computer via Bluetooth. Then, the correlation between the sampled data and the vectors in the feature database is analyzed after acceleration decomposition, filtering, motion cycle determination and normalization by the computer. Thereby, the specific motions can be detected, and the repetitive motions can be counted. Taking the common dumbbell motions as examples, the effectiveness of the system is verified.

Key words: motion detection; six-axis sensor; correlation coefficient; acceleration decomposition; normalization