

# 基于深度传感器的坐姿检测系统

曾 星 孙 备 罗武胜 刘涛诚 鲁 琴

(国防科学技术大学机电工程与自动化学院 长沙 410073)

**摘 要** 以检测不良坐姿和分析人们的坐姿习惯为引导,设计了一种基于深度传感器的坐姿检测系统。该系统首先运用 Astra3D 传感器对人体的坐姿进行深度图像采集,基于阈值分割法设计了快速有效的前景提取方法。将坐姿前景分割图在 3 个笛卡尔平面上进行投影,得到 3 个投影图,对投影图进行空白去除、插值缩放、归一化等处理,得到投影特征。经过 PCA 降维后的投影特征与前视图的金字塔 HOG 特征共同组成最终的坐姿特征向量。随后,运用随机森林对 14 种坐姿进行分类识别。实验中,对 20 个人的坐姿深度图像数据库进行统一测试与交叉测试。测试结果表明,所提坐姿识别方法具有很好的识别率与识别速度,并且在坐姿种类、识别率方面优于现有方法。最后,将所提方法在 Android 平台上进行实现,设计了坐姿检测系统的应用软件,实现了坐姿的有效检测和对不良坐姿的及时提醒等功能。

**关键词** 坐姿,深度传感器,随机森林,Android

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.07.041

## Sitting Posture Detection System Based on Depth Sensor

ZENG Xing SUN Bei LUO Wu-sheng LIU Tao-cheng LU Qin

(College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** For the purpose of the detection of bad postures and analysis of people's sitting habit, a sitting posture detection system based on depth sensor was designed. The system first uses the Astra3D sensor to obtain the depth image of human body's sitting posture and designs the fast and effective foreground extraction method based on the threshold segmentation method. The sitting foreground segmentation images are projected into three Cartesian planes respectively and three projection maps are obtained. The background removal, interpolation scaling and normalization are performed for each projection map to obtain the projection features. After the PCA dimensionality, the projection features and the pyramid HOG feature of the front view form the final sitting posture feature vector. Then, random forest is used to classify and identify 14 kinds of sitting posture. In the experiment, the sitting posture depth image database of 20 people is used for uniform testing and cross testing. The test results show that the method of sitting posture recognition has good recognition rate and recognition speed, and it is superior to the existing method in the type of sitting posture and recognition. Finally, the method was implemented on the Android platform and the application software of the sitting posture detection system was designed to realize the effective detection of sitting posture and timely reminder for the bad sitting posture.

**Keywords** Sitting posture, Depth sensor, Random forest, Android

## 1 引言

当前,坐姿已成为人们每天最常采用的姿态,其影响着人们的方方面面。正确的坐姿能够保护人们的身体健康,提高学习和工作效率;错误的坐姿会给人们带来近视、颈椎疾病和肌肉劳损等疾病的困扰。对坐姿进行统计,能隐性地分析出人们的坐姿习惯以及学习和工作状态,因此对坐姿进行识别具有重要的意义。

依据坐姿信息采集方式的不同,可以将坐姿识别方法分为两种:基于传感器的方法和基于图像的方法。基于传感器的方法是最传统的方法,通过传感器(红外、压力、加速度、超声波等)采集数据对坐姿进行检测。Kamiya 等人<sup>[1]</sup>在座椅上安装压力传感器,通过压力的检测实现了包括向前、向后、向左等 9 种坐姿的检测。这种方式具有测量数据准确度高的优点,但是也存在数据单一、使用不便以及成本高等局限性。相比于基于传感器的方法,基于图像的方法运用摄像头获取用

到稿日期:2017-05-17 返修日期:2017-08-15

曾 星(1993—),男,硕士生,主要研究方向为传感器与战场环境监测,E-mail:1019289020@qq.com;孙 备(1991—),男,博士生,主要研究方向为传感器与战场环境监测,E-mail:616358221@qq.com(通信作者);罗武胜(1972—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为传感器与战场环境监测;刘涛诚(1994—),男,硕士生,主要研究方向为传感器与战场环境监测;鲁 琴(1980—),女,副教授,主要研究方向为传感器与战场环境监测。

户的坐姿图像,通过图像处理实现坐姿的识别,具有使用方便、获取信息丰富的优点。目前,基于图像的坐姿识别的相关研究相对较少,但也有一些方案。其中一类是运用彩色图像进行坐姿识别:王春阳等人<sup>[2]</sup>通过人体坐立时的眼睛位置、人脸大小以及肩部位置对6种坐姿进行了识别;Wu等人<sup>[3]</sup>利用肤色在YCbCr空间聚集在一片固定区域且在CbCr平面上投影为一个近似椭圆的特性,在运动目标区域提取肤色区域,并对检测出的肤色灰度图进行PCA运算,实现了8种典型坐姿的识别;袁迪波等人<sup>[4]</sup>应用YCbCr平面投影的椭圆特性提取坐姿情况下的肤色特征,并依据不同的阈值提取坐姿的SURF特征,进行特征融合后,基于BP神经网络对7种坐姿进行了识别。这类方法由于使用的是彩色图像,因此容易受到光照和复杂背景的影响。另一类是运用深度图像进行坐姿识别:张鸿宇等人<sup>[5]</sup>通过提取坐姿深度图像的轮廓特征Hu矩,采用SVM分类器对3种坐姿进行了识别;Huang等人<sup>[6]</sup>通过提取深度图像的深度上下文特征,基于随机森林分类器对3种坐姿进行了识别。这类方法不易受光照和环境的影响,但是可以识别的坐姿种类过少。

综上,相比于彩色图像,深度图像具有不受光照变化和复杂环境影响的优点,而且能够获取图像的三维信息。另外,颜色信息对坐姿识别的作用不大。因此,本文提出了一种基于深度图像的坐姿识别方法,并设计了坐姿检测系统。与现有方法相比,本文所提方法具有以下优点:1)对14种常见坐姿进行识别,识别内容丰富;2)针对坐姿设计了快速有效的前景提取方法;3)基于坐姿深度图像,通过提取投影特征与HOG特征来对坐姿进行识别,识别精度高,且不受光照和背景的影响;4)设计的坐姿检测系统具有很好的实用性与便携性。本文所提系统的实现方案如图1所示。首先,使用Astra3D传感器采集人体坐姿深度图像;随后,对深度图像进行前景提取,去除背景与干扰;其次,将坐姿深度图在3个笛卡尔平面进行投影得到投影特征,并将其与前视图的金字塔HOG特征组成最终的坐姿特征向量;最后,运用随机森林对坐姿进行测试与分类。实验中,共邀请了20个人进行坐姿采集,对每人采集14种不同姿态,由此建立了坐姿深度图像数据库,并对整个数据库进行统一测试与交叉测试,测试结果表明,所提识别算法具有很好的识别率与识别速度。最后,在Android平台上实现了整套识别算法,设计了坐姿检测系统,实现了坐姿的检测、提醒与统计等功能。

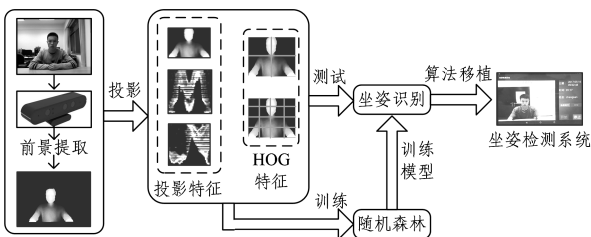


图1 坐姿检测系统的实现流程图

Fig. 1 Flow chart of sitting posture detection system

## 2 Astra3D 传感器概述

Astra3D 传感器是由深圳奥比中光(orbbe)研发的3D

传感摄像头。它具有深度数据精度高、小型化以及兼容性强等优点,能够支持Windows,Android以及Linux等主流操作系统。Astra3D传感器主要由RGB摄像头、红外发射装置、红外摄像头以及麦克风4个部分组成,相关配置如表1所列。

表1 Astra3D传感器的结构和功能

Table 1 Structure and function of Astra3D sensor

硬件结构	功能介绍
RGB摄像头	获取彩色图像,视角:垂直方向49.4°,水平方向63.1°
红外发射装置	发射红外线,形成散斑图像,测量范围为0.6~8m
红外摄像机	接受散斑信息形成深度图像,精度为1m;±1~3mm 视角:垂直方向45.5°,水平方向68.4°
麦克风	用于声源定位和语音识别

本文需要使用Astra3D传感器的深度图像进行坐姿识别,因此着重对深度图像进行介绍。

Astra3D传感器首先运用光编码技术得到深度距离,随后对深度距离(Astra3D传感器反馈的Z轴数据(Vector3)即对应实际距离,单位为mm)进行转换,最终映射为像素值在0~255范围内的深度图像。Astra的深度图像分辨率为320×240,深度帧速率为30fps/s,深度有效检测范围为0.5~8m。图2给出了Astra3D传感器采集到的RGB图像与对应的深度图像。

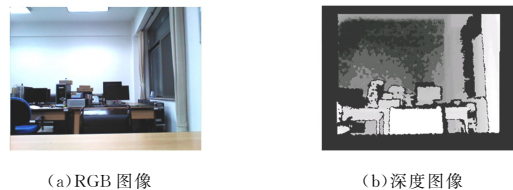


图2 Astra3D传感器采集的RGB图与深度图

Fig. 2 RGB image and depth image of Astra3D sensor

## 3 坐姿深度图像的特征提取及坐姿识别

### 3.1 数据采集环境的搭建

综合考虑人们的坐立情况、深度图像的视场大小以及深度的有效距离,将Astra3D传感器安放在书桌中央,传感器正对着人。采集坐姿深度图像的实验环境如下:传感器距离书桌边缘0.9m(该距离范围内,深度数据的精度较高,且能够保证人体坐姿的区分度),将传感器高度调整为37cm,使得在深度图像的视场下边缘比书桌边缘稍高,以有效排除书桌上的杂物以及手部的影响。

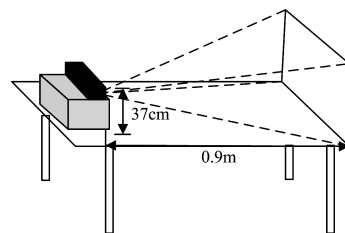


图3 数据采集环境模拟图

Fig. 3 Simulation of data acquisition environment

### 3.2 坐姿深度图像的前景提取

由于深度图像中的背景与外部人体会对坐姿检测带来严重影响,因此需要进行前景提取。本文针对坐立情况设计了

一种快速有效的前景提取方法。

考虑到人坐立的特殊场景,给出如下假设:1)人坐立时和周围背景存在一定的距离;2)人坐立时,Z轴方向(深度距离)没有大范围的变化;3)人体与传感器之间不会有其他遮挡物;4)人体坐立时会有外界人体的干扰,但是这个干扰通常是在目标的后方出现;5)人体会坐在图像视野的中间位置。图 4 给出了采集的人体坐立深度图像,可以看出,人与背景的深度图像灰度值存在较大的差异。本文正是基于这一特点,利用阈值分割法进行快速的前景提取。



图 4 坐姿深度图

Fig. 4 Depth image of sitting posture

该方法可分为以下几个步骤:1)选择两个固定区域。依据上述假设 2)和假设 5)选择第一个区域(见图 4 中的方框 1),其主要用于初始化时的图像分割以及后续图像分割算法出现异常时的快速恢复;依据上述假设 3)和假设 4)选择第二个区域(见图 4 中的方框 2,方框上下边对应的行数分别为  $BoxTop_0$  和  $BoxBottom_0$ ,方框左右边对应的列数分别为  $BoxLeft_0$  和  $BoxRight_0$ ),其主要用于初始化时的干扰去除以及后续干扰去除异常时的快速恢复。2)当摄像头初始化时,首先获取方框 1 中的平均深度距离值,将其设为人体的最远深度距离  $MaxTargetDepth$ 。随后均匀获取深度图像中的点(图像分辨率为  $320 \times 240$ ,每隔 10 个像素提取一点),将每个点的深度距离放入向量  $a$  中,并与  $320 \times 240$  比较得到背景点:

$$i \in \begin{cases} \text{目标}, & a[i] < MaxTargetDepth \\ \text{背景}, & a[i] > MaxTargetDepth \end{cases} \quad (1)$$

其中, $i$  为图像中的像素点, $a[i]$  为像素点的深度距离值。3)随后,求得所有背景点中最近的深度距离值  $MinBackgroundDepth$ ,将其作为阈值对深度图像进行分割,即可去除背景。前景提取最主要的目的是去除背景,而利用背景的最近距离进行分割不仅可以有效去除背景,而且不会对目标产生影响。4)求取方框 2 外部的所有像素点中的最近深度距离值  $MinDisturb$ ,设定分割阈值为  $(MinDisturb - 100)$ (100 代表 0.1 m),再次对图像进行分割,即可去除外部人体的干扰。由于方框 2 外部和内部的干扰深度距离值相差不大,因此根据方框外的干扰深度距离即可有效去除干扰。5)最后,对分割图像进行中值滤波、膨胀与腐蚀,去除图像中的空洞与轮廓边缘的毛刺。

由于实际的坐姿识别过程中需要连续地捕捉图像,因此为了使后续每一帧图像都能很好地去除背景与干扰,并且不受人体姿态动作变化的影响,本文设计了一种更新方法。具体步骤如下:

- 1)初始化,根据方框 1 获取  $MaxTargetDepth_i$ 。
- 2)执行式(1)。
- 3)获取  $MinBackgroundDepth_i$  作为阈值,进行背景移除。
- 4)获取方框 2 外部的最近深度距离值  $MinDisturb$ ,以  $(MinDisturb - 100)$  作为阈值,去除外部人体干扰。

5)求取前景图的像素比值:

$$d = \frac{pixel_{Nonzero}}{320 \times 240} \quad (2)$$

其中, $pixel_{Nonzero}$  为前景图中不为零的像素点总数。根据坐姿深度图可知,当前景提取效果较好时,图中只有人体图像,像素比是一个中等大小的值;而当前景提取异常时,坐姿图是全亮或者全黑的状态,像素比值会很大或者很小,因此可以根据像素比值来判断前景提取是否正常。另外,根据前景图求取人体轮廓的最高点、最低点对应的行数  $top_i$  和  $bottom_i$ ,以及最左边点、最右边点对应的列数  $left_i$  和  $right_i$ 。

6)对于下一帧,如果前景提取算法正常,即  $(0.1 < d \& \& d < 0.8)$ ,则令  $MaxTargetDepth_{i+1} = MinBackgroundDepth_i - 500$ (500 代表 0.5 m),更新方框 2 的大小,令  $BoxTop_{i+1} = top_i - 15$ ,  $BoxBottom_{i+1} = bottom_i + 15$ ,  $BoxLeft_{i+1} = left_i - 15$ ,  $BoxRight_{i+1} = right_i + 15$ (15 代表 15 个像素点),返回步骤 2);如果前景提取算法异常,即  $(d > 0.8 \parallel d < 0.1)$ ,则令  $BoxTop_{i+1} = BoxTop_0$ ,  $BoxBottom_{i+1} = BoxBottom_0$ ,  $BoxLeft_{i+1} = BoxLeft_0$ ,  $BoxRight_{i+1} = BoxRight_0$ ,返回步骤 1)。

前景提取效果如图 5 所示。分析可知,本方法可以有效地去除背景以及外部人体的干扰,从而得到良好的前景提取图,同时还具有实时性好以及不受人体动作影响的优点。



图 5 前景提取图

Fig. 5 Foreground extraction image

### 3.3 坐姿前景提取图像的特征提取

人体坐姿深度图像的前景提取图包含轮廓、距离、深度等多项信息。本文基于人体坐姿深度图提出了一种快速且准确的坐姿识别算法。算法的整体流程如图 6 所示,主要包括两大部分:1)在 3 个笛卡尔平面上对人体坐姿深度图进行投影,随后对投影图进行双三次插值,并进行归一化,最后进行 PCA 降维,得到投影特征;2)提取前视图的金字塔 HOG 特征。

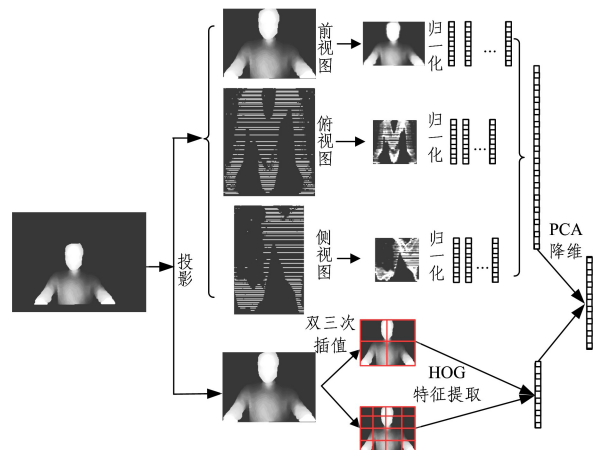


图 6 特征提取流程图

Fig. 6 Flow chart of feature extraction

第一部分:对于给定的坐姿深度图像,在3个笛卡尔平面上进行投影,分别得到前视图、俯视图与侧视图。前视图就是直接取深度图像在该像素处的像素值,从而形成一幅二维的 $320 \times 240$ 的图像。俯视图和侧视图则是分别从俯视与侧面的角度建立全新的平面坐标系。从俯视与侧面角度观察,深度图像在某一像素点有值,则该像素点的值加1(例如,深度图中点(180,120)的像素值为222,则俯视图中点(180,222)的像素值加1,侧视图中点(120,222)的像素值加1),依次堆叠,从而形成了两幅二维图像,即 $320 \times 255$ 的俯视图和 $240 \times 255$ 的侧视图。如此,就从一幅深度图像上得到了3幅二维图像。对于投影图像中存在的大部分全黑且无用的区域,考虑将其去除。具体方法是,分别遍历投影图像的行与列,将投影图中的全0行与全0列去除,从而得到饱满的投影图。具体流程如图6所示。

对于饱满投影图:1)不同人以及不同坐姿生成的投影图大小不同,在生成特征向量时会导致特征向量的维度不统一;2)投影图像较大,生成的特征向量的维数较大;3)投影图中像素点过于间断,无用信息过多。综合考虑,需要对投影图进行缩放,并统一每个投影平面的投影图大小。本文采用双三次插值对图像进行插值缩放,缩放后的前视图、俯视图和侧视图的大小固定,分别为 $70 \times 50, 50 \times 50, 50 \times 50$ ,如图6所示。式(3)为双三次插值缩放公式:

$$F(i', j') = \sum_{m=-1}^2 \sum_{n=-1}^2 F(i+m, j+n) R(m-dx) R(dy-n) \quad (3)$$

其中, $F(x, y)$ 为点 $(x, y)$ 的像素值, $R(x)$ 为差值表达式。

由于投影图在不同像素点的像素值有很大的差别,较大的像素值会对实验结果造成影响,因此分别对3个投影图的像素值进行归一化处理,即将所有的像素值都按比例缩放到0~1之间。

$$d_{(i,j)} = \frac{D_{(i,j)}}{D_{\max}} \quad (4)$$

其中, $D_{(i,j)}$ 为投影图中点 $(i, j)$ 的像素值, $D_{\max}$ 为投影图的最大像素值, $d_{(i,j)}$ 为归一化后的值。

最后,将归一化处理后的 $m$ 行 $n$ 列的投影图像矩阵变换为 $m \times n$ 行的列向量 $H_i$ ,其中 $i$ 表示3个投影图。将3个列向量按照前视图、俯视图和侧视图的顺序组成一个投影特征向量:

$$H_1 = [H_f, H_t, H_s] \quad (5)$$

$H_1$ 的维度大小为 $H_{dim} = 50 \times 70 + 50 \times 50 + 50 \times 50 = 8500$ 。鉴于投影特征向量维度过大,使用PCA<sup>[7]</sup>进行降维,降维后保留98%的主成分,将特征向量的维度降到百级,得到新的投影特征向量 $H_1'$ ,其主要反映的是坐姿的距离和深度等特征。

第二部分:对前视图进行双三次插值缩放,得到 $64 \times 64$ 的前视图;随后对前视图进行两层HOG<sup>[8]</sup>特征的提取,第一层网格大小为 $2 \times 2$ ,第二层为 $4 \times 4$ , $overlap$ 为0.5,将 $360^\circ$ 分成9个部分。分别对每一层求取HOG特征后,按列向量的

形式排列起来得到 $H_2$ ,其主要反映的是坐姿局部区域的边缘和形状特征。

最后,将 $H_1'$ 与 $H_2$ 叠加,得到能综合反映坐姿的特征向量 $H = [H_1', H_2]$ 。

### 3.4 基于随机森林的坐姿识别

坐姿特征提取完成后,需要通过一定的分类算法在特征向量与坐姿类别之间建立对应关系。随机森林分类器是一个多类分类器,具有学习和识别速度快、不易过拟合的优点,因此本文采用随机森林对坐姿进行分类。

随机森林<sup>[9]</sup>(Random Forest, RF)的核心思想是通过组合多个弱分类器形成强分类器,首先运用弱分类器进行单独分类,随后根据所有的分类结果进行投票,得到最终的分类结果。基于随机森林的坐姿分类识别过程如下:首先,用上述特征提取算法提取所有用于训练的坐姿图像的特征向量,组成特征训练集;然后,在特征训练集中有放回地抽样 $n$ 个样本,样本的容量与训练集相同;最后,分别对 $n$ 个样本进行决策树训练得到 $n$ 棵树,所有的树组合起来就得到了随机森林,即坐姿识别的训练模型。

当需要判断某个样本图像的坐姿类别时,将该样本图像的特征向量分别输入到随机森林的 $n$ 棵决策树中,得到 $n$ 种分类结果。随后,采用投票表决的方式决定最终的坐姿类别。

## 4 实验与讨论

邀请20名男女志愿者进行坐姿数据采集,采集的坐姿为人们坐立时常见的14种常见姿态(正直、左偏头、右偏头、低头、仰头、身体右斜、身体左斜、举右手、举左手、右手托腮、左手托腮、后躺、伸展、趴下)。每个人坐在书桌前自然地做出这14种姿态,并且要求每个人在做每种姿态时要有一定的变化,传感器实时地存储每个人的坐姿前景分割图像。所有人的坐姿图像采集完成后,对每个人的每种姿态随机提取30张不同的图像。最终,建立了人体坐姿深度图像数据库,其中包括20个人的坐姿,每个人14种坐姿,每种坐姿30张图像,总共8400张图像。数据库的部分图像如图7所示。

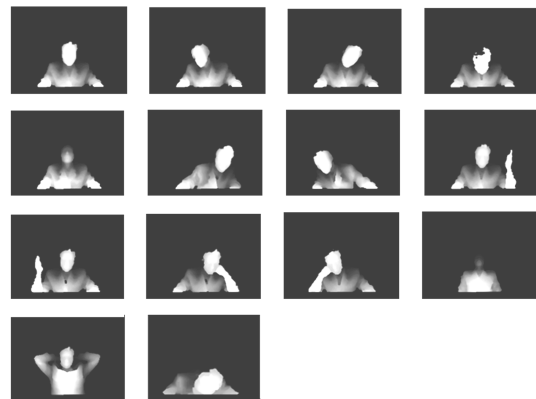


图7 坐姿数据库

Fig.7 Sitting posture database

本文运用随机森林进行分类识别。由于随机森林中树的棵数对识别速度和识别精度有所影响,综合考虑,设置随机森



外,由于 Astra3D 传感器支持多个操作平台,因此该算法还可以在 Windows, Linux 等平台上实现。

为了验证该坐姿检测系统的可行性与有效性,让一名志愿者坐在传感器前正常学习,使用本系统对其进行实时检测,系统测试结果如图 11 所示。

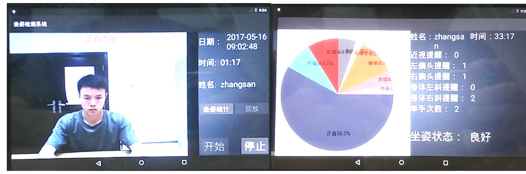


图 11 系统测试结果

Fig. 11 Results of system test

通过测试结果可知,本系统能够对人体的坐姿进行有效检测和对不良坐姿进行及时提醒以及对坐姿进行准确统计。除此之外,本系统还具有便携性、小型化等优点。

**结束语** 本文以检测不良坐姿和分析人们的坐姿习惯为引导,设计了一种基于深度传感器的坐姿检测系统。首先,基于坐姿深度图像设计了一种前景提取方法,对背景和干扰进行了有效去除;随后,对提取到的坐姿前景图进行投影特征与金字塔 HOG 特征的提取,并运用随机森林进行分类识别;最后,运用坐姿深度图像数据库进行统一测试与交叉测试,测试结果表明该方法具有很好的识别率与识别速度。出于实用化考虑,本文基于 Android 平台设计了坐姿检测系统应用软件,实现了坐姿的有效检测与不良坐姿的及时提醒等功能。未来的工作主要是建立更大的坐姿数据库,提高坐姿识别精度,以及分析提取更多的坐姿特征对一些复合姿态进行识别。

## 参考文献

- [1] KAMIYA K, KUDO M, NONAKA H, et al. Sitting posture analysis by pressure sensors[C]// International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2008: 1-4.
- [2] WANG C Y. Research on the Monitoring of Setting Posture Based on Image Technology [D]. Xi'an: Xidian University, 2013. (in Chinese)  
王春阳. 基于图像技术的人体坐姿监测研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [3] WU S L, CUI R Y. Human Behavior Recognition Based on Sitting Postures [C]// International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation Proceedings. 2010: 138-141.
- [4] YUAN D B, DAI Y, CHEN T Q. Multi-feature fusion recognition of incorrect sit posture [J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(2): 528-523. (in Chinese)  
袁迪波, 戴永, 陈统乾. 不规范书写坐姿的多类特征融合与识别[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(2): 528-523.
- [5] ZHANG H Y, LIU W, XU W, et al. Depth hllage Based Gesture Recognition for Multiple Lesrners [J]. Computer Science, 2015, 42(9): 299-302. (in Chinese)  
张鸿宇, 刘威, 许炜, 等. 基于深度图像的多学习者姿态识别[J]. 计算机科学, 2015, 42(9): 299-302.
- [6] HUANG J Y, HSU S C, HUANG C L. Human upper body posture recognition and upper limbs motion parameters estimation [C]// Signal and Information Processing Association Summit and Conference. 2013: 1-9.
- [7] ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews Computational Statistics, 2010, 2(4): 433-459.
- [8] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. IEEE, 2005: 886-893.
- [9] BREIMAN L. Random Forest[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.
- [10] ZENG X X, LIAO Y L, LIU Y S, et al. Prediction and validation of disease genes using HeteSim Scores[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics, 2016, PP (99): 1.
- [11] CHEN X, YAN G Y, REN W, et al. Modularized random walk with restart for candidate disease genes prioritization[C]// The Third International Symposium on Optimization and Systems Biology(OSB'09). 2009: 353-360.
- [12] CHEN X, HUANG L, XIE D, et al. EGBMMDA: Extreme gradient boosting machine for miRNA-disease association prediction [J]. Cell Death & Disease, 2018, 9(1): 3.
- [13] MILLER C A, SETTLE S H, SULMAN E P, et al. Discovering functional modules by identifying recurrent and mutually exclusive mutational patterns in tumors[J]. BMC Medical Genomics, 2011, 4(1): 34.
- [14] ZHAO J F, ZHANG S H, WU L Y, et al. Efficient methods for identifying mutated driver pathways in cancer[J]. Bioinformatics, 2012, 28(22): 2940-2947.
- [15] LEISERSON M D M, BLOKH D, SHARAN R, et al. Simultaneous identification of multiple driver pathways in cancer[J]. Plos Computational Biology, 2013, 9(5): e1003054.
- [16] WU H, GAO L, LI F, et al. Identifying overlapping mutated driver pathways by constructing gene networks in cancer[J]. BMC Bioinformatics, 2015, 16(S5): S3.
- [17] WU H. Algorithm for detecting driver pathways in cancer based on mutated gene networks[J/OL]. Chinese Journal of Computer, (2017-02-24). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1826.TP.20170224.1408.101.html>. (in Chinese)  
吴昊. 基于突变基因网络的致癌驱动通路检测算法[J/OL]. 计算机学报, (2017-02-24). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1826.TP.20170224.1408.101.html>.
- [18] SZCZUREK E, BEERENWINKEL N. Modeling mutual exclusivity of cancer mutations[J]. Plos Computational Biology, 2014, 10(3): e1003503.

(上接第 236 页)