

智能穿戴设备基于动态模板匹配算法的3D手势识别

李云鹤

(肇庆学院, 广东 肇庆 526061)

摘要: 随着物联网设备的日益普及, 智能穿戴设备行业发展迅速, 其中以腕带类的智能手环、手表为主。智能穿戴设备具有丰富的传感器和一定的计算能力, 通过手势识别作为自身以及面向其他物联网设备的人机交互, 具有广泛的用户需求。提出基于动态模板匹配算法的3D手势识别系统, 通过智能穿戴设备收集用户的特定手势来判断手势的含义, 从而利用更自然的人机交互技术实现对智能设备的控制。使用智能设备的运动传感器读取相应的3D手势数据, 结合优化的动态时间规整算法来识别手势; 基于移动设备的特征和动态编程, 通过斜率来界定曲线路径; 同时, 通过预存储失真阈值减少模板匹配的计算量和手势识别成本。在手机上进行测试, 所提算法与传统算法相比, 耗时更少, 识别效率和精度更高, 可以带来更好的人机交互体验。

关键词: 智能穿戴; 手势识别; 人机交互; 动态模板匹配算法; 动态时间规整

中图分类号: TN915

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00094

3D gesture recognition based on dynamic template matching algorithm for intelligent wearable devices

LI Yunhe

Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China

Abstract: With the popularity of Internet of things equipment, the smart wearing equipment industry develops rapidly, in which wristband smart bracelets and watches are the mainstream. Intelligent wearable devices have abundant sensors and certain computing power. As human-computer interaction for itself and other devices of the Internet of things through gesture recognition, they have a wide range of needs. A 3D gesture recognition system based on dynamic template matching algorithm was proposed. The gesture meaning was judged by collecting user's specific gesture from hand-held smart devices, and the control of smart devices was realized by using more natural human-computer interaction technology. The motion sensor of intelligent devices was used to read the corresponding 3D gesture data, and the optimized dynamic time warping algorithm was used to recognize gesture. Based on the characteristics of mobile devices and dynamic programming, the curve path was defined by slope. At the same time, the calculation of template matching and the cost of gesture recognition were reduced by pre-storage distortion threshold. The test is carried out on mobile phones, compared with the traditional algorithm, the proposed algorithm takes less time, has higher recognition efficiency and accuracy, and can bring better human-computer interaction experience.

Key words: intelligent wearing, gesture recognition, human-computer interaction, dynamic template matching algorithm, dynamic time warping

1 引言

以腕带类智能手环、手表为代表的智能穿戴设

备越来越普及, 为广大用户提供了便捷服务。智能穿戴设备一般受尺寸约束, 对人机交互形式有特殊的要求。在日常生活中, 手势交互是一种常见的、

收稿日期: 2019-02-20; 修回日期: 2019-03-08

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目 (No.2018A030313346)

Foundation Item: The Natural Science Foundation of Guangdong Province (No.2018A030313346)

直观的沟通方式,结合了智能穿戴设备受的约束、智能传感设备具有的丰富传感器以及一定的计算能力,相对于传统的人机交互形式,使用穿戴设备作为手势识别终端,改善了人机交互体验,使用户可以进行自由、自然的交互。目前,基于传感器的手势识别已取得一定成果。在文献[1]中, Yao 等人设计了一种分为 14 个分片的手势分区方法并整合到基于视觉的手势识别框架中,用于开发桌面应用程序、跟踪三维空间中的手势,使用简单轮廓模型来匹配手势,从而支持复杂的实时互动。在文献[2]中, Lu 等人提出了一种用于处理手势识别的加速度和表面肌电图 (SEMG, surface electromyography) 信号的算法框架。在文献[3]中, Marin 等人提出了一种关于体感控制数据的手势识别方案,该方案计算基于指尖位置和方向的特征集,并将其发送到 SVM 分类器中,用于识别已执行的手势。在文献[4]中, Molchanov 等人提出了一种使用 3D 卷积神经网络将驾驶员姿势识别算法的深度和强度数据在 VIVA 比赛数据集上实现的算法,正确分类率可达 77.5%。在文献[5]中, Caramiaux 等人描述了基于模板的识别方法,该方法采用序贯蒙特卡罗推理法的同时调整输入手势,不同于基于动态编程的标准模板法,如动态时间规整 (DTW, dynamic time warping),该算法具有实时跟踪手势变化的自适应过程。在文献[6]中, Zhang 等人提出了一种新的有效描述符,即 3D 平面直方图 (H3DF),使用 H3DF 清晰地编码 3D 形状信息。在文献[7]中, Tsai 等人提出了一个便于查阅日常信息的方法,即不需要操作鼠标和键盘以省去接收信息步骤的系统。在文献[8]中, Cheng 等人介绍了近年来关于 3D 深度手势识别的研究。目前,基于传感器的手势研究主要集中在将收集的手势相关数据发送到电脑,然后使用轻型设备识别手势。但是,这种识别模型过于依赖电脑进行数据处理和分类,限制了手势的应用范围。

本文提出的基于穿戴设备的 3D 手势识别算法,直接利用智能穿戴设备进行数据处理,这种 3D 手势识别可以在任何地方实现,不受网络连接和地点限制。因此,此识别模型可以极大地扩大手势的应用范围。如用于 PPT 讲座演示、控制智能家电甚至无人驾驶飞行器的飞行轨迹。此外,每个人有独特的手势习惯,尤其是复杂手势,因

此可以提取每个人的独特手势特征,创建用于手机解锁和简单身份认证的轨迹指纹。不同于基于视觉的手势识别,本文提出的手势识别方法受环境背景和光照条件的影响较小。即使在步行时,也可以使用该方法,对识别率影响小,比基于视觉的手势识别优势更大。

本文利用动态时间归整算法识别并优化手势,从而提高手势识别效率^[9]。DTW 算法的核心思想为:将输入的主要数据与预存储的模板进行匹配,并通过测量两个模板之间的相似性完成识别任务^[10]。考虑手势持续时间会随机发生变化,模板匹配必须在时序长度上处理输入的数据和预存储的模板之间的一致性^[11],因此,DTW 算法具有一定优势。本文提出的识别方法包括使用 DTW 算法进行的数据预处理和识别。

2 手势识别方法与优化

2.1 对收集的数据进行预处理

当使用智能穿戴设备做手势时,加速度传感器采集的手势相关数据会引起噪声干扰,并且受握手和传感器精度影响,数据波形会上下波动。进行静态去噪的主要目的是处理噪声干扰并降低对识别精度的影响^[12]。本文采用简单滑动平均滤波器对加速度相关数据进行静态去噪,在保证快速响应的前提下,有效滤去随机噪声^[13]。对 SMA 的推导如下

$$SMA_{\text{now}} = (X_i + X_{i-1} + \dots + X_{i-n+1})/n \quad (1)$$

其中, n 表示数据序列的长度,其数值与平滑效果相关。当 n 过低时,平滑效果不明显;当 n 过高时,平滑效果稳定,但容易造成手势信息丢失。在不同情况下, n 的范围通常为 5~15,可用式(2)直接计算。

$$SMA_{\text{now}} = SMA_{\text{previous}} - X_{i-n}/n + X_i/n \quad (2)$$

对手势相关数据进行平滑和去噪前、对手势相关数据进行平滑和去噪后分别如图 1、图 2 所示。从图 1 和图 2 中可以看出,在原始数据被滤波器滤过并开始静止后,数据波形变得平滑且清晰。

截取和判定手势的起点和终点对于识别手势非常重要^[14]。为了有效区分两个相互连接却不相关的手势区域,必须截取合适的手势长度。如果截取的手势长度过长,则数据冗余,从而导致设备的计

算资源浪费; 如果截取的手势长度过短, 将发生手势相关数据丢失, 从而影响特征提取。因此, 需要对基于动态多阈值检测的手势进行检测。

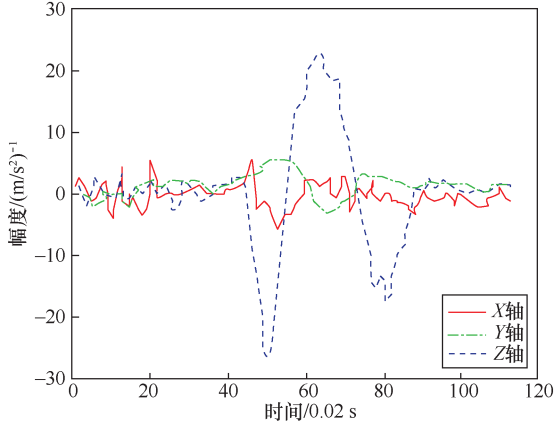


图 1 对手势相关数据进行平滑和去噪前

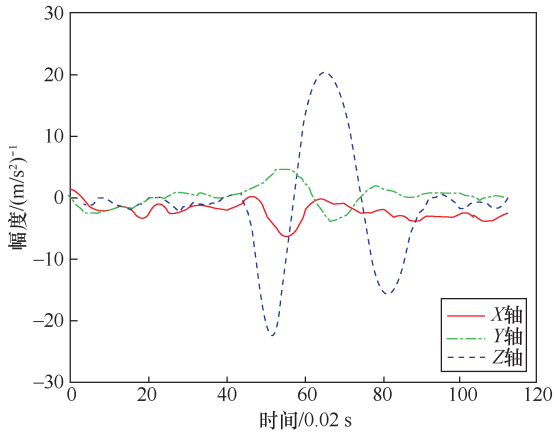


图 2 对手势相关数据进行平滑和去噪后

检测和截取手势的效果取决于设定的阈值。考虑用户手势在幅度、长度等方面存在显著差异, 若将固定幅度作为手势阈值, 则截取算法将不适合用户, 甚至会出现截取手势, 从而影响手势的识别。因此, 需要根据动态阈值识别手势的起点和终点。

手势的方差和差异反映数据波动, 而二次方程涉及方差, 因此需要更高的计算量。由于智能穿戴设备的计算能力和功率有限, 算法的计算量应尽可能小。本文基于差异进行计算。

此外, 假定 X_k^{acc} 、 Y_k^{acc} 、 Z_k^{acc} 分别是微机电系统 (MEMS, micro-electro-mechanical system) 加速度计在第 k 个采样点上沿 X 轴、 Y 轴和 Z 轴的加速度, 假设 X_k^{agr} 、 Y_k^{agr} 、 Z_k^{agr} 分别是 MEMS 陀螺仪沿第 k 个采样点上 X 轴、 Y 轴和 Z 轴的角速度。则其关系可以表示为

$$\Delta_{\text{acc}} = |X_k^{\text{acc}} - X_{k-1}^{\text{acc}}| + |Y_k^{\text{acc}} - Y_{k-1}^{\text{acc}}| + |Z_k^{\text{acc}} - Z_{k-1}^{\text{acc}}| \quad (3)$$

$$\Delta_{\text{agr}} = |X_k^{\text{agr}} - X_{k-1}^{\text{agr}}| + |Y_k^{\text{agr}} - Y_{k-1}^{\text{agr}}| + |Z_k^{\text{agr}} - Z_{k-1}^{\text{agr}}| \quad (4)$$

在设置阈值后, 使用算法精确检测手势的起点和终点。

基于动态多阈值, 通过以下两个步骤截取手势。首先, 将 Ats_1 的初始阈值设置相对较高, 即 $Ats_1 = \max * 0.8$, 其中, \max 是沿加速度方向的 3 个轴得到差异序列的绝对值后计算得到的最大值; 当找到 Ats_1 时, 向前搜索找到 $Atb_1 = \max * 0.2$ 对应的时间点, 此时, Atb_1 为手势起点, 同样可以通过向后搜索检测终点, 找到 $Atf_1 = \max * 0.2$ 对应的点, 从而检测到终点。在此情况下, Atf_1 是终点, 截取手势相关数据的点选择如图 3 所示。

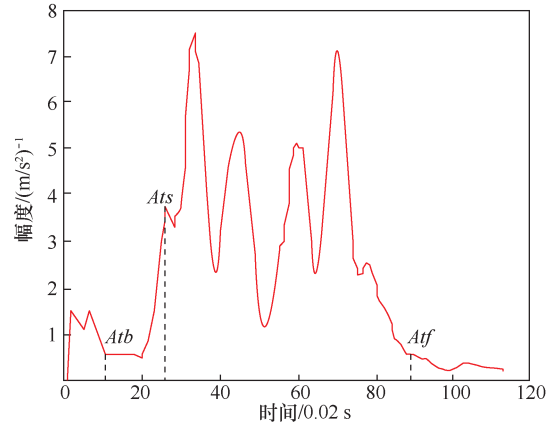


图 3 截取手势相关数据的点选择

基于动态多阈值检测 3 个数据轴的数据, 根据手势类型排除对数据轴产生干扰的影响。最后, 得到有效 Ats_2 、 Ats_3 、 Ats_4 、 Atf_2 、 Atf_3 、 Atf_4 、 Atb_2 、 Atb_3 、 Atb_4 。当确定两个数据集 (Atb_i 、 Atf_i) 时, 定义 Ats 和 Atf 、 Ats 和 Atb 之间的时间差, 从而避免将连续手势错误判定为几个手势。此外, 应定义 Atf 和 Atb 之间的时间差, 使得用户的意外握手动作被错误识别为手势的开始。为了保证手势相关数据的完整性, 在 Atb 和 Atf 处截取的时序适当向 T_e 两端延伸。在平滑处理手势相关数据并进行手势检测后, 首先检测 Ats 对应的时序点; 然后, 向前和向后搜索找到 Atb 和 Atf 对应的时序点。时序适当向 T_e 延伸, 以获得关于手势加速度的完整数据。截取手势相关数据前、截取手势相关数据后分别如图 4、图 5 所示, 显示了截取手势前、后的相关数据对比。

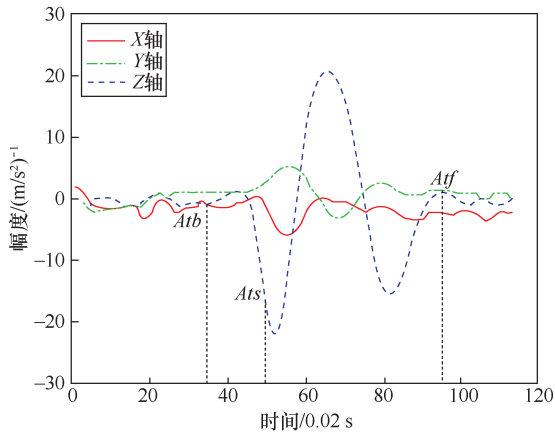


图 4 截取手势相关数据前

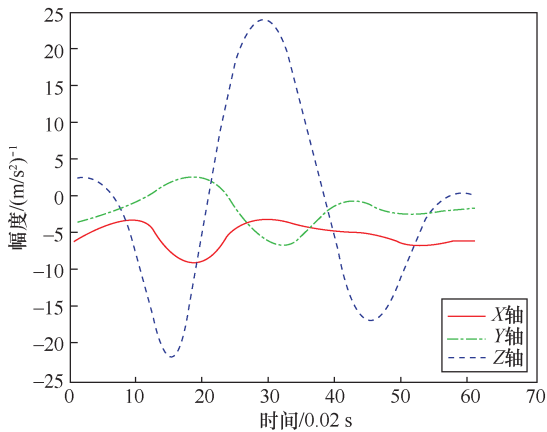


图 5 截取手势相关数据后

在每次检测中，具有相同含义的手势的数据长度和幅度不同。即使同一个人相同的手势，数据长度和幅度也不同，因此必须在相同幅度对数据进行归一化处理，并按相同长度采用，确保手势有统一的量化标准，从而使幅度不会过高且不会错误判定过小的手势。此外，可以在波形不失真的前提下，确定采样点，降低计算复杂度，并提高识别效率。

2.2 基于 DTW 算法的手势识别

作为与非线性时间归一化同样有效的模式匹配模型，DTW 算法基于动态规划对具有指定属性的非线性规整函数的时间轴波形进行近似建模，并使模式的时间轴弯曲以最大程度与另一个模式重叠，目的是去除两个时空模型间的时间差。两个时序的规整如图 6 所示，DTW 算法是隐马尔可夫模型的简化形式，两者在对比简单时序的能力方面相同。DTW 算法能够灵活实现测试和参考模式之间的正确排序。

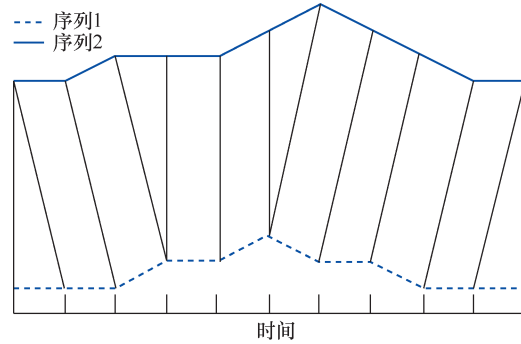


图 6 两个时序的规整

对于 DTW 算法，可以通过动态规划法将关于全局优化的复杂问题转换为关于局部优化的多个问题。在 DTW 算法中，将模板库中存储的所有手势作为样本模板，每个手势模板可以表示为 $\{R(1), R(2), \dots, R(m), \dots, R(M)\}$ 。其中， m 是训练手势的时序数， $m=1$ 是起点的数据帧， $m=M$ 是终点的数据帧， M 是模板的数据帧总数， $R(m)$ 是第 m 个数据帧的手势特征向量。所识别的输入手势是一个测试模板，可以表示为 $\{T(1), T(2), \dots, T(n), \dots, T(m)\}$ ，其中， n 是测试手势数据帧的时序数， $n=1$ 是起点的数据帧， $n=N$ 是终点的数据帧， N 是该模板的数据帧总数， $T(n)$ 是第 n 个数据帧中的手势特征向量。一般来说，在样本模板和测试模板中使用相同类别的特征向量，如梅尔频率倒谱系数 (MFCC, mel frequency cepstral coefficients) 和线性预测编码 (LPC, linear predictive coding)。DTW 算法用于求解时间规整函数 ($j = w(i)$)，使得测试向量的时间轴 (i) 非线性映射到该模板的时间轴 (j)，并满足式(5)。

$$\text{Dist} = \min_{w(i)} \sum d[T(i), R(w(i))] \quad (5)$$

其中， $d[T(i), R(w(i))]$ 是第 i^{th} 个数据帧的测试向量 $T(i)$ 与第 j^{th} 个数据帧的板矢量之间的测量距离。Dist 是最优情况下两个向量之间的匹配路径。

若 $N = M$ ，则可以直接进行计算或需要考虑 $R(M)$ 和 $T(N)$ 是否对应。此对应可以通过线性扩展实现，并且如果 N 小于 M ，则可以将 T 线性映射到一个 M 数据帧序列中，然后计算其和 $\{R(1), R(2), \dots, R(m)\}$ 的距离。但是，上述计算过程未考虑在不同情况下，每个阶段手势持续时间的变化，因此识别效果不好。

本文选取动态规划法进行识别，通过创建一份沿着指定曲线路径的边界链表，并根据手势相关数

据的特征和智能穿戴设备的限制设置失真阈值，对 DTW 算法进行改进。改进的算法不但有效减少了计算量，而且提高了手势识别效率。

根据斜率划定沿 DTW 算法的曲线扭曲处的路径，因此要计算的格子数会大幅度减少。此外，DTW 算法通过斜率约束对搜索路径进行限制。为了使路径不过于倾斜，将斜率设定在 0~2。事实上，由于匹配过程中存在斜率约束，许多格子是不可及的。有限曲线路径如图 7 所示，原始 DTW 算法在判定要计算的点是否满足特定斜率要求前，计算虚线内的所有格点。

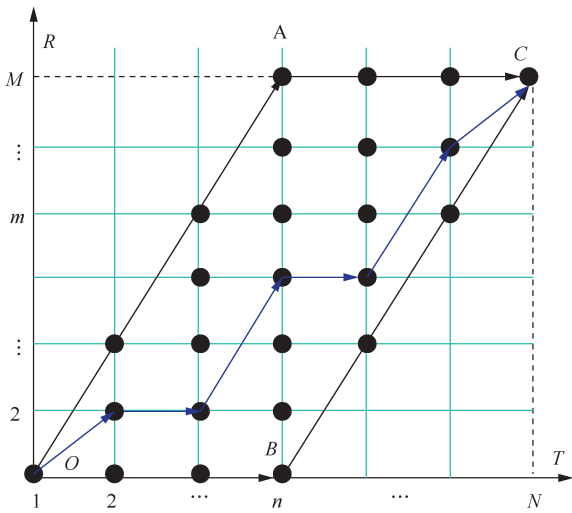


图 7 有限曲线路径

当 M 和 N 都等于 4 时，重复计算 16 次。在限定斜率的情况下，虚线只能在黑点所处的格点上延伸。假设在判定格点是否满足斜率要求后，只计算满足斜率限定要求的标记格点，则匹配频率将显著降低。根据上述分析可以推断，当限定斜率时，可能减少式(6)所示的 $f(M)$ 个格点数，其中， d 表示距离。

$$f(M) = \begin{cases} 2 * \lfloor M/2 \rfloor * (\lfloor M/2 \rfloor + 1), & M = 2d + 1 \\ M^2 / 2, & M = 2d \end{cases} \quad (6)$$

在存在斜率约束的情况下， N （要识别的手势对应的数据长度）和 M （样本模板的数据长度）根据式(7)限定

$$\begin{cases} 2N - M \geq 1 \\ 2M - N \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

如果不满足式(7)，则表示不能对要识别的手势和样本模板的手势进行时间规整，不同手势的差异

很大，即它们属于不同类别。在这种情况下，程序可以直接暂停用于匹配样本模板的当前计算，并跳转至下一个样本模板。

3 3D 手势识别方案

3.1 总体方案

本文在智能穿戴设备的环境下，使用搭载 iOS 9.32 平台的 iPhone 6 识别 3D 手势。考虑硬件平台和 3D 手势识别的及时性，采用优化的 DTW 算法，在合理考虑平台限制和识别速度的同时，该算法可以满足识别要求。在较早期的手势波形和建模手势后，最终确定了 8 种基本手势，手势集的定义如表 1 所示。

表 1 手势集的定义

手势类型	描述
向上抖动	竖向抖动穿戴移动设备
向下抖动	竖向抖动穿戴移动设备
向左抖动	横向抖动穿戴移动设备
向右抖动	横向抖动穿戴移动设备
顺时针画圆形	竖向顺时针画圆形
逆时针画圆形	竖向逆时针画圆形
顺时针画矩形	竖向顺时针和逆时针画矩形
逆时针画矩形	竖向逆时针和顺时针画矩形

上述手势大体上可以相互区分，并且由各自传感器的信息形成的特征量高度可识别，因此可以根据手势的特征值创建不同的分类器。首先，根据计算出的特征值，将 8 个主要手势初步分为 3 类，确定其所属的类别；然后，根据旋转和运动相关手势对这些手势进一步细分以确定运动方向，目的是通过分析细分的特征值来有效分类和识别手势。

3.2 移动设备的实现

为了实现移动设备，将高效算法迁移到基于 iOS 的移动设备上，使得设备能够独立识别 3D 手势，重点分析和处理来自移动设备传感器的数据。本文简要介绍了基于 iOS 的蓝牙通信和移动设备传感器的数据读取和分析方法。

3.3 基于 iOS 的蓝牙数据通信

蓝牙是设备间进行近场通信的便捷方式，苹果手机安装蓝牙 4.0 后，专用 Core Bluetooth.framework 通过蓝牙操作对设备间通信进行统一管理。Core Bluetooth 的设计与客户端和服务端类似，其中，服

务器设备被称为“外围设备”，客户端设备被称为“中心设备”，Core Bluetooth 的完整架构都是基于此概念设计的。CB Peripheral Manager 表示 Core Bluetooth 的外围设备，通常用于启动服务、生成和存储数据。启动和广播服务用于告知用户周围的中心设备有哪些服务和功能可用。CB Central Manager 表示 Core Bluetooth 的中心设备，采用外围设备的数据。中心设备在扫描外围设备后尝试创建连接，成功创建连接后，将获得可用的服务和功能。

外围设备和中心设备之间的交互媒介是 CB Service and CB Characteristic，都使用唯一的 UUID（一种 CBUUID）来确定唯一的服务或特征，每项服务可能具有多个特点。

3.4 基于 iOS 的移动设备的读取传感器

作为处理运动的特殊框架，Core Motion 由加速度计和陀螺仪两部分组成。在发布 iOS 4 之前，UI Accelerometer 专门负责收集数据，而加速过程目前主要由 Core Motion 管理。基于 3 个坐标轴，加速度计通常可以检测其设备的摇摆和倾斜等常见运动，但不包括线性变化。陀螺仪可以更好地检测旋转运动，并根据用户的动作相应移动。

4 3D 手势识别的测试分析

4.1 测试环境和方法

iPhone 5 (iOS7.1.2) 和 iPhone 6 (iOS9.3.2) 使用内置的九轴运动传感器采集手势相关数据来识别 3D 手势，通过智能设备识别和区分数据。基于 iOS 的移动终端和开发平台：选用设备为 MacBook Air，操作系统选用 OS X 10.11.5，集成开发环境为 Xcode 7.2，软件开发适配移动设备搭载的 iOS7.1.2 系统和 iOS9.3.2 系统。

操作电脑对测试结果进行图形化分析，并通过智能终端的内置蓝牙芯片将识别结果发送到 PC 进行统计分析。PC 软件环境：操作系统为 Windows7，Matlab 版本为 2011a，界面和功能由 GUI 设计。

该测试由 10 名学生（包括 5 名男学生、5 名女学生）进行。在静态和稳定状态下做上述 8 个手势，每个手势重复做 10 次后，统计分析每个动作的精确识别率。

4.2 3D 轨迹波形

测试的 8 个手势主要分为两类，即抖动（包括

向上、向下、向左和向右抖动）和闭环运动（如顺时针、逆时针画圆形或矩形）。抖动时，手势特征明显。当用户沿一个方向抖动手机时，轴的加速度将在这一方向上急剧变化，并且可以根据这个变化检测手势。同时，抖动手势通常持续较短，可以区别于其他手势类型。

测试结果表明，此类手势在帮助确定算法方面具有显著特征，3D 轨迹的波形结构如图 8 所示。

向上抖动的手势：数据在 X 轴和 Y 轴保持相对稳定状态，而 Z 轴的数据发生了剧烈变化。在 Z 轴正方向上，速度先增大后减小，处在向上抖动的轨迹上，其波形结构如图 8(a)所示。

向下抖动的手势：数据在 X 轴和 Y 轴上保持相对稳定状态，而 Z 轴上的数据发生剧烈变化。在 Z 轴负方向上，速度先增大后减小，处在向下抖动的轨迹上，其波形结构如图 8(b)所示。

向左抖动的手势：数据在 Y 轴和 Z 轴上保持相对稳定状态，而 X 轴上的数据发生剧烈变化。在 X 轴的负方向上，速度先增大后减小，处在向左抖动的轨迹上，其波形结构如图 8(c)所示。

向右抖动的手势：数据在 Y 轴和 Z 轴上保持相对稳定状态，而 X 轴上的数据发生剧烈变化。在 X 轴的正方向上，速度先增大后减小，正好处在向右抖动的轨迹上，其波形结构如图 8(d)所示。

顺时针画圆形的手势：波形在 X 轴和 Z 轴上较相似，但存在时间间隔，反映了手势的快速运动和慢速运动。在空间内缓慢画圆形时，相对间隔在 X 轴和 Y 轴之间增加，而在相反的情况下减少，间隔从未在两轴之间消失。考虑上述特征，DTW 算法适合检测这类手势，其波形结构如图 8(e)所示。

逆时针画圆形的手势：逆时针画圆形与顺时针画圆形的原理一样，但运动方向不同，因此，影响 X 轴和 Y 轴交替出现的顺序，其波形结构如图 8(f)所示。

画矩形的手势：顺时针画矩形的手势不同于顺时针画圆形的手势，其在空间内的 4 个矩形拐点处停止并减速，因此，其波形明显不同于顺时针画圆形时生成的波形。对于这些手势，数据波形交替出现在 X 轴和 Z 轴上，构成一个 M 形，便于区分这些手势与其他手势，其波形结构如图 8(g)所示。逆时针画矩形的手势与上述步骤一致，而运动方向不同，可能影响 X 轴和 Z 轴交替出现的顺序，其波形结构如图 8(h)所示。

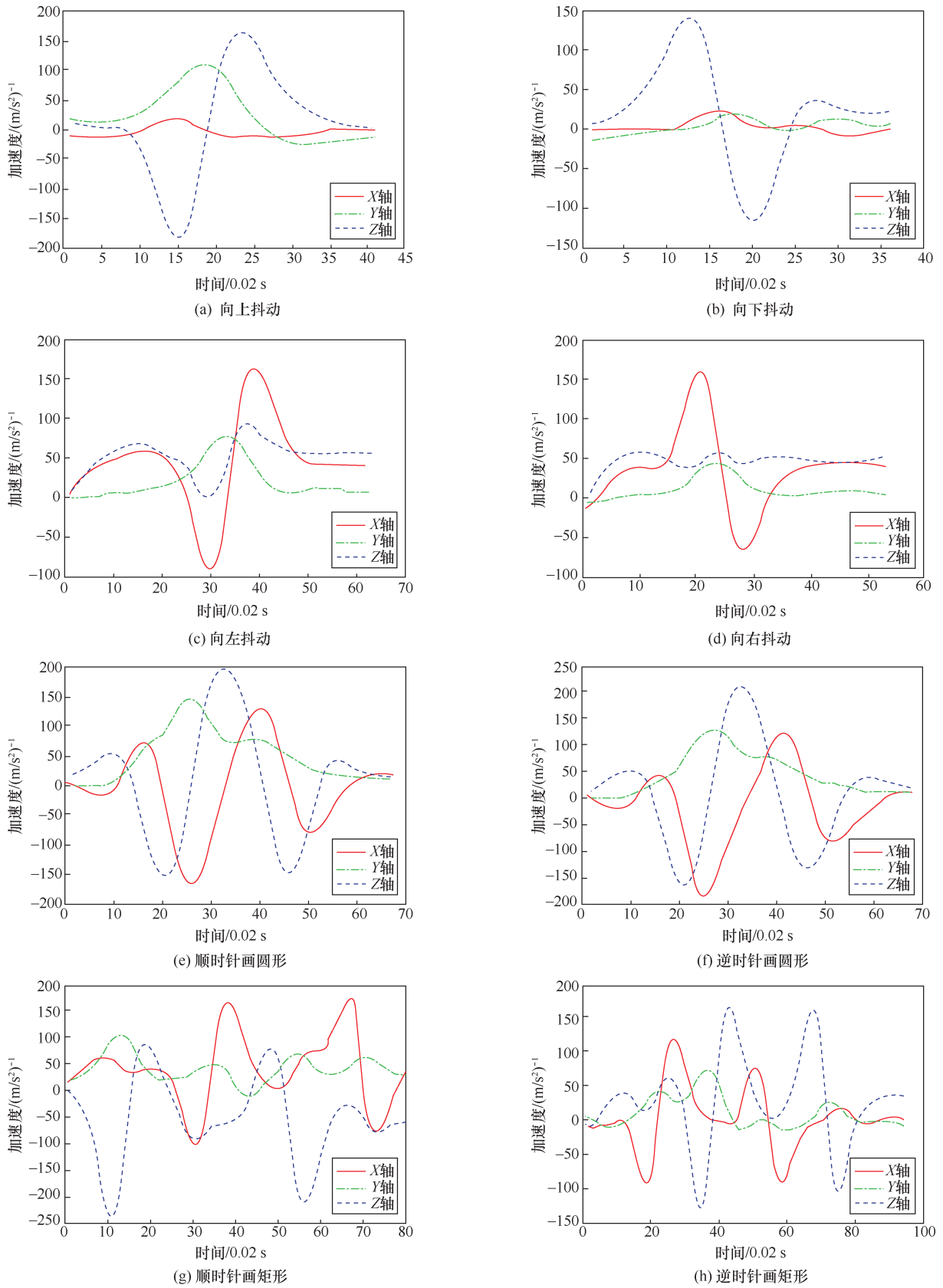


图 8 3D 轨迹的波形结构

4.3 关于手势识别结果的分析

准确性、及时性和个体差异性 是手势识别的 3 个主要技术指标。当分析算法时，方案选择和参数调整的目的是为了更好地提高识别的及时性和准确性，保证用户快速、准确地实现动态手势识别。为了定量分析手势识别算法的准确性，10 名学生在该测试中做 8 个手势，并且每个手势重复做 10 次。然后，统计分析识别每个动作的精度。静态手势识别结果如表 2 所示。

表 2 静态手势识别结果

手势	正确	错误	识别率
向上抖动	84	16	84%
向下抖动	87	13	87%
向左抖动	90	10	90%
向右抖动	89	11	89%
顺时针画圆形	98	2	98%
逆时针画圆形	97	3	97%
顺时针画矩形	90	10	90%
逆时针画矩形	87	13	87%

根据表 2 显示，闭环手势的识别精度最高，原因是在角动能最大的 Y 轴上很少做出错误判定，向上、向下、向左和向右运动过程中容易引起混淆。鉴于 DTW 算法中 Z 轴向上手势的波形与 X 轴向右手势的波形相似度很高，两种手势之间的欧几里德距离较近，因此容易做出错误判定。采集者的个体差异不仅会导致错误判定，而且影响识别率。但是，整体识别率仍高达 90% 左右，并且大体满足实际应用要求。

本文在上述 10 名学生稳步行走的同时进一步识别上述 8 个手势，并对其手势的识别精度进行统计学分析，稳步行走期间所有手势的识别结果如表 3 所示。

表 3 稳步行走期间所有手势的识别结果

手势	正确	错误	识别率
向上抖动	80	20	80%
向下抖动	85	15	85%
向左抖动	89	11	89%
向右抖动	90	10	90%
顺时针画圆形	92	8	92%
逆时针画圆形	91	9	91%
顺时针画矩形	87	13	87%
逆时针画矩形	88	12	88%

对表 2 和表 3 中的数据进行逐项比较可知，与静态状态相比，在步行期间某些手势的识别率较低。通过分析可得，人们在行走时，Z 轴上的加速度有波动，因此上下抖动手势的识别率下降，整体识别率受影响。其他手势不依赖于 Z 轴的数据，因此其识别率基本不受影响。为了解决该问题，可以将步行期间的变化曲线反馈到滤波器，以滤去作为噪声的变化。

5 结束语

本文研究了基于运动传感器的动态手势识别，应用智能穿戴设备的算法并测试了识别精度。创新性地识别了移动设备的 3D 手势，并解决了传统的基于视觉的手势识别技术，这种传统技术容易受外部环境的干扰并受摄像头移动范围的限制。随着移动设备的日益普及，本文提出的方法将推广到更多领域，实现更好的人机交互体验。本文设计了 8 种相对简单且常见的手势，可以根据轨迹进行区分，为将研究成果推广到更多领域奠定了坚实基础。对于所提出的方案，考虑每个人有独特的手势习惯，特别是在做复杂手势时，可以从手势中提取唯一特征，以创建手机解锁和简单身份认证的轨迹指纹。大量测试表明，本文提出的手势识别算法合理有效，平均精度达 90% 左右。当识别闭环手势时，准确率超过 90%。与其他具有相同精度的手势识别算法相比，本文提出的算法复杂度更低，识别速度更快。在行走期间识别手势时，平均识别精度可以满足识别要求，因此，本文提出的算法可以实现较高的识别率。

参考文献:

- [1] YAO Y, FU Y. Contour model-based hand-gesture recognition using the Kinect sensor[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(11): 1935-1944.
- [2] LU Z, CHEN X, LI Q, et al. A hand gesture recognition framework and wearable gesture-based interaction prototype for mobile devices[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2014, 44(2): 293-299.
- [3] MARIN G, DOMINIO F, ZANUTTIGH P. Hand gesture recognition with leap motion and Kinect devices[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2014: 1565-1569.
- [4] MOLCHANOV P, GUPTA S, KIM K, et al. Hand gesture recognition with 3D convolutional neural networks[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE Computer Society, 2015: 1-7.
- [5] CARAMIAUX B, MONTECCHIO N, TANAKA A, et al. Adaptive

- gesture recognition with variation estimation for interactive systems[J]. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, 2014, 4(4): 1-34.
- [6] ZHANG C, TIAN Y. Histogram of 3D facets: a depth descriptor for human action and hand gesture recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2015(139): 29-39.
- [7] TSAI J C, CHANG S M, YEN S H, et al. A real-time hand gesture recognition system for daily information retrieval from the Internet[J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2015, 11(2): 105.
- [8] CHENG H, YANG L, LIU Z. Survey on 3D hand gesture recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 26(9): 1659-1673.
- [9] SENIN. Dynamic time warping algorithm review[J]. Science, 2007: 1-23.
- [10] PLOUFFE G, CRETU A M. Static and dynamic hand gesture recognition in depth data using dynamic time warping[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(2): 305-316.
- [11] WANG H, LI Z. Accelerometer-based gesture recognition using dynamic time warping and sparse representation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(14): 8637-8655.
- [12] LI Z, ZHANG F, ZHANG X, et al. Flight data denoising method based on stationary wavelet transform[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(10): 2790-2810.
- [13] WANG J, LI Z, WANG D. A method for wavelet threshold denoising of seismic data based on CEEMD[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2017, 53(2): 164-172.
- [14] WU X, ZHANG B, ZHANG Z, et al. A new threshold model for gesture recognition based on HMM[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 16(1): 122-125.

[作者简介]



李云鹤(1983-),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士,肇庆学院副教授,主要研究方向为物联网、网络编码、稀疏信号表征与处理。