

基于人体手臂关节信息的非接触式手势识别方法

于乃功, 王 锦

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

摘要: 为了实现在复杂环境中对连续动态手势的识别,以人体固有的手臂关节之间的约束关系及特定手势在三维空间的运动轨迹为特征,提出了一种非接触式手势识别方法. 首先,通过 Kinect 传感器获取人体手臂关节的三维数据;然后,对手势轨迹进行分割,并将具有三维空间特征的手势轨迹转化为一维的手势轨迹;最后,将手势预判过程与改进的动态时间规整(dynamic time warp, DTW)算法相结合,实现对动态手势的快速高效识别. 实验结果表明:该方法对具有时空连续特征的动态手势识别率较高,在复杂背景和不同光照环境中都有较强的鲁棒性.

关键词: 动态手势识别;手势轨迹;动态时间规整

中图分类号: U 461; TP 308

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2016)03-0361-08

doi: 10.11936/bjutxb2015060061

Non-contact Gesture Recognition Method Based on the Information of the Human Arm Joint

YU Naigong, WANG Jin

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: To realize the continuous and dynamic gesture recognition in complex environment, an approach for non-contact hand gesture recognition method was proposed by using the inherent constraint relationship in the arm joints and the specific gesture track characteristics in three-dimensional space. First, a three-dimensional data of human arm joints from the Kinect sensor was obtained. Then, the gesture track with the three-dimensional space characteristics was segmented and converted to one-dimensional gesture track. Finally, gesture to preliminary judgment process with the improved dynamic time warp (DTW) algorithm was combined to achieve fast and efficient recognition of dynamic gestures. The experimental results show that the method of gesture track with the space-time characteristics has a high recognition rate and strong robustness under different light and complicated backgrounds.

Key words: dynamic gesture recognition; gesture track; dynamic time warp (DTW)

人机交互(human-computer interaction, HCI)是指人和计算机之间可以相互理解并进行通信,通过一定的交互方式可以使计算机完成指定任务,是计算机系统的重要组成部分. 现有的人机交互设备主要有键盘、鼠标以及各种模式识别设备. 手势识别是通过计算机对人的手势进行的精确解释,是人机交互的重要研究领域. 随着立体视觉技术的发展,

采用摄像头捕捉手势的计算机视觉技术成为手势识别的研究热点. 与传统的鼠标、键盘等物理设备相比,非接触式的手势交互更加简洁、自然,是未来人机交互发展的趋势.

在计算机图形学领域,动态手势识别是指将图像模型空间中所有点组成的轨迹分类到某个子集的过程,该过程涉及时间和空间上下文,这种手势识别

方法难度大但是实用性强^[1]. 现有的动态手势识别方法可分为2类: 基于模板匹配和基于状态空间. 基于模板匹配的方法是将输入手势的特征向量与各模板手势的特征向量进行匹配, 通过计算两者之间的相似度达到手势识别的目的. 该方法计算复杂度低, 应用广泛, 缺点是对于动态手势的时间间隔比较敏感. 支持向量机 (support vector machine, SVM)、决策树、动态时间规整 (dynamic time warp, DTW) 方法是几种常用的基于模板匹配的方法. 基于状态空间的方法是将静态手势定义为一个状态, 状态之间通过转移概率进行变换, 由于动态手势是静态手势按照时间顺序排列组成的一个集合, 因此遍历一个动态手势的各个状态, 计算它的联合概率, 便可实现动态手势的分类^[2]. 基于状态空间的方法最主要的缺点是计算复杂度高, 隐马尔可夫模型 (hidden Markov model, HMM) 是最为常用的基于状态空间的方法.

本文提出了一种基于人体手臂关节信息的手势识别方法, 从 Kinect 传感器读取手关节运动轨迹数据, 运用几何方法提取手势表观特征并分类, 最终实现复杂环境下手势的高效快速识别.

1 手势轨迹信息的获取及其预处理

1.1 手臂跟踪及有效性判定

Kinect SDK 使得开发者可以在微软 Visual Studio 2010 平台上, 使用 C# 或 C++ 等语言开发一些应用. 本文借助微软 Kinect for Windows SDK 实现对人体手臂准确、实时的定位跟踪. 骨骼点追踪采用了机器学习技术, 通过建立庞大的图像资料库及对深度图像进行像素级评估, 来达到辨别人体的不同部位的目的. 基于骨骼信息的研究主要是针对手部检测和跟踪, 能有效克服光照变化和复杂背景等环境因素的干扰, 实现快捷、准确的定位和识别^[3].

通过 Kinect for Windows SDK 实时追踪人体全身的 20 个骨骼关节点, 如图 1 所示, 所有关节点的 3D 坐标信息不易受到背景灯光以及人体肤色等因素的影响. 选择 20 个骨骼关节点中的 6 个关节点, 分别为左腕、右腕、左肘、右肘、左肩和右肩关节, 进行有效性手臂判定后, 只跟踪有效手臂的手关节点, 并对其运动轨迹进行识别.

手臂在进行运动的时候, 肩关节、肘关节和腕关节 3 点构成了一个动态的三角形, 如图 2 所示. 假设腕关节与肩关节之间的距离为 a , 腕关节与肘关

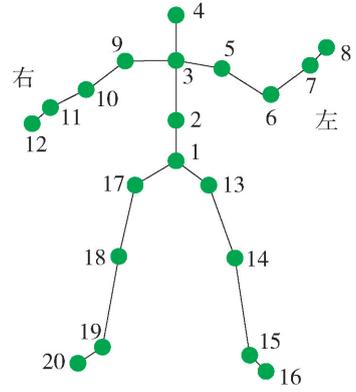


图 1 人体 20 个骨骼关节点

Fig. 1 Twenty bone joints of human body

节之间的距离为 b , 肘关节与肩关节之间的距离为 c . 手臂的长度为大臂与小臂长度之和, 即 $b+c$, 对每个人都是一个确定的值. 当 $0.9a > b+c$ 时, 认为该手臂为有效手臂, 并对手关节进行实时跟踪与数据处理.

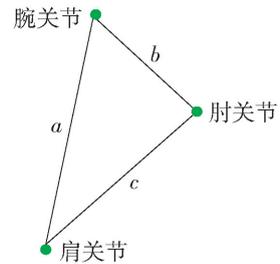


图 2 肩、肘、腕关节组成的三角形

Fig. 2 Triangle composed of shoulder, elbow and wrist joints

1.2 手势设计

以鼠标控制为参考, 本文设计了 5 种常用手势, 如图 3 所示. 实现的功能有: 1) 当某一手臂为有效手臂时, 光标也会跟随着手进行相应幅度的移动, 即完成对鼠标的控制^[4]. 2) 当检测到某种手势时, 光标锁定, 完成相应的手势指令后锁定解除. 3)

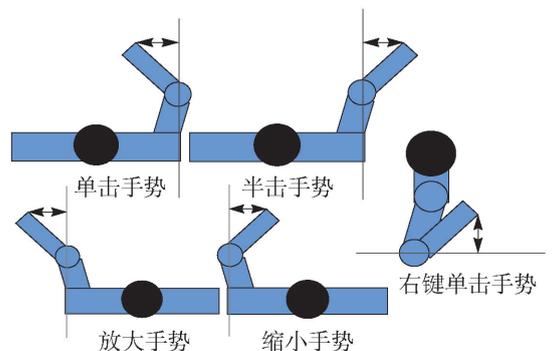


图 3 5 种手势的俯视图和右视图

Fig. 3 Top and right view of five kinds of gestures

半击手势主要用于完成选中 and 拖动等功能, 定义为对鼠标左键的一次按下动作 (LeftDown) 或者一次弹起动作 (LeftUp)。实现的方法是: 通过计算图 1 所示左手或右手关节点在空间的变化, 设定相应的光标移动范围, 进而完成对鼠标的控制。

图 3 中, 每种手势都是手关节的一个往复运动, 以虚线为起点和终点。右手的手势包括了单击、半击和右键单击 3 种最基本的手势, 左手的手势包括了放大和缩小手势。设计的手势不需要大幅度的动作就可完成, 为后面手势轨迹的特征提取奠定了基础。

1.3 手势轨迹分析

图 4 为从 Kinect 传感器获取的手关节的三维运动轨迹, 不同的手势有着不同的运动轨迹。通过对

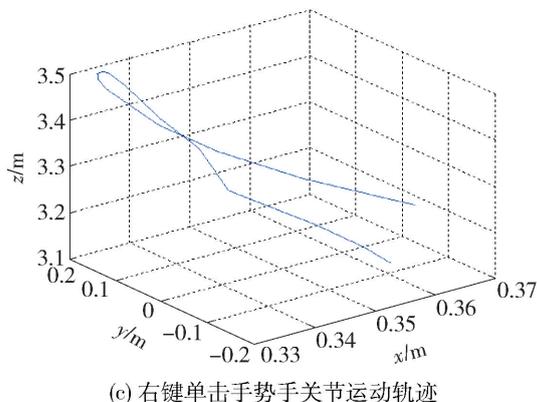
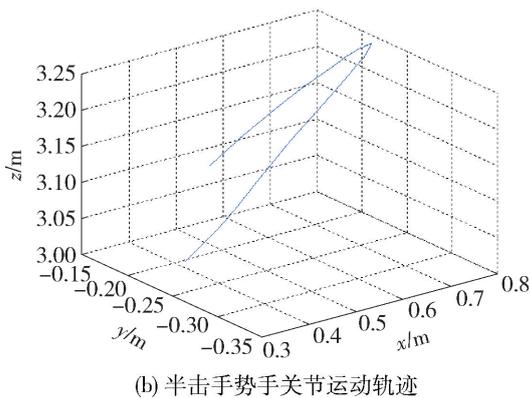
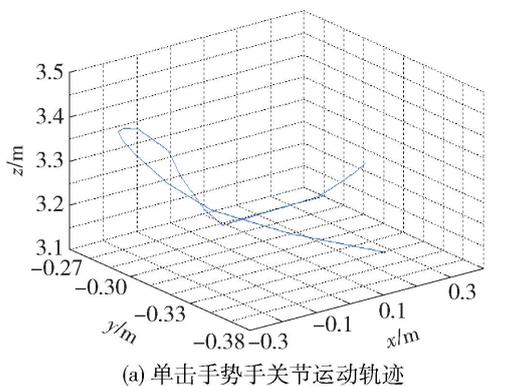


图 4 手势的三维运动轨迹
Fig. 4 Three dimensional gesture trajectory

图 4 三维手势轨迹的研究, 发现不同手势轨迹在 x 、 y 、 z 坐标轴方向上有着一定的差异性与相关性。

图 5 是将 17 个三维连续动态手势分别沿 x 、 y 、 z 坐标轴进行了分解, 从上至下依次为, 手势沿 x 轴方向上的一维运动轨迹, 手势沿 y 轴方向上的一维运动轨迹, 手势沿 z 轴方向上的一维运动轨迹。

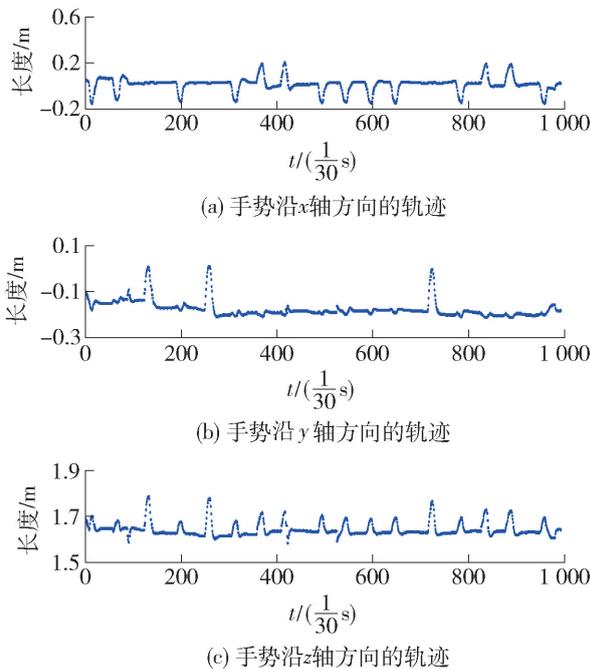


图 5 17 个手势在 x 、 y 、 z 坐标轴方向的轨迹
Fig. 5 17 kinds of gesture trajectory in the direction of the x , y , z axis respectively

相关性表现为: 当 z 轴方向出现局部波峰时, x 轴或 y 轴也会出现一个波峰或波谷。差异性表现为: 不同手势在 x 轴或 y 轴的轨迹变化正好相反。分析可知, 当右手臂有效时, x 轴方向上的波谷表示单击手势, 波峰表示半击手势, y 轴上的波峰表示右键单击手势。同理, 当左手臂有效时, x 轴方向上的波谷表示放大手势, 波峰表示缩小手势。因此, 在后面的实验中, 会将每种手势的三维运动轨迹分解为其在 3 个坐标轴方向上的一维运动轨迹进行研究分析。

2 动态手势识别算法的实现

2.1 DTW

DTW 算法的基本思想: 通过伸长或缩短的方式, 将测试样本的时间序列和参考模板的时间序列相对应, 直到它们的长度一致, 然后通过欧式距离公式来计算 2 个时间序列之间的距离。与此同时, 测试样本的时间序列和参考模板的时间序列会进行非

线性的规整,找到彼此之间的最佳对应点,最后计算对应点之间的欧式距离,便可以得到测试样本与参考模板之间的相似度^[5-6].

给定长度分别为 m 和 n 的 2 个时间序列 R (参考模板) 和 T (测试模板) 以及它们之间的距离矩阵 D , 矩阵元素 (i, j) 表示 r_i 和 t_j 两个点的距离 $d(r_i, t_j)$, 一般采用欧式距离 $d(r_i, t_j) = (r_i - t_j)^2$. 同时, 每个矩阵元素 (i, j) 表示点 r_i 和 t_j 的对齐.

$$R = r_1, r_2, \dots, r_m, T = t_1, t_2, \dots, t_n$$

$$D = \begin{bmatrix} d(r_1, t_1) & d(r_1, t_2) & \dots & d(r_1, t_n) \\ d(r_2, t_1) & d(r_2, t_2) & \dots & d(r_2, t_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(r_m, t_1) & d(r_m, t_2) & \dots & d(r_m, t_n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

当序列 R 和 T 越相似或越接近时, 其值越接近于 0; 2 个序列越不不同时, 其值越大.

规整路径 W 是表示 2 个不同时间序列之间差异性关系的 1 组连续矩阵元素的集合, W 的第 k 个元素定义为 $w_k = (i, j)_k$, 定义了序列 R 和 T 之间的映射.

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_k\} \quad (2)$$

规整路径满足以下约束条件:

1) 有界性

$$\max(m, n) \leq k \leq m + n - 1 \quad (3)$$

2) 边界条件

$$w_1 = (1, 1), w_k = (m, n) \quad (4)$$

任何一种手势快慢都有可能变化, 但是手势轨迹的先后次序不可能改变, 所选路径必定从左下角开始, 在右上角终止.

3) 连续性

$$w_k = (i, j), w_{k-1} = (i', j') \\ i - i' \leq 1, j - j' \leq 1 \quad (5)$$

4) 单调性

如果 $w_{k-1} = (i', j')$, 那么下一个点 $w_k = (i, j)$ 需要满足 $i - i' \geq 0$ 和 $j - j' \geq 0$.

结合连续性和单调性约束, 则可得到最终的累积距离 $\lambda(i, j)$, 也就是序列 R 和 T 的相似度. 寻找最优路径的迭代公式为

$$\lambda(i, j) = d(r_i, t_j) + \min\{\lambda(i-1, j-1), \\ \lambda(i, j-1), \lambda(i-1, j)\} \quad (6)$$

2.2 DTW 算法改进

考虑到实际手势的操作情况, 虽然不同人在执行操作时手势的快慢会有所不同, 但是手势完成的先后次序是确定的, 如图 6 所示, 路径搜索的时候一

定是从左下角开始, 在右上角终止. 除此之外, 为了防止盲目搜索, 一般不容许有向横轴或者纵轴过分倾斜的路径, 所以对路径中各点处路径斜率的最大值和最小值做出了规定, 通常规定最大斜率为 2, 最小斜率为 1/2^[7]. 在平行四边形内由点 $(1, 1)$ 到点 (N, M) 具有最小代价函数, 而平行四边形外部区域的时间序列之间是不需要计算匹配距离的. 此外, 由于每列各格点上的匹配计算只用到了前一列的 3 个网格, 因此, 帧匹配距离矩阵和累计距离矩阵便不需要保存所有数据, 利用这些特点不仅可以减少计算量, 同时也可以减少对存储空间的需求.

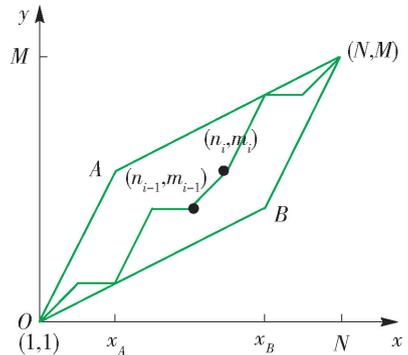


图 6 动态时间规整中的路径搜索

Fig. 6 Path search in the dynamic time warp

N 和 M 分别为测试模板和参考模板的总长度; n_i 表示测试模板的第 i 个向量, m_i 表示参考模板的第 i 个向量; A 和 B 为平行四边形的 2 个顶点.

把测试的手势序列拆分为 3 段, $(1, x_A)$ 、 $(x_A + 1, x_B)$ 和 $(x_B + 1, N)$, 其中

$$\begin{cases} x_A = \frac{1}{3}(2M - N) \\ x_B = \frac{2}{3}(2N - M) \end{cases} \quad (7)$$

式中: x_A 和 x_B 为最邻近的整数; M 和 N 的限制条件为

$$\begin{cases} 2M - N \geq 3 \\ 2N - M \geq 2 \end{cases} \quad (8)$$

若上述条件不满足, 则认为 2 个时间序列之间的差别过大, 无法进行规整匹配.

x 轴上的每帧数据不必和 y 轴上的每帧数据比较, 只需和 y 轴上 $[y_{\min}, y_{\max}]$ 之间的数据帧进行匹配运算. 式 (9) 和 (10) 分别为 y_{\min} 和 y_{\max} 的计算公式.

$$y_{\min} = \begin{cases} \frac{1}{2}x, & 0 \leq x \leq x_B \\ 2x + (M - 2N), & x_B < x \leq N \end{cases} \quad (9)$$

$$y_{\max} = \begin{cases} 2x, & 0 \leq x \leq x_A \\ \frac{1}{2}x + \left(M - \frac{1}{2}N\right), & x_A < x \leq N \end{cases} \quad (10)$$

如果 $x_A > x_B$, 则将测试样本分为 $(1, x_B)$ 、 $(x_B + 1, x_A)$ 、 $(x_A + 1, N)$ 三段。

虽然 x 轴上的帧数和 y 轴上的帧数不同, 但是规整特性是相同的, 用式(11)进行累积距离的更新。

$$D(x, y) = d(x, y) + \min[D(x-1, y), D(x-1, y-1), D(x-1, y-2)] \quad (11)$$

x 轴上每前进 1 帧都按式(11)进行更新, 通过前一列的累积距离 D 和当前列的帧匹配距离 $d(x, y)$, 计算当前帧的累积距离并将其保存在 d 中, 然后将 d 赋值给 D , 则产生了新的累积距离, 这样就可以循环进行下去^[8-10]。图 7 为累积距离矢量的动态更新示意图。

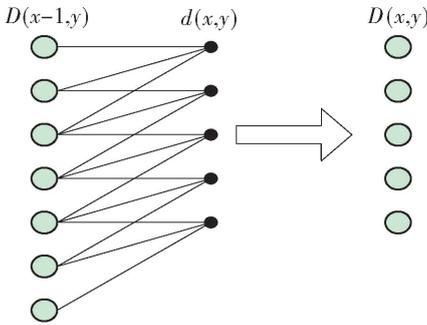


图 7 累积距离矢量的动态更新

Fig. 7 Dynamic update of the cumulative distance vector

3 手势特征提取与识别

3.1 动态手势提取

对动态手势在时间和空间上的轨迹所表示的含义进行识别, 需要解决手势序列的分割歧义性和手势本身存在的时空可变性 2 个问题。手势分割歧义性是指如何确定有效手势轨迹的起点和终点。动态手势的时空可变性是指同一个手势在形状和时间长度上也会存在差异^[1]。

本文根据动态手势的特点, 首先提取手关节的运动轨迹, 并将其转换为 x 、 y 、 z 坐标轴方向上的时间序列曲线。如图 5 所示, 每种手势都会引起 z 轴方向上的轨迹出现局部波峰, 基于此表现特征, 根据 z 轴是否出现波峰对手势进行分割。Kinect 的采样速度为 30 帧/s, 分辨率为 5 mm 左右。根据测试, 每个手势的执行时间一般为 0.5 ~ 0.7 s, 即由 15 ~ 21 个坐标点组成, 因此在进行手势分割后, 提取相对有效的一小段轨迹, 然后再进行后续处理^[11-12]。

3.2 手势的表现特征

不同的手势具有不同的表现手势轨迹, 据此可对手势进行分类, 并最终实现对动态手势的识别。与其他手势特征提取方法相比, 手势的表现特征具有直观、无需参考样本、适应性强等优势^[13]。

本文提出的手势轨迹特征提取的步骤如下。

步骤 1 采集的手势轨迹存在噪声波动, 为了使分割处理过程准确, 需每 30 个轨迹点为一段检测其 z 轴方向轨迹是否出现合格的波峰。如图 8 为 z 轴方向上的一段手势轨迹, 峰值点为 $Q_2(r, q_2)$, 距离峰值点左右分别为 5 个轨迹点的坐标为 $Q_1(r-5, q_1)$ 和 $Q_3(r+5, q_3)$, 当这 3 点满足 $q_2 - q_1 > 0.01$ 并且 $q_2 - q_3 > 0.01$ 时, 认为该波峰合格, 则提取对应时间段的 x 、 y 轴方向上的手势轨迹并进行处理, 否则继续进行检测。

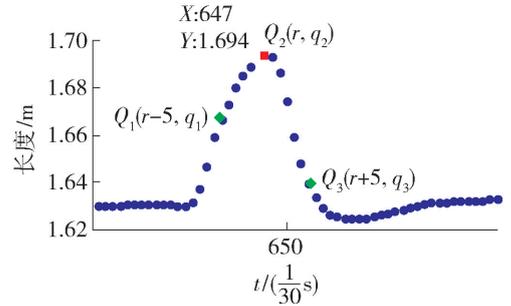


图 8 z 轴方向上的手势轨迹

Fig. 8 Gesture trajectory in the direction of z axis

步骤 2 如图 9 所示, 出现满足步骤 1 的波峰后, 提取对应时间段内 x 、 y 轴方向上出现波峰或波谷的手势轨迹数据。则图 9(a) 中的 x 轴方向上的下凹轨迹数据代表单击手势, 图 9(b) 中的 x 轴方向上的上凸轨迹数据代表半击手势。

3.3 手势预判断

根据本文手势设计可知, 左手可完成放大缩小手势, 右手可完成单击、半击和右键单击手势。当系统判断出右手臂有效时, 将手势指令锁定在单击、半击和右键单击 3 种手势中。除此之外, 这 3 种手势在实际使用中又有着一定的联系。

如完成以下任务: 新建一个名为“歌曲”的 word 文档, 文档中写入标题“在希望的田野上”, 标题为黑体小三并居中, 隔一行写入歌词“我们的家乡……”, 歌词为蓝色宋体四号, 加斜并居中, 将桌面上的一张图片复制到文档最后, 然后保存并关闭文档。

记单击手势为 D, 半击手势为 B, 右键单击手势

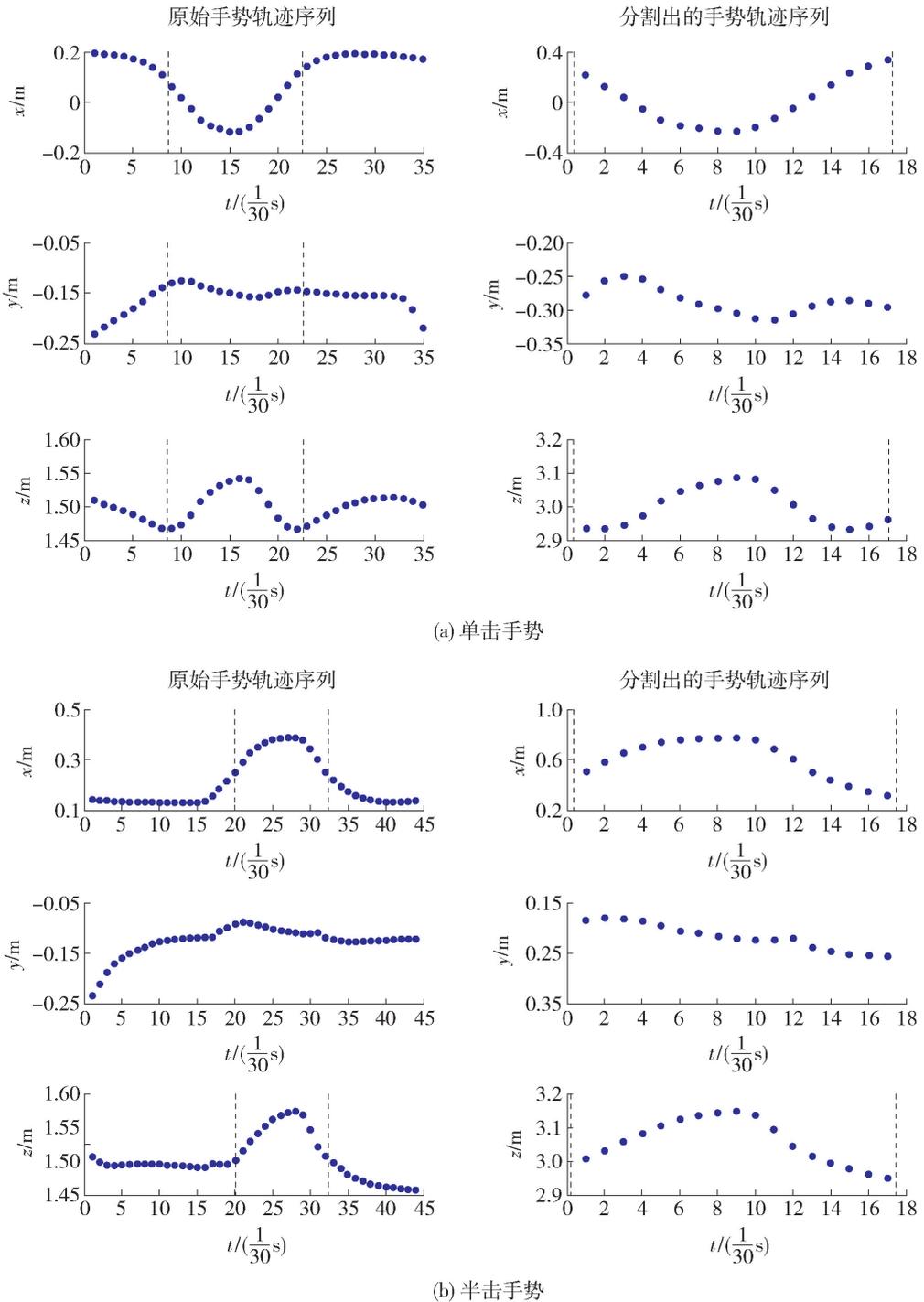


图9 单击、半击手势在 x 、 y 、 z 轴方向的运动轨迹

Fig. 9 Click and half click gesture trajectory in the direction of x , y , z axis

为 Y, 在完成的过程中, 随意选取 2 种使用到的所有手势指令: YDYDDBBDDDDDDDDDBDDDDYDD BBYDYDDDBBBBBBDD 和 YDYDDBBDDDDDDDD BBDDDBBBBDYDDDBBBBBBDD. 从上述实际操作的手势顺序中可以发现, 右键单击手势完成后下一个手势一般为单击手势, 半击手势总是成对出现. 在第 1 种手势顺序中: 单击手势的使用率为

57.5%, 半击手势的使用率为 30%, 右键单击手势的使用率为 12.5%; 在第 2 种手势顺序中: 单击手势的使用率为 55.3%, 半击手势的使用率为 36.8%, 右键单击手势的使用率为 7.9%. 单击手势在实际使用中最高, 其次为半击手势, 右键单击手势使用率最低.

在实际操作中, 若识别出的手势为右键单击手

势或者半击手势, 则在下一次检测到 z 轴有符合条件的波峰出现时, 不必进行匹配计算即可做出判断, 本文提出的手势预判方法, 不仅可以提高手势识别的速度, 还能提高手势识别的正确率。

4 实验及分析

4.1 实验平台

本实验以 Visual Studio 2010、Matlab R2010b、Kinect for Windows SDK 为开发工具, 使用 3D 体感摄像机 Kinect 采集手势数据。

4.2 实验结果

在参考模板中, 每种手势有 5 个参考模板, 5 种手势一共 25 个模板。在测试模板中, 每个人每种手势提供了 10 组样本, 一共 10 个人, 即共 500 个测试样本。分别采用传统 DTW 算法和改进 DTW 算法对采集的动态手势数据与参考模板手势数据进行匹配, 比较两者的识别率。表 1 为使用改进 DTW 算法对一维手势轨迹的识别结果, 表 2 为使用传统 DTW 算法对一维手势轨迹的识别结果。

表 1 改进 DTW 算法对一维手势轨迹的识别率

Table 1 Improved DTW algorithm for one-dimensional gesture trajectory recognition rate %

参考	测试				
	单击	半击	右键单击	放大	缩小
单击	96	3	4	0	0
半击	0	93	0	0	0
右键单击	3	2	93	0	0
放大	0	0	0	97	3
缩小	0	0	0	2	95
未识别	1	2	3	1	2

由表 1、2 可知, 改进 DTW 算法在 5 种手势的识别中具有较高的识别率和准确性, 平均识别率为 94.8%, 平均未识别率为 1.8%, 平均错误识别率为 3.4%; 而传统 DTW 算法的平均识别率为 87.6%, 平均未识别率为 7.8%, 平均错误识别率为 4.6%。

表 3 列出了应用改进 DTW 算法对三维手势轨迹的识别结果, 平均识别率为 88.8%, 平均未识别率为 5.2%, 平均错误识别率为 5%。

针对改进 DTW 算法, 在不同光照强度和复杂背景的条件下, 进行手势识别的结果如表 4 所示。由实验数据可知, 本方法在不同光照强度和不同背景环境下, 都具有比较好的识别效果。

实验分别采用本文改进 DTW 方法和 HMM 对采集到的动态手势进行识别, 平均识别率如表 5 所示。

表 2 传统 DTW 算法对一维手势轨迹的识别率

Table 2 Traditional DTW algorithm for one-dimensional gesture trajectory recognition rate %

参考	测试				
	单击	半击	右键单击	放大	缩小
单击	90	4	6	0	0
半击	0	84	0	0	0
右键单击	4	2	82	0	0
放大	0	0	0	93	5
缩小	0	0	0	2	89
未识别	6	10	12	5	6

表 3 改进 DTW 算法对三维手势轨迹的识别率

Table 3 Improved DTW algorithm for three-dimensional gesture trajectory recognition rate %

参考	测试				
	单击	半击	右键单击	放大	缩小
单击	92	4	7	0	0
半击	0	85	0	0	0
右键单击	2	3	88	0	0
放大	0	0	0	91	5
缩小	0	0	0	4	88
未识别	6	8	5	5	7

表 4 不同光照强度和背景下的手势识别率

Table 4 Gesture recognition rate under the different light intensity and background %

背景	光照		
	强	一般	暗
复杂	94.6	94.8	95.4
单一	95.4	94.4	94.2

表 5 改进 DTW 和 HMM 的平均手势识别率

Table 5 Average gesture recognition rate between improved DTW and HMM %

方法	平均识别率
改进 DTW	94.8
HMM	89.3

5 结论

1) 使用分割后的一维手势轨迹进行匹配时, 改

进 DTW 算法的平均手势识别率为 94.8%, 传统 DTW 算法的平均手势识别率为 87.6%, 相比于直接使用三维的手势轨迹数据进行匹配识别也显示出了绝对的优势。

2) 在进行手势轨迹识别时加入手势预判功能, 提高了手势识别的准确率和效率, 具有重要的实际意义。

3) 基于深度信息的手势识别不受场景光照条件变化的影响, 且易于分割目标手势。本文手势识别结果在不同光照强度和不同背景环境下都具有较强的鲁棒性。

4) 本文设计了 5 种简单实用的手势, 对应了鼠标操作的单击、半击、右键单击, 同时也加入了放大和缩小功能, 为实现人与计算机的交互奠定了基础。

参考文献:

- [1] 陶丽君, 李翠华, 张希婧. 基于 Kinect 传感器深度信息的动态手势识别[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2013, 52(4): 493-497.
TAO L J, LI C H, ZHANG X J. Dynamic gesture recognition based on depth information of Kinect sensor [J]. Journal of Xiamen University (Nature Science Edition), 2013, 52(4): 493-497.
- [2] 陈皓, 路海明. 基于深度图像的手势识别综述[J]. 内蒙古大学学报(自然科学版), 2014, 45(1): 105-111.
CHEN H, LU H M. Gesture recognition based on depth image review [J]. Journal of Inner Mongolia University (Nature Science Edition), 2014, 45(1): 105-111.
- [3] 毛雁明, 章立亮. 基于 Kinect 深度信息的手势分割与识别[J]. 系统仿真学报, 2015(4): 830-835.
MAO Y M, ZHANG L L. Gesture segmentation and recognition based on the depth information [J]. Journal of System Simulation, 2015(4): 830-835.
- [4] 淦创. 基于 3D 体感技术的动态手势识别[J]. 光电技术应用, 2012, 27(4): 55-58.
GAN C. Dynamic gesture recognition based on 3D motion-sensing technology [J]. Photoelectric Technology Application, 2012, 27(4): 55-58.
- [5] 刘贤梅, 赵丹, 郝爱民. 基于优化的 DTW 算法的人体运动数据检索[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(2): 352-360.
LIU X M, ZHAO D, HAO A M. Human movement data retrieval based on DTW algorithm of optimization [J].

Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(2): 352-360.

- [6] WU J, KONRAD J, ISHWAR P. Dynamic time warping for gesture-based user identification and authentication with kinect [C] // 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 2371-2375.
- [7] 荆雷, 马文君, 常丹华. 基于动态时间规整的手势加速度信号识别[J]. 传感技术学报, 2012, 25(1): 72-76.
JING L, MA W J, CHANG D H. Gestures acceleration signal recognition based on dynamic time warp [J]. Journal of Sensing Technology, 2012, 25(1): 72-76.
- [8] SEMPENA S, MAULIDEVI N U, ARYAN P R. Human action recognition using dynamic time warping [C] // Electrical Engineering and Informatics (ICEEI), 2011 International Conference on IEEE. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1-5.
- [9] CHEN L, WEI H, FERRYMAN J. A survey of human motion analysis using depth imagery [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(15): 1995-2006.
- [10] AY B, KARAKOSE M. Motion classification approach based on biomechanical analysis of human activities [C] // Computational Intelligence and Computing Research (ICIC), 2013 IEEE International Conference on. Piscataway, NY: IEEE, 2013: 1-8.
- [11] 冯志远, 张连海. 基于分段动态时间规整的语音样例快速检索[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(2): 265-273.
FENG Z Y, ZHANG L H. Speech sample fast retrieval based on dynamic time warp [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(2): 265-273.
- [12] LEE J H, KIM H K, NAM S W, et al. Application adaptation methods of gesture recognition based user interface [C] // The 19th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision. Piscataway, NY: IEEE, 2013: 258-261.
- [13] 李瑞峰, 曹维清, 王丽. 基于深度图像和表观特征的手势识别[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(增刊2): 88-91.
LI R F, CAO C Q, WANG L. Gesture recognition based on depth image and apparent features [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2011, 39(Suppl 2): 88-91.

(责任编辑 吕小红)