

基于 Kinect 深度信息的手势提取与识别研究

邓 瑞, 周玲玲, 应忍冬

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘 要: 针对基于视觉的手势识别技术对环境背景要求较高的问题, 提出了一种使用深度信息进行手势提取和识别的研究方案。采用了微软 Kinect 摄像头进行手势深度图的采集, 再将深度图转换为三维点云, 根据深度信息过滤来提取手势数据。对手势数据进行方向校正后统计手势数据中深度信息的区间分布特征并输入到支持向量机进行训练, 从而实现了对手势 1~5 的手势识别。实验结果证明, 该手势识别方案的平均识别率达到 95%, 使用设备简单且精度较高, 鲁棒性较好。

关键词: 手势识别; 深度信息; 三维点云; 人机交互; 支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)04-1263-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.04.083

Gesture extraction and recognition research based on Kinect depth data

DENG Rui, ZHOU Ling-ling, YING Ren-dong

(College of Electronic Information & Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Aiming at the problem that gesture recognition technology based on vision required a lot on environment and background, this paper presented a gesture extraction and recognition scheme based on depth data. It utilized Microsoft Kinect to capture gesture depth map, converted the depth map to 3D point cloud, and then used depth map filter to obtain gesture data. After direction adjustment for the gesture, calculated and imported the interval distribution feature of gesture depth information to support vector machine for training, thus implementing gesture recognition for number gesture 1 to 5. Experimental results show that the average recognition rate of this scheme is 95%, and the scheme makes high precision with simple device and good robustness.

Key words: gesture recognition; depth data; 3D point cloud; human-computer interaction; support vector machine

0 引言

手势识别是一种人机交互技术,以人手部的动作直接控制计算机的输入,相比传统的键盘、鼠标等具有自然、直观、易于学习等优点。早期的手势识别主要使用数据手套等传感器设备采集手部关节数据的方法进行手势提取,同时使用神经网络进行关节数据的分析从而获得手势意义,但机械手套一般价格昂贵且使用时有较多限制^[1]。近年来随着技术的发展,使用摄像头捕捉手势的计算视觉技术成为了手势识别的主流方式^[2]。与数据手套等设备相比,使用计算机视觉技术进行手势采集更加自然,便于使用。

使用计算机视觉技术进行手势采集后,需要对获得的图像进行手势分割,将手势从图像中分离出来。手势分割常用的方法主要有增加限制法、肤色检测法等。其中增加限制法通过佩戴有颜色的标志物或使用固定颜色的背景等对采集环境进行限制,从而通过特殊颜色进行手势分割。这种方法降低了手势的自由性,但在采集精确度上有较大优势^[3]。肤色检测法根据肤色在颜色空间分布的特点将图像转换到相应的颜色空间进行阈值分离。使用肤色检测法可以直接从图像中分离出肤色的区域,但目前的技术主要存在以下问题:容易受到复杂背景和复杂光照条件影响,不能与脸部等与肤色相近的位置重叠,不能穿戴非肤色的手套等^[4]。

随着摄像机技术的发展,可以拍摄 3D 信息的摄像机进入人们的视线。20 世纪 90 年代出现的 TOF(飞行时间法)摄像机通过计算光的飞行时间来测量拍摄物体的深度信息。与传统 2D 摄像机相比,TOF 摄像机可以很方便地区分场景中的前景与后景,在目标识别与追踪方面具有独特的优势。但 TOF 摄像机在应用时存在着价格昂贵、分辨率较低等缺点^[5]。

2010 年微软推出了用于 Xbox 360 的体感外设 3D 摄像机 Kinect,使用结构光编码技术获取拍摄图像的深度信息。Kinect 的摄像部分包括一个 RGB 摄像头、一个红外摄像头和一个红外发射器。红外发射器可以发出近红外激光,当激光照射到粗糙物体时会形成具有高度随机性的衍射斑点,称为激光散斑。激光散斑会随着成像物体的距离不同而变换图案,当激光散斑照射到整个空间时即对空间进行了标记。红外摄像头则接收空间标记,传递至 Kinect 内部的 PS1080 Soc 图像处理芯片。图像处理芯片通过分析散斑图案获得的空间距离生成深度影像,并使用 USB2.0 协议传输至 PC 端。相比 TOF 摄像机, Kinect 价格低廉,拍摄分辨率可达像素级,而且由于使用了图像处理芯片,不需要 PC 端额外的计算量,可以使 PC 端以较低的配置达到实时性的要求。

Kinect 的这些特性使其成为了人体识别领域的热门工具。基于 Kinect 的手势识别通常使用 Kinect 获取深度图,然后使用微软提供的 Kinect SDK 进行人体骨架识别从而获得手势位置

收稿日期: 2012-08-01; **修回日期:** 2012-09-24

作者简介: 邓瑞(1988-),女,山东聊城人,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、信号处理(xelless@163.com);周玲玲(1965-),女,副教授,主要研究方向为模式识别、嵌入式系统;应忍冬(1975-),男,副教授,主要研究方向为模式识别、系统可靠性。

及动作意义^[6],或根据深度信息过滤提取出手势部分深度图,再将其转换为平面图,使用2D手势识别的方式进行识别^[7]。但这两种方法都有一定的缺陷:前者使用Kinect SDK时必须在摄像头全身可见的条件下才能进行较为准确的识别,而后者将带有3D信息的深度图转换为平面图进行处理会造成深度信息的浪费,且2D手势识别易受手指遮挡等问题影响。本文使用了Kinect作为手势采集的工具,没有使用2D手势识别的方法,而是将深度图转换为三维点云,利用深度信息进行手势提取和识别分析,相比于2D手势识别有更多的优势。

1 手势提取

本文设计的手势提取和识别算法用于3D虚拟场景的视频会议系统,为了符合系统要求且使手部特征点较多,假设Kinect摄像头与手之间的距离在1 m以内,且手的位置距离摄像头最近。此外,规定手势的手心面向摄像头,指尖向上,手势平面与摄像头平面之间的夹角小于45°。

1.1 像素位置转换为实际位置

用Kinect获得的深度数据是以像素为单位记录的,默认为640×480像素。在进行手势识别时需要根据实际距离的大小进行距离判定,故首先要将像素为单位的深度数据转换成以实际距离为单位的深度数据。设Kinect拍摄的深度图X-Y平面尺寸为 $w \times h$,则其对应实际距离坐标如图1所示,其中原点为摄像头位置。

Kinect返回的深度值不是实际距离,而是一个相对数据。设Kinect返回的某一点深度值为 d_{raw} ,根据Kinect的校准过程,可求得相应的实际距离深度值为^[7]

$$d = K \tan(d_{\text{raw}}/2842.5 + 1.1863) - O \quad (1)$$

其中: $K=0.1236 \text{ m}$, $O=0.037 \text{ m}$ 。

根据实际距离深度值,可求得像素位置为 (i, j, d) 的点的实际位置 (x, y, z) ,其转换式为^[8]

$$\begin{cases} x = \left(i - \frac{w}{2}\right) \times (d - 10) \times s \times \frac{w}{h} \\ y = \left(j - \frac{h}{2}\right) \times (d - 10) \times s \\ z = d \end{cases} \quad (2)$$

其中: $s=0.0021$ 。

1.2 基于距离的分割

为方便数据的处理,将深度图的实际距离数据转换为三维点云进行后续的处理。640×480像素的深度图数据转换为点云后共有307 200个点,如果使用全部数据进行处理会比较耗费时间。基于之前的假设,手部数据距离摄像头不超过1 m,故首先对所有的点进行一次基于距离的深度过滤,去除深度距离大于100 cm的数据。

对深度过滤后的点进行遍历,比较得到与原点距离最小的点的集合。若点集合的内容大于1,可能是最近点附近的若干点距离相同造成的。若这些点的距离过远,则判定为提取时发生错误。若提取正确,则得到的最近点为要提取的手势中的一点。

1.3 用最近邻法则进行手部提取

根据最近邻法则,已确定分类的点附近的点集也属于同一个分类^[9]。用最近邻法则进行手部提取,即以此与原点距离最小的点为球心,做半径10 cm的球,将此球形范围内的所有点都提取出来作为手势锥形。

对手势最近点的所有可能情况进行分析,最近点位置可能手心、指尖或者手腕。在这里只考虑手心向前向下的情况,则忽略掉手腕是最近点的可能性。若最近点在手心,则

此球包含整个手部加上一部分手腕的点;若最近点在指尖,则此球包含上半部分手,有可能丢失下半部分的重要信息。为了防止这种情况发生,求手势锥形中所有点的3D中心位置,再以此位置向y方向正向移动2 cm的位置为球心,做半径10 cm的球,将此球形范围内所有的点都提取出来作为手势保存。这样既可以去除一部分冗余的手腕信息,也可以在最近点为指尖的情况时将球的位置向下移动以保证获得手势中的重要信息。

2 手势分析

本文设计的特征提取方法基于手势点云的Z轴坐标值即深度值的区间,通过统计Z轴连续区间的对应空间中点的数量来计算手势的特征。这种手势分析方法完全基于深度信息进行,不考虑X-Y平面上的点分布,这就要求进行识别的手势在Z方向上有辨识度。本文挑选了用手势表示数字1~5这5个手势进行分析,其相应提取的点云X-Y平面和Y-Z平面投影如图2、3所示。

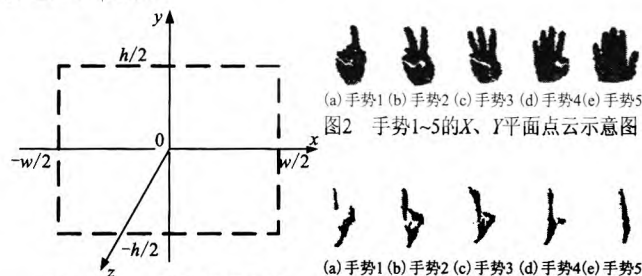


图1 Kinect数据坐标示意图 图3 手势1~5的Y、Z平面点云示意图

2.1 方向校正

基于深度信息的手势分析要求获得的手势在空间方向上尽可能统一,而手势采集的时候不能保证手势平面总是与X-Y平面平行,故在进行分析前要对提取的手势点云进行方向校正。

首先用最小二乘法进行平面拟合^[10],设得到的平面法向量为 (a, b, c) 。

对手势方向进行校正,就是对手势点云进行坐标旋转变换,使其拟合平面旋转至与X-Y平面平行。设拟合平面旋转至与X-Y平面平行时需要绕Y轴逆时针旋转的夹角为 φ_1 ,绕X轴逆时针旋转的夹角为 φ_2 ,则有

$$\varphi_1 = \arctan\left(\frac{a}{c}\right) \quad (3)$$

$$\varphi_2 = \arctan\left(\frac{b}{c}\right) \quad (4)$$

设手势点云中一点为 $\begin{bmatrix} px_i \\ py_i \\ pz_i \end{bmatrix}$,则转换后的点 $\begin{bmatrix} px_i'' \\ py_i'' \\ pz_i'' \end{bmatrix}$ 为

$$\begin{bmatrix} px_i' \\ py_i' \\ pz_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_1 & 0 & -\sin \varphi_1 \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \varphi_1 & 0 & \cos \varphi_1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} px_i \\ py_i \\ pz_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} px_i'' \\ py_i'' \\ pz_i'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi_2 & \sin \varphi_2 \\ 0 & -\sin \varphi_2 & \cos \varphi_2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} px_i' \\ py_i' \\ pz_i' \end{bmatrix} \quad (6)$$

2.2 特征提取

方向矫正后即可对点云进行统计分析和特征提取。

要获得深度区间的分布特征,首先要考虑区间的划分。进行区间划分时需要合理设定区间的长度及总区间数,使得提取的特征能够有一定的区分度,且能包含整个手势的信息。通过对获得的点云进行分析,发现绝大多数点云的深度范围长度在

8 cm 以内。同时观察实际人手,在做手势 1 时的深度区间最大,大约在 8 cm 以内,故选择 8 cm 作为总的区间长度,划分为 8 个区间,每个区间长度为 1 cm。

在进行训练前还需要考虑特征值归一化的问题,由于提取的手势的总点数各不相同,不能简单使用点的数量作为特征值。将每个区间点的数量除以点云内总的点数,获得一个(0, 1)区间内的比值作为该区间特征值记录下来,8 个区间的特征值作为一个特征向量用于识别。例如,图 2、3 中的手势 1 总点数为 4 636,其特征提取数据如表 1 所示。

表 1 手势 1 区间特征提取数据

手势区间	区间点数	区间特征值	手势区间	区间点数	区间特征值
区间 1(0~1cm)	1 325	0.285 8	区间 5(4~5cm)	708	0.152 7
区间 2(1~2cm)	419	0.090 4	区间 6(5~6cm)	249	0.053 7
区间 3(2~3cm)	1 206	0.260 1	区间 7(6~7cm)	0	0
区间 4(3~4cm)	729	0.157 2	区间 8(7~8cm)	0	0

2.3 特征训练

实验使用支持向量机(SVM)进行特征训练和识别。支持向量机在解决小样本、非线性及高维模式识别中有许多特有的优势。将提取到的手势特征向量看做 8 维空间中的一个点,则对手势特征进行分类可以看做寻找该空间中的最优分类平面,将不同的手势特征点分割开来。在线性问题中,可以直接在该空间中划分出相应平面,而实际应用中更常见的是非线性问题,需要通过非线性变换将其转换为某个高维空间中的线性问题进行处理。这个转换过程一般是通过内积核函数 $K(u,v)$ 进行的。不同的内积核函数对应不同的 SVM 算法,在使用时需要进行核函数及相应参数的选择。SVM 有三种常用的核函数^[11]:

a) 多项式核函数:

$$K(u,v)=(\gamma u^T v+c)^d \tag{7}$$

b) RBF(径向基)核函数:

$$K(u,v)=\exp(-\gamma\|u-v\|^2) \tag{8}$$

c) Sigmoid 核函数:

$$K(u,v)=\tanh(\gamma u^T v+c) \tag{9}$$

除核函数及相应参数外,使用 SVM 还须考虑惩罚因子 C 的选择。惩罚因子 C 与空间中离群点的重要性有关, C 值越大则其重要性越高,即在计算时对齐考虑得越多。

本实验中参数选择通过参数遍历和 N 折交叉验证进行比较和选择。 N 折交叉验证将训练样本平分为 N 个子集,每次使用一个子集作为测试集,同时其他子集作为训练集进行训练和测试,将 N 次的平均识别率作为结果,并将参数遍历后得到的最高识别率的参数作为最佳参数。常用的交叉验证为 5 折、10 折及 20 折。对三种核函数分别获得最佳参数后进行比较便可进行核函数的选择。

实验时使用 Kinect 采集手势数据,从中挑选出 200 组比较完整的点云数据,每个手势对应 40 组数据。然后取其中 100 组进行三种核函数的参数遍历与 5 折交叉验证以获取最佳参数。参数遍历与交叉验证所得参数 C 、 γ 和识别正确率的关系如图 4 所示,其中叉号标注的点为选定的最佳点。最佳点的选定以使参数 C 、 γ 最接近 1 为参考规则。

得到最佳参数后再使用另外 100 组数据进行测试获得新数据验证正确率,所得结果如表 2 所示(其中 $d=3,c=1$)。

表 2 不同核函数参数测试结果及比较

核函数	最佳 C	最佳 γ	原数据正确率/%	新数据正确率/%
多项式	0.5	8	100/100	95/100
RBF	2	8	100/100	96/100
Sigmoid	512	0.5	100/100	91/100

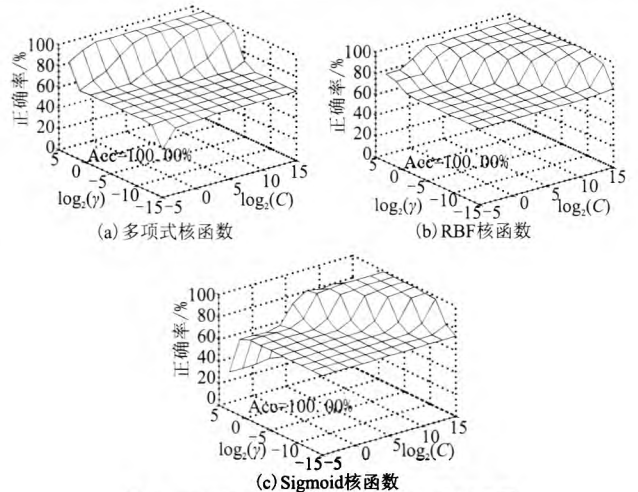


图 4 三种核函数参数遍历与交叉验证结果

根据新数据正确率分析,RBF 核函数效果较好,且参考图 4 可见 RBF 核函数相比其他两种,具有稳定性较好、参数最少、易于运算的特点,应用最为广泛。故本实验选择 RBF 核函数作为 SVM 核函数进行特征训练。

选定核函数后将 200 组数据全部作为训练数据,使用参数遍历和 5 折交叉验证法进行参数选择,获得结果最佳参数 C 为 2,最佳参数 γ 为 8,数据正确率为 99%。

3 结果验证

为了对训练的手势识别模型进行验证,使用 Kinect 重新采集提取 200 组手势点云数据,每种手势 40 组。将手势数据进行特征提取,并将提取得到的特征向量矩阵输入至 SVM 中进行识别。比较 SVM 识别结果和人工识别结果,如表 3 所示。

表 3 手势识别结果

输入	输出 1	输出 2	输出 3	输出 4	输出 5	识别率/%
手势 1	37	3	0	0	0	92.5
手势 2	3	37	0	0	0	92.5
手势 3	0	4	36	0	0	90
手势 4	0	0	0	40	0	100
手势 5	0	0	0	0	40	100

输入的 200 组手势数据中,SVM 识别结果与人工识别结果相同的有 190 组,平均识别率为 95%,相比于传统基于肤色的手势识别技术识别率相近,但不易受颜色、背景和光照影响,鲁棒性较好。使用深度统计信息进行手势识别时,出现错误主要有两种原因:拍摄时细节丢失和手指不自觉弯曲。通过识别结果可以看出,识别手势 1、2、3 时出现错误的概率较高,这是因为拍摄时不可避免会出现物体细节部分信息丢失的情况,导致深度信息错位或识别不全,而手势 1、2、3 的深度特性较为相同,与手势 4、5 之间差别较大,相互之间容易误识别。而手指不自觉地弯曲造成深度信息的错位情况可能出现在所有手势中,如手势 4 和 5 之间,若拍摄手势 5 时大拇指略伸出手平面,就有可能识别为手势 4。在实际应用时,为了避免第一种错误情况,可以对静态手势多次拍摄取识别结果,而 Kinect 输出视频的帧数为 30 fps,完全可以在一个静态识别周期里进行多次识别。第二种错误情况则需要被识别人注意手部动作,或在深度信息上添加平面信息进行辅助识别。

4 结束语

本文设计并实现了基于微软 Kinect 拍摄的(下转第 1274 页)

$$e_s = \frac{e_0 + e_1}{|e_0 + e_1|} \quad (7)$$

其中: e_0 为 X_0 上单位向量, e_1 为 X_1 上单位向量; 又令肘关节旋转轴方向为 Z 轴; 根据右手定则确定 Y 轴。

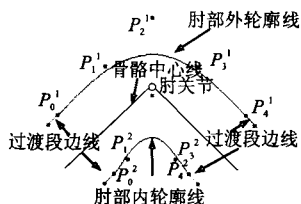


图9 肘部主截面轮廓线

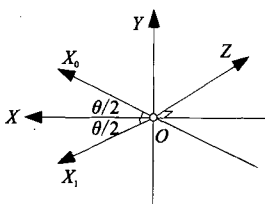


图10 坐标系的转换

因为肘部控制点大致沿 YZ 平面对称, 且变形时控制点主要在 XY 平面(或其平行面)内平移, 所以在坐标系 $XYZO$ 中表示控制点坐标将给实际操作带来很大方便。

图 11 演示了在 OpenGL 中肘部皮肤表面的变形效果。

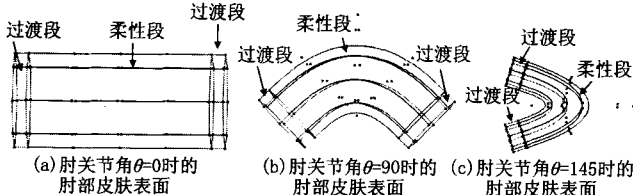


图11 肘部皮肤表面变形效果

大部分人体皮肤的变形与大臂肌肉变形或肘部关节处皮肤变形类似, 如腿部肌肉变形、膝关节和手指关节处皮肤变形等。但也有一些部位的变形与此有较大不同, 如肩关节、颈关节等, 如何用 Bézier 曲线表现这些部位皮肤的变形是下一步研究的重点。

4 结束语

本文详细论述了使用 Bézier 曲线表示皮肤表面变形的方

法, 并用此方法实现了大臂肌肉变形和肘部皮肤变形。可以看到, 使用 Bézier 曲线表示皮肤表面具有变形控制灵活、算法结

构简单等优点; 能有效克服使用单一函数难以表现皮肤表面细

参考文献:

- [1] 王兆其. 虚拟人合成研究综述[J]. 中国科学院研究生院学报, 2000, 17(2): 89-98.
- [2] 李艳, 王兆其, 毛天露. 三维虚拟人皮肤变形技术分类及方法研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(5): 888-896.
- [3] MAGNENAT-THALMANN N, THALMANN D. The direction of synthetic actors in the film Rendez-vous a Montreal[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 1987, 7(12): 9-19.
- [4] YANG X S, ZHANG Jian. Realistic skeleton driven skin deformation [C]//Proc of International Conference on Computational Science and Its Applications. 2005: 1109-1118.
- [5] 夏开建, 王士同. 改进的骨骼蒙皮算法模拟皮肤变形[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(12): 174-176.
- [6] 唐小凤, 王维, 李焱. 一种基于人体测量学数据误差约束的四肢皮肤变形方法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(20): 4827-4830.
- [7] KALRA P, MAGNENAT-THALMANN N, MOCCOZET L, et al. Real time animation of realistic virtual humans[J]. Computer Graphics and Applications, 1988, 19(5): 42-56.
- [8] 李艳, 王兆其, 毛天露. 基于广义交叉截面的实时虚拟人皮肤变形方法[J]. 计算机科学, 2005, 32(1): 190-193.
- [9] 高伟, 郭瑾, 刘德山. 关节处增加截面的三维虚拟人皮肤变形方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(4): 159-162.
- [10] LEWIS J P, CORDNER M, FONG N. Pose space deformation: a unified approach to shape interpolation and skeleton-driven deformation [C]//Proc of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2000: 165-172.
- [11] KOMATSU K. Human skin model capable of natural shape variation [J]. The Visual Computer, 1988, 3(5): 265-271.

(上接第1265页)深度图并将其转换为三维点云进行处理的静态手势提取及识别方案。这种方案假设手部离屏幕距离最近, 根据最近邻法则分割提取手势信息, 通过坐标旋转变换对数据进行深度矫正并根据手势数据中深度信息的区间分布特征进行手势识别。这种方案使用设备简单、计算量少、效率和识别率高, 相比与传统的基于二维视觉信息的手势识别增加了深度信息, 对于在深度方向上有解析度的手势组合识别能力较好, 同时可以解决二维手势识别时对环境背景要求较高, 以及手指水平移动和遮挡造成的识别错误等问题。后续工作可以进行追加数字手势 6~9 或字母手势的识别, 但由于手势增加可能造成深度方向特征可分辨性降低, 而目前本文的方案仅使用深度信息进行识别, 对于手指的前后移动较为敏感, 在后续工作中考虑将平面信息和深度信息结合进行识别会有更好的结果。

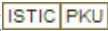
参考文献:

- [1] 曾芬芳, 王建华, 别小川, 等. 基于神经网络的手势识别[J]. 机器人, 1999(1): 40-44.
- [2] 李清水, 方志刚, 沈模卫, 等. 手势识别技术及其在人机交互中的应用[J]. 人类工效学, 2002, 8(1): 27-29.
- [3] HEAP T, HOGG D. Wormholes in shape space: tracking through discontinuous changes in shape [C]//Proc of the 6th International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE Press, 1998: 344-

349.

- [4] 陈敏生, 刘政凯. 肤色检测技术综述[J]. 计算机学报, 2006, 29(2): 194-207.
- [5] 丁津津. TOF 三维摄像机的误差分析及补偿方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2011.
- [6] 黄康泉, 陈壁金, 郑博, 等. Kinect 在视频会议系统中的应用[J]. 广西大学学报: 自然科学版, 2011, 36(z1): 308-313.
- [7] RAHEJA J L, CHAUDHARY A, SIGNAL K. Tracking of fingertips and centres of palm using Kinect [C]//Proc of the 3rd International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation. [S. l.]: IEEE Press, 2011: 248-252.
- [8] OpenKinect Organization. Imaging information for Kinect [EB/OL]. (2011-06-07) [2011-07-10]. http://openkinect.org/wiki/Imaging_Information.
- [9] COVER T, HART P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [10] HOPPE H, De ROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [C]//Proc of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1992: 71-78.
- [11] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.

基于Kinect深度信息的手势提取与识别研究

作者: 邓瑞, 周玲玲, 应忍冬, DENG Rui, ZHOU Ling-ling, YING Ren-dong
作者单位: 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海, 200240
刊名: 计算机应用研究 
英文刊名: Application Research of Computers
年, 卷(期): 2013, 30(4)
被引用次数: 2次

参考文献(11条)

1. 曾芬芳;王建华;别小川 [基于神经网络的手势识别](#)[期刊论文]-[机器人](#) 1999(01)
2. 李清水;方志刚;沈模卫 [手势识别技术及其在人机交互中的应用](#)[期刊论文]-[人类工效学](#) 2002(01)
3. HEAP T;HOGG D [Wormholes in shape space:tracking through discontinuous changes in shape](#) 1998
4. 陈锻生;刘政凯 [肤色检测技术综述](#)[期刊论文]-[计算机学报](#) 2006(02)
5. 丁津津 [TOF三维摄像机的误差分析及补偿方法研究](#) 2011
6. 黄康泉;陈壁金;郑博 [Kinect在视频会议系统中的应用](#)[期刊论文]-[广西大学学报\(自然科学版\)](#) 2011(z1)
7. RAHEJA J L;CHAUDHARV A;SIGNAL K [Tracking of fingertips and centres of palm using Kinect](#) 2011
8. OpenKinect Organization [Imaging information for Kinect](#) 2011
9. COVER T;HART P [Nearest neighbor pattern classification](#) 1967(01)
10. HOPPE H;De ROSE T;DUCHAMP T [Surface reconstruction from unorganized points](#) 1992
11. 张学工 [关于统计学习理论与支持向量机](#)[期刊论文]-[自动化学报](#) 2000(01)

引证文献(2条)

1. 唐春林 [高速结构化光照扫描系统中的三维手势及人脸识别](#)[期刊论文]-[科学技术与工程](#) 2013(25)
2. 闰国年. 周良辰. 盛业华. 廖明 [GIS虚拟现实化方法](#)[期刊论文]-[测绘科学技术学报](#) 2013(4)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjyyyj201304083.aspx