**南京财经大学本科毕业论文 学校代码10327**

**学号：2120153712**



**本科毕业论文**

**中文题目： 基于改进Hu矩的手势特征提取及手势识别**

**英文题目： Gesture Feature Extraction and Recognition Based on improved Hu Moments**

**所在院系： 信息工程学院**

**专业班级： 计算机1501班**

**学生姓名： 陈思慧**

**学 号： 2120153712**

**指导教师： 张备伟**

**完成时间： 2019年5月26日**

目录

[一、绪论 1](#_Toc8246048)

[（一）背景与意义 1](#_Toc8246049)

[（二）历史与分析 2](#_Toc8246050)

[1、研究历史 2](#_Toc8246051)

[2、研究难点分析 3](#_Toc8246052)

[（三）Kinect设备功能简介 4](#_Toc8246053)

[（四）研究内容及论文结构 4](#_Toc8246054)

[1、研究内容 4](#_Toc8246055)

[2、论文结构 5](#_Toc8246056)

[二、深度图像与手部分割 6](#_Toc8246057)

[（一）手势预定义 6](#_Toc8246058)

[（二）深度图像手势分割 6](#_Toc8246059)

[1、获取深度图像 6](#_Toc8246060)

[2、分离人物与背景 7](#_Toc8246061)

[3、分割手部区域 7](#_Toc8246062)

[4、寻找手部边界点和内部点 9](#_Toc8246063)

[5、寻找掌心点 9](#_Toc8246064)

[6、判断手指个数 9](#_Toc8246065)

[三、手势特征提取 11](#_Toc8246066)

[（一）手势特征选取 11](#_Toc8246067)

[（二）Hu矩概念与介绍 11](#_Toc8246068)

[1、Hu矩定义 11](#_Toc8246069)

[2、各阶矩对应图像物理含义 12](#_Toc8246070)

[3、改进Hu矩特征 13](#_Toc8246071)

[四、基于改进Hu矩的手势识别 14](#_Toc8246072)

[（一）手势识别算法分类及选择 14](#_Toc8246073)

[1、基于模板匹配 14](#_Toc8246074)

[2、基于概率统计HMM 14](#_Toc8246075)

[3、基于数据分类神经网络（NN）模型 14](#_Toc8246076)

[4、 识别算法的选取 15](#_Toc8246077)

[（二）基于改进Hu矩的模板匹配法 15](#_Toc8246078)

[1、Hu矩以及改进的Hu矩 15](#_Toc8246079)

[2、识别过程 15](#_Toc8246080)

[（三）模板库的建立以及实验规模 16](#_Toc8246081)

[1、模板库的建立 16](#_Toc8246082)

[2、实验规模 17](#_Toc8246083)

[（四）实验结果 17](#_Toc8246084)

[（五）小结 23](#_Toc8246085)

[五、总结与展望 24](#_Toc8246086)

[（一）工作总结 24](#_Toc8246087)

[（二）未来展望 24](#_Toc8246088)

[致谢 25](#_Toc8246089)

[参考文献 26](#_Toc8246090)

基于改进Hu矩的手势特征提取及手势识别

摘要：近年来，人工智能和虚拟技术的发展带动手势识别引发研究热潮。本文重点探讨基于深度图像的手势识别，利用Kinect深度传感器设备采集深度图像，再对静态图像进行手势特征提取以及手势识别。文章细致地描述了整个实验进行的过程，包括图像采集、图像分割、特征提取和手势识别等。首先通过Kinect采集深度图像，其次分割出手部区域，接着寻找手掌边界点、掌心点等信息，然后选取指尖数和改进Hu矩信息作为手势特征，最后通过计算相似度达成识别手势的目的。该实验原理浅显易懂，实验操作也较简便，且根据实验结果可知，取得了较好的识别效果。

关键词：深度图像；静态手势；Hu矩；手势识别

Gesture Feature Extraction and Recognition Based on improved Hu Moments

Abstract：In recent years, with the development of artificial intelligence and virtual technology, gesture recognition has become a research hotspot. The main research content of this paper is to use the Kinect depth sensor to collect depth images for the extraction of gesture features and gesture recognition of static images. This paper specifies the whole experiment process, including image acquisition, picture segmentation, feature extraction and gesture recognition.Firstly, Kinect was used to collect depth images; secondly, segmented the hand area; then, palm boundary points, palm center points and other information were searched; then, the number of fingers and improved Hu moment information were extracted as gesture features; finally, gesture recognition was realized by calculating similarity.It is easy to understand the principle of the experiment, and the process is not complicated.

Keywords: depth picture; static image; Hu moments; gesture recognition

# 一、绪论

## （一）背景与意义

自信息科学技术蓬勃发展至今，计算机与人类生活的融合越来越紧密。伴着人机交互和虚拟现实技术等高新科技的出现与发展，传统的鼠标、键盘等机械设备显然已经不能完全满足人类的交互需求，而且这类硬件设备也存在如下缺点：

1. 硬件具有使用寿命，随着使用时间的推移以及人员操作不当等原因会发生设备故障、失灵甚至设备损坏等情况；
2. 这些机械设备需要对用户进行操作培训，只有学习掌握了使用技巧才能正确操控计算机。将一个普通民众培训成一个熟练使用计算机的操作者，需要投入的时间和金钱成本较高；
3. 对于长期使用这类设备的人群来说，还会有鼠标手、颈椎病、键盘手等健康隐患[1]。

于是更高层次的人机交互方式开始得到广泛关注与研究，设计者也愈发重视人类的使用体验。世界语言丰富多样，有些语言又太过复杂，难以识别，因此语音识别的发展也遇到了瓶颈。然而除了语音交流以外，人类还常用肢体语言尤其是手势语言来表达自己的意愿，所以大量科学家与技术人员投身研究人类手势，引发了手势识别的研究热潮。

相比操作鼠标、键盘等设备以及语音识别的人机交互方式，手势识别有着其得天独厚的优势[2]。首先，手势面向大众群体，具有通用性，降低了使用者的门槛限制。其次，手势操作简便快捷。更重要的是手势识别发展前景可观，前途不可限量。结合手势识别与虚拟现实技术，可以应用到家居、娱乐、国防、教育等领域[3]。例如，家居方面，人类可以利用手势语言打开电灯、音响、电视等电器，或者用手一滑进行换台、切换歌曲等操作，真正实现智能家居生活[4]；娱乐方面，人们可以像现实生活中一样体验高尔夫球等游戏，增加游戏真实性与趣味性；教育方面，教师可以进行网络在线教育，运用手势切换PPT等，更加贴近现实课堂教育场景[5]。

综上所述：在不远的未来，手势识别极有可能取代鼠标键盘等传统人机交互方式成为主流，与人类的工作、生活进一步融合，为人类提供高效、便捷、迅速的工作、生活新方式。

## （二）历史与分析

### 1、研究历史

#### （1）穿戴式设备：数据手套

在手势识别技术发展的初始阶段，研究者们最常使用穿戴式的数据手套作为数据采集设备。数据手套内部配置了弯曲传感器、磁定位传感器等传感器，能够采集手运动信息，再利用计算机处理这些信息即可获得手的形状、关节、轨迹等信息，最终建立手势模型[6]。如下图1-1所示。



图1-1 cyber glove 数据手套

不少中外专家和学者钻研基于数据手套的手势识别，如江立、吴江琴、高文等学者利用数据手套采集手势运动数据，建立手势样本库[7]。

#### （2）基于深度图像

近年来，计算机产业的发展势如破竹，摄像头拍摄效果精准性不断提高，其成本也在不断下降，基于计算机视觉的手势识别崭露头角，蒸蒸日上。Kinect的出现，使得研究人员不仅可以获得二维图像，更能直接获取目标对象相对摄像头的距离信息。Kinect设备的使用极大降低了实验环境如人体肤色、光照等对手势识别的影响，结合深度信息特征可以更快速方便地建立手部模型。2015年王松林、陈一新等人提出了基于Kinect深度相机的手势识别算法，为我国手势识别发展做出了贡献[8][9]。

#### （3）基于彩色图像

Kinect的投入使用，研究人员进一步探讨三维图像下的手势识别算法。通过Kinect采集彩色图像，每一个像素都用红、绿、蓝三色描述。Paul Doliotis等人提出将深度图像和彩色图像相结合对人手区域进行分割，得到了较为不错的分割效果[10]。相比只用一个数据描述一个像素的深度图像，彩色图像更完备地利用设备采集的数据，更完整地还原了实际物体的真实信息。但是，与此同时这也极大增添了计算机的运算负担，增加了所需成本。

### 研究难点分析

尽管手势识别领域已经取得了有目共睹的丰富的成果，但是其自身依然存在缺陷，手势识别还有许多未克服的技术难点。

1、受到Kinect深度摄像头这一硬件设备的条件限制，在采集深度图像过程中，实验场所的光照不能太过明亮或是黑暗；摄像头只能辨别0.8-4.0米范围内的实验对象，所以实验对象面对摄像头的距离也有限制[11]。

2、由于受Kinect分辨率的限制，该设备更加擅长追踪体积较为庞大的目标如人的身体。相比之下，从图像中检测提取出微小部位如人的手部区域，相对比较困难，若要进一步对人手区域进行分割得到骨骼点等信息，得到的结果往往不准确。

3、进行提取手势特征时，如何选取恰当的手势特征是困扰研究人员的一大难点。合适的手势特征可以帮助研究者们迅速准确地区分判别不同手势。手势丰富多变，也许这个特征区分当前手势简单便捷，若是转换成为另一种手势可能就收效甚微。

4、最后的手势识别阶段，准确率与效率是最能检验算法性能的判断依据。既要保证手势识别的正确率，将各个手势区分开来，又要保证识别的效率，能够快速的识别出手势含义，对此科研人员需要不断进行改善优化。

## （三）Kinect设备功能简介

本课题通过Kinect完成数据采集，因此对Kinect设备进行如下简单的功能介绍，以便读者理解。

微软公司在2010年推出了Kinect体感交互设备，广泛应用于游戏、交互、学习研究[12]。其硬件结构见图1-2。

****

图1-2 Kinect 2.0设备

由图1-2可以看出，Kinect由RGB摄像头、深度传感器等几部分构成。本文主要通过深度传感器来采集深度图像。其工作原理为利用红外线发射器主动向外界发射激光，再由红外线接收器接收反射的红外光，据此获得空间物体与摄像头的距离，形成深度图像。

## （四）研究内容及论文结构

### 1、研究内容

本文的研究目的是通过Kinect获得深度图像，对图像进行手势分割获得手部区域，再对手部图像提取Hu矩特征，最后根据欧氏距离的大小比较数字手势相似度判别是0-9中的哪一个手势。主要进行的工作如下：

（1）采用分割算法从深度图像中分割出手部区域图像，对手部图像找出掌心点和轮廓点，根据距掌心距离画圆等操作判断手指个数；

（2）对手部图像进行改进Hu距特征提取并进行归一化。先根据手指个数进行手势初步识别，再对手指个数相同手势含义不同的手势利用Hu矩特征计算目标手势与模板库手势的欧氏距离，距离越小，表明相似度越高，从而选择欧氏距离最小的手势作为识别结果。

### 2、论文结构

本文第一部分是绪论，首先简单阐述了该课题的研究背景是人机交互，手势识别对人机交互具有非同一般的价值与贡献。其次简述了手势识别的研究历史，从早期的基于数据手套，发展到基于深度图像及之后的基于彩色图像的手势识别，以及相关专家学者取得的成果，并对手势识别的研究难点进行简要分析。然后对实验使用的Kinect设备进行功能简介和工作原理介绍。最后阐明本文研究内容为基于改进Hu矩的手势识别研究，并做文章结构条理梳理。

第二部分先做了手势定义，然后对基于深度图像进行手部图像分割的实验过程进行介绍说明。

第三部分介绍了手势特征的选取说明，对Hu矩特征进行概念解释，给出各阶矩对应图像的物理含义，并介绍改进的Hu矩。

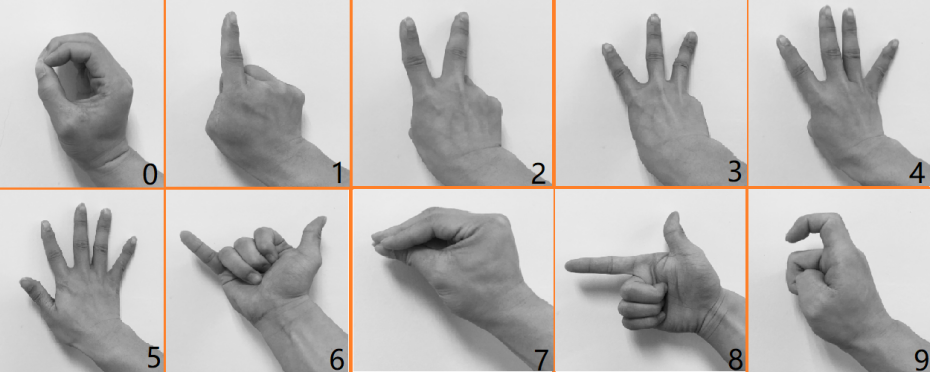
第四部分介绍了基于改进Hu矩的手势识别算法。首先介绍常用的各种类型的手势识别算法，分析其原理和优缺点，说明算法选择理由。其次介绍基于改进Hu矩的识别算法，解释为什么需要对Hu矩进行改进，并阐述识别过程。接着说明了本文模板手势库的建立过程和实验规模大小。然后呈现实验结果和识别混淆矩阵，并做分析和说明。最后是实验小结。

第五部分总结全文。总结整个实验过程及相关事项，并表达对未来实验方向的畅想。

# 二、深度图像与手部分割

## （一）手势预定义

由于不同人群对部分数字有不同的手势表达，故在进行实验前对数字手势进行统一规定，之后的实验者需做出相同的手势方能正确识别出手势含义，排除手势定义对实验的影响。0-9的手势定义如下图2-1所示：



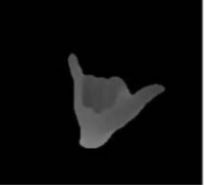


图2-1手势定义

## （二）深度图像手势分割

### 1、获取深度图像

在整个实验过程中，需要满足以下几个实验要求：

1. 因为Kinect的有效视觉范围为0.8-4.0米，实验者需要站在离Kinect传感器有效距离范围的区域内；
2. 要保证手掌正对着摄像头，并且手部离Kinect深度传感器最近。

只有同时满足以上两点，这样才可能确保可以正确有效地分割出手部区域图像。

根据实验要求进行实验采集到的深度图像如下图2-2所示：



图2-2 深度图像采集

由图2-2可知：Kinect在获取深度图像时，不同景深的图像产生的灰度效果不同。最靠近传感器的区域呈黑色，随着深度距离的增大，黑色程度减弱，渐渐呈灰色，距离传感器较远的区域最后呈现白色。

### 2、分离人物与背景

根据Kinect采集的深度图像的灰度呈现效果，借鉴前人的实验经验，当实验者站在合适的距离范围时，实验对象大小占据一定的图像比例，因此可以初步锁定人物范围，去除一定大小的背景。

### 分割手部区域

根据Otsu最大类间误差法来实现手势分割。Otsu算法依据灰度特性将图像分成目标和背景两部分，这两个部分的类间差越大，表明构成图像的这两个部分的差别越大，将这个最大的类间方差值作为分割的阈值[13]。

用来表示我们要处理的图像，图像大小为，其中表示第row行第col列像素点处的灰度值（row=i / N，col=i % N），。将该图像上灰度值为g的像素点的总个数记为，灰度g出现的概率为，则又可表示为：

 （2.1）

设当前阈值下目标为，背景为，则它们的先验概率为：

  （2.2）

 （2.3）

由此和的灰度均值分别为：

 （2.4）

 （2.5）

设为被分割后的新灰度二值图像。则Otsu法计算F与之间的均方误差，使之最小化来求出最佳阈值。表示像素点分割前后的灰度值之差：

 （2.6）

化简后可得表达式2.7，表示像素点分割前后的总的灰度值之差：

 （2.7）

由公式2.4和2.5，可将公式2.7改写为：

 （2.8）

注意到公式2.8中无关项，可得等价最大化的表达式：

 （2.9）

因此，我们可以借用最大类间误差法找到人体与手部的灰度方差值最大点作为分割的阈值，分离出手部区域。

### 4、寻找手部边界点和内部点

分离出的手部区域通过处理后非手掌区域的灰度值都设置为255。因此，可以通过一个3×3的模板对图像进行遍历，一个像素点周围的8个像素点只要存在一个像素点灰度值为255，则该点为手部边界点，否则为手掌内部点。

### 5、寻找掌心点

在判断完手部边界点和内部点之后可以在内部点中寻找掌心点。显然，相比其他内部点，掌心点与边界点的最小距离是所有内部点与边界点的最小距离中最大的。如此一来，就能快捷地确定掌心点的坐标。

### 6、判断手指个数

因为相邻的边界点距离最小，所以可对边界点进行遍历，从一点开始，寻找其相邻点，添加入轮廓点中，最终得到一个有序的轮廓点序列。具体实现过程描述如下：

记边界点序列为mContour，将有序化的轮廓点保存在Handoutline中。

1. 设processpoint=mContour[0]转入（2）；
2. 设m=0，Dmin=1000，用m来记录当前最近轮廓点下标，转入（3）；
3. 计算mContour[j]（j=1,2，…，n-1）与processpoint的欧氏距离，并将计算结果记为D。若D<Dmin，则令Dmin=D，m=j。转入（4）；
4. 令processpoint=mContour[m]，n--,从mContour中去除mContour[m]点，将mContour[m] 添加入Handoutline中，转入（2），直到mContour为空。

通过以上步骤便可得到有序的轮廓点Handoutline。确定掌心点坐标之后，以掌心点为圆心，以掌心点到各个轮廓点的距离的平均值作为半径，当轮廓点与掌心点距离超过该均值大小，则该轮廓点为手指轮廓点。通过这种判断方法可得到一系列有序的手指轮廓点。再在这些手指轮廓点中判断是否存在一个点与其相邻的点的横或纵坐标差值大于1，有则为跳跃点。根据跳跃点个数即可判断手指轮廓点的间断性，从而获取指尖个数。为了更直观地观察，将把分割出来的手势区域显示到显示屏上，并标记出掌心点与跳跃点。如下图2-3所示。



图2-3 处理后的手部深度图像

根据图2-3所示，处理后的深度图像除了手掌部分，其余部分由于灰度值被设为255，所以呈现为黑色。实验者的手部外轮廓点和手掌内部点都被标记成灰白色，特别的，掌心点与手指跳跃点被标记为白色。由图2-3可知，实验有效地分割出了手掌部分，并标记了手部外轮廓点等信息。

# 三、手势特征提取

本文采用Hu矩来描述手势信息，并在Hu矩的基础上进行改进，介绍改进的新手势特征。

在概率理论中，矩的物理意义较直观，而且包含极其重要的数字特征，利用这些数字特征可以很好地反应图像的性质。Hu等人定义了连续函数矩，给出并证明了连续情况下Hu矩具有的平移、缩放和旋转不变性[14]。

## 手势特征选取

手势特征的选取将直接影响后续识别的效能，所以怎样选取有效的手势特征也是一直以来手势识别研究领域的重点和难点。对于二维图像，不同手势在手指数、曲率等特征上表现出一定的相似性和差异性。但是矩特征可以很好地保留图片信息，体现图像性质。所以本文基于前面所做的实验基础，结合前人的研究证明，选取指尖数与改进后的Hu矩特征作为手势特征进行后续实验和研究。

## （二）Hu矩概念与介绍

### 1、Hu矩定义

在离散状态下，Hu矩相应的p+q阶矩以及中心距的表达式分别对应公式3.1与3.2所示：

 (3.1)



 (3.2)

其中由公式（3.1）得

然后对中心距进行归一化，归一化公式见公式3.3。

 (3.3)

由公式（3.3）得7个Hu矩的表达式如下：

 （3.4）

 (3.5)

 (3.6)

 （3.7）

 （3.8）

 （3.9）

 （3.10）

### 2、各阶矩对应图像物理含义

#### 零阶矩

根据矩定义，用表示二维图像的灰度值，则零阶矩为：

 （3.11）

根据公式（3.11）可知零阶矩表示的是图像灰度的总和。

#### 一阶矩

图像的一阶矩与表示图像的灰度中心，其中

#### 二阶矩

二阶矩又被称为惯性矩，可以用来描述物体的主轴、长轴、短轴，并计算主轴方向角。同时由一阶矩和二阶矩可获取与原图像惯性等价的图像椭圆。所谓图像椭圆就是一个与原图像二阶矩和灰度总和皆相等的均匀椭圆，使得主轴与图像主轴重合便于研究图像性质[15]。

#### 三阶矩及以上

三阶矩是投影扭曲，描述了图像投影的扭曲程度，常用来衡量关于均值对称分布的偏差程度 [15]。

四阶矩为投影峰度，可求得峰度系数，测量分布峰度[15]。当峰度系数大于零时，表明该图像灰度符合狭窄的多峰分布；当其小于零时，则服从较为平坦的少峰分布[15]；若其等于零，则表明服从高斯分布[15]。

### 3、改进Hu矩特征

由公式3.3可知，离散状态下，归一化之后的中心距受阶数p+q影响，Hu矩的缩放不变性并不成立，仅旋转、平移不变性成立，为了消除尺度对矩特征的影响，进行归一化处理，构造以下新的矩特征值：



其中，为原来的Hu矩，保留第7个Hu矩作为改进后的Hu矩中的[16]。本文将先利用手指个数对手势进行初步判断，对手指数相同的不同手势利用改进后的Hu矩特征计算欧式距离来判断相似性大小从而识别手势。

# 四、基于改进Hu矩的手势识别

## （一）手势识别算法分类及选择

### 1、基于模板匹配

原理：计算未知手势与训练好的模板手势的相似度，从而得出分类结果。

该算法优点是深入浅出，可行度高，缺点是准确性、鲁棒性不高。

#### 直接匹配法

计算目标手势与模板手势的相似度，相似度最高的模板手势作为识别结果。该算法便于添加或改进模板，但不能解决手势的时间可变性。

#### （2）DTW动态时间规整

将输入手势时间轴非线性地映射到模板时间轴，再进行模板匹配[17]。该算法优点是解决了时间可变性的问题，操作简便；缺点是时间规整过程中引入误差，识别精度下降。

### 基于概率统计HMM

训练时每一个手势对应建立一个隐马尔科夫模型，识别时根据概率大小选取最大的HMM作为识别结果。该算法适用于针对时间序列的建模，对复杂的动作依然有较高的识别精度，且易于修改和添加手势库，然而训练强度大[18]。

### 3、基于数据分类神经网络（NN）模型

根据某种学习准则进行机器学习提高正确率。该算法优点是自适应的学习方法，容错能力强，不易受干扰；缺点是运算量大，费时，不易实现[19]。

### 识别算法的选取

通过对比以上各种识别算法，本文又是面向简单孤立的静态数字手势进行识别，隐马尔科夫模型和神经网络模型需要较长的训练时间，而且训练强度大，计算耗时，实现较为复杂，因此选择基于改进Hu矩的直接模板匹配法。该算法原理简单，易于实现。

## 基于改进Hu矩的模板匹配法

### 1、Hu矩以及改进的Hu矩

实践证明，直接用单一的原点矩或中心距描述图像特征时，无法确定同时具备平移、旋转、缩放不变性。因此，在图像识别中若要同时保持图像的平移不变性、旋转不变性、缩放不变性，不可直接使用中心距或是原点矩。于是后来有学者提出了Hu不变矩，定义连续函数矩，并证明了有关矩的比例缩放不变性、平移旋转不变性等性质[19]。而在本文第三部分关于Hu矩的介绍中，证明了离散情况下，图像的缩放不变性并不成立，所以进一步介绍了改进的Hu矩。Hu矩的改进方式已在本文第三部分进行讲解说明，此处不再赘述。

### 2、识别过程

为了简化运算，提高效率，对已经完成手势分割、轮廓点判断的图像进行Hu矩特征提取。记模板手势为A，对应的Hu矩序列为A（），待识别手势记为B，对应的Hu矩序列为B（）。根据欧式距离公式：

 （4.1）

由公式4.1可得A与B的欧式距离。欧式距离可描述两个手势的相似度，取距离最小的模板手势作为识别结果。由于实验过程中已经获得了未知手势的手指个数，所以可先根据指尖数对数字手势进行初步判断，对于手指数相同的不同手势再采用计算欧氏距离估计相似度的方法来进行匹配。如手势0,4,5可直接根据指尖数进行手势判断，而根据本文第二部分定义的手势，存在指尖数判别法失效的情况，如手势1与7。对于这些手指个数相同的不同手势便利用改进的Hu矩特征计算欧式距离来判断相似度。

## 模板库的建立以及实验规模

### 模板库的建立

如前文所述，进行基于改进的Hu矩的手势识别前必须有模板手势，所以需要建立模板手势库，作为未知手势的比较对象。本文在进行实验过程中，选取十个志愿者，分别对数字手势0-9各做15次，产生1500个数据。因为每个人在做数字手势时存在一定的差异性，故选取了十个志愿者。为了减少手掌与Kinect传感器距离、手势的旋转角度等因素对实验结果的影响，要求每个志愿者按照规定手势对每个数字手势各进行15次试验。通过实验，我们可以得到10组数据，每组包含150个Hu矩特征向量，而每个Hu矩特征向量又含有7个数值。对每一组数据求均值，则可获取各个手势的平均改进Hu矩特征向量，以此作为模板手势的手势特征。由于事先根据手指个数对手势进行预先判断，手势0,4,5并无与其手指个数相同的不同手势，故下面表1只给出手势1,2,3,6,7,8,9的改进的Hu矩特征值。

表1 部分数字手势的改进的Hu矩特征值

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |  |
| 1 | -1.0 | -0.88 | -2.26 | 6.45 | -2.95 | 3.90 | 6.5e-16 |
| 2 | -1.4 | -3.72 | -3.50 | 3.32 | -4.62 | 1.50 | 4.7e-17 |
| 3 | -3.5 | -3.6 | -4.21 | 0.67 | -6.4 | 1.68 | 3.8e-17 |
| 6 | -1.9 | -0.34 | -3.26 | 4.38 | -4.27 | 3.15 | 6.0e-17 |
| 7 | -1.5 | -1.15 | -3.10 | 3.0 | -4.7 | 2.60 | 4.6e-17 |
| 8 | -2.9 | -1.35 | -3.25 | 3.87 | -5.20 | 3.80 | -7.0e-17 |
| 9 | -2.1 | -2.18 | -3.75 | 1.80 | -6.20 | 2.90 | -1.7e-17 |

表1 给出了数字手势1,2,3,6,7,8,9的改进Hu矩特征的平均值，其中的值如6.5e-16表示，以此类推。后面进行欧式距离计算时，都是将待识别手势的改进后的Hu矩特征值与表中各行进行运算求距离。

### 实验规模

实验规模是指未知手势的数目。再次选取十个志愿者，分别对手势0-9各做5次，则可得到500个实验手势。这500个实验手势作为待识别手势，进行实验，并进行结果比对，观察识别结果是否正确。

## 实验结果

根据实验结果显示，针对不同距离、不同角度的不同数字手势，本文介绍的基于改进Hu矩的手势识别算法识别效果较好。下面图4-1至图4-10展示了对着Kinect设备不同距离条件下，对不同手势的识别结果。下面的实验均是在夜晚进行，实验场地为开灯的学生宿舍，图中包含Kinect采集的原始深度图像（右侧图）、处理后的标记出掌心点与跳跃点的图像（左侧图）、实验者手部与Kinect的最近距离（实验要求手部离深度传感器最近）和识别结果（图像上方的文字说明），特此进行解释说明。

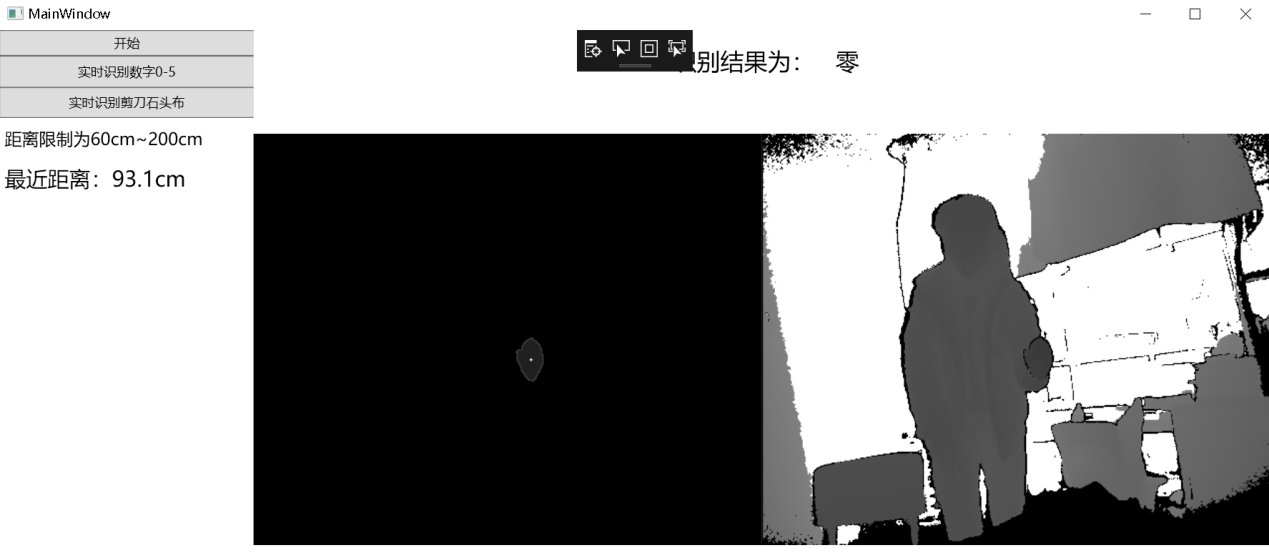


图4-1 距离Kinect 93.1cm的手势识别

图4-1是实验者在夜晚开灯的室内进行实验产生的识别结果，此时实验者的手部最靠近Kinect深度传感器，距离为93.1cm。图4-1的右侧是原始深度图像，左侧是经过处理之后的标记处掌心点的图像，图像上方显示出识别结果为零，结果正确。



图4-2 距离Kinect 72.6cm 的手势识别

图4-2显示了手部距离深度传感器72.6厘米，左侧图像仅显示手部轮廓、掌心点、跳跃点。依据跳跃点个数和改进的Hu矩特征匹配，最终正确识别出手势1 。

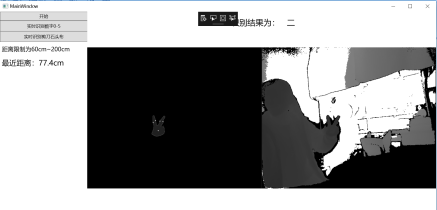


图4-3 距离Kinect 77.4cm的手势识别

图4-3表明实验者手部距离传感器77.4厘米，数字手势2具有4个跳跃点，根据本文使用的识别方式判断手势为2，结果正确。



图4-4 距离Kinect 71.1cm 的手势识别

图4-4的左侧手部图像显示出该手势具有6个跳跃点，手部距离深度传感器71.1厘米，在合适的距离范围内，根据识别算法，识别结果为三，结果正确。



图4-5 距离Kinect 71.1cm 的手势识别



图4-6 距离Kinect 71.1cm 的手势识别

图4-5和图4-6 显示出在手部距离传感器71.1厘米的条件下，两个手势分别具有8个和10个跳跃点，因此判断手势为四和五，结果正确。



图4-7 距离Kinect 72.6cm 的手势识别

图4-7中的手势距离传感器72.6厘米，具有4个跳跃点，识别结果为手势六，与规定的手势结果一致。

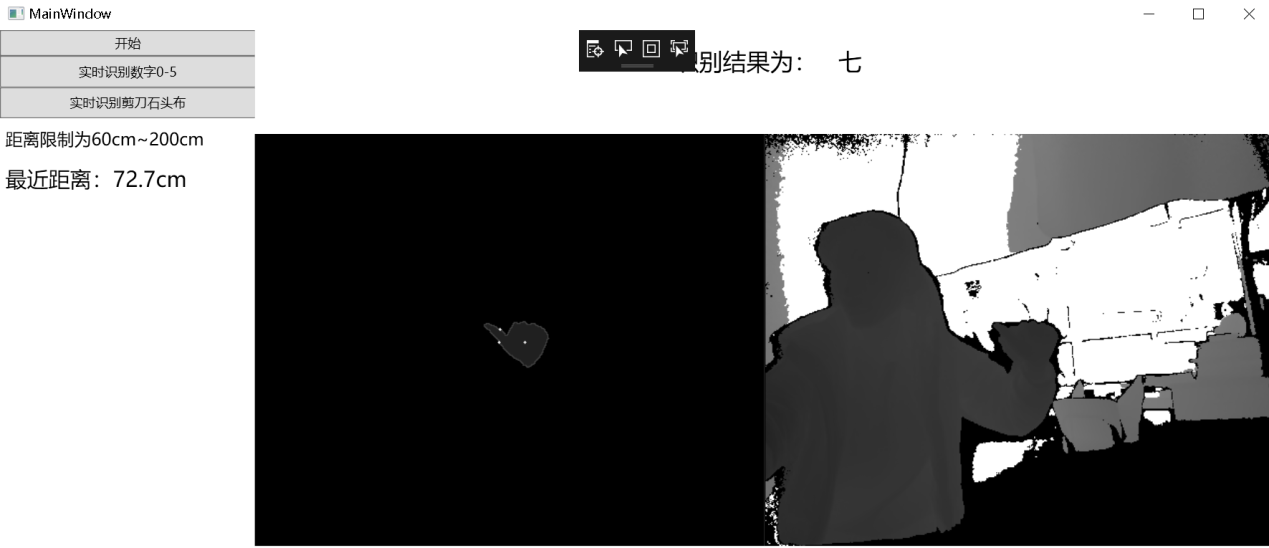


图4-8 距离Kinect 72.7cm 的手势识别

图4-8显示手部距离为72.7厘米，该手势具有2个跳跃点，识别结果与实际情况一致。

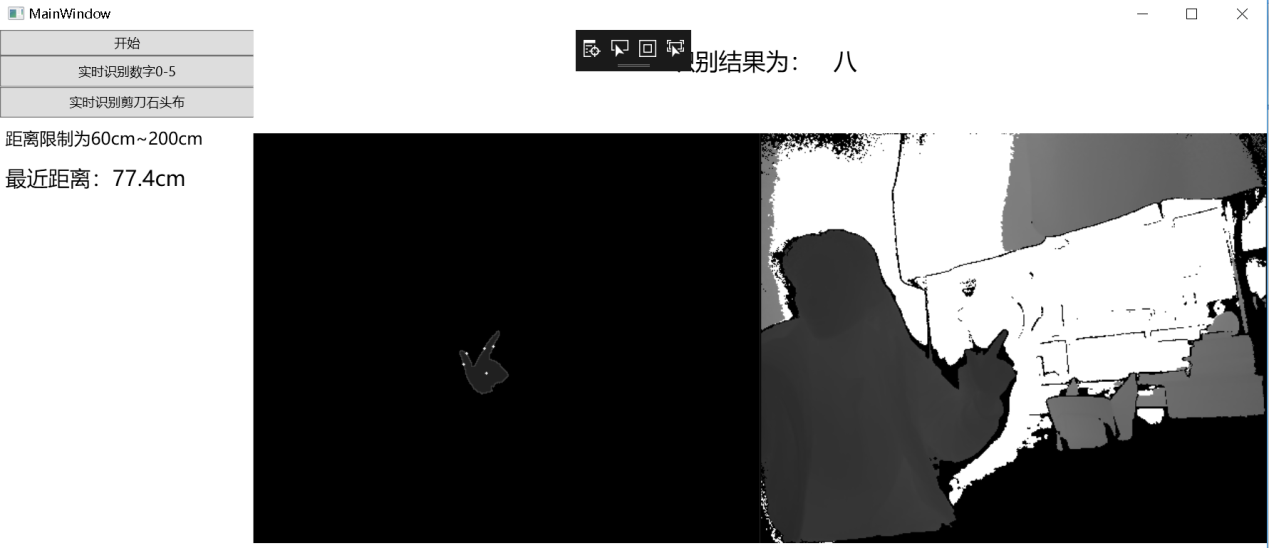


图4-9距离Kinect 77.4cm 对手势8的正确识别

图4-9展示了该目标匹配手势距离传感器77.4厘米，具有4个跳跃点，依据定义的手势结果应当为手势八，识别结果符合现实实际。



图4-10 距离Kinect 68cm 对手势9的正确识别

从图4-10显而易见，该手势具有6个跳跃点，68厘米的距离也在限制距离范围内，按照定义的手势识别结果应该为手势九，实验结果符合实际。

以上各图都表明在有效距离范围内，设备正确识别了实验者做出的不同的数字手势，并将原深度图像、处理后的手部区域图像、距离传感器最近距离及识别结果显示在终端显示器上。

在选取了10个志愿者分别对手势0-9各进行5次试验后，统计的识别正确率统计表如表2所示：

表2 基于改进Hu矩的手势识别混淆矩阵

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 识别结果  次数  待识别 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0 | 45 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 2 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 1 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 44 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 43 | 0 | 7 | 0 |
| 7 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 42 | 8 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 46 |
| 正确率 | 90% | 100% | 100% | 96% | 98% | 88% | 86% | 92% | 84% | 92% |

上表表2显示了在每个手势各进行50次试验后未知手势识别成其他手势的次数，以及正确率。结果证实本文采取的识别算法取得了较好的识别效果。

## 小结

该部分较详尽地说明了基于改进Hu矩特征的手势识别的识别原理和识别过程等。本文选取了指尖数和Hu矩特征作为手势特征，并讲解了离散状态下Hu矩特征的缩放不变性并不成立，于是对Hu矩特征进行改进，介绍新的Hu矩特征。为了减少计算量提高效率，在识别过程中先利用手指个数对手势进行预判。显然，依据规定的手势，手势0、4、5可以直接根据指尖数判断手势。然而手势1与手势7，手势2、6、8，手势3与9所表现出的手指个数并不能将它们区分开来，所以进一步利用改进Hu矩特征计算欧式距离，选择最小的作为识别结果。最后还给出了各手势识别混淆矩阵，见表2。

在此值得说明的是，该实验的模板库建立规模和实验规模较小，模板手势的手势特征值精度有限。如若扩大规模，则各数字手势的改进Hu矩特征值将更加准确精细。但是扩大实验规模并无法保证识别正确率一定会提高，只是一定程度上该识别率更接近统计规律。

# 五、总结与展望

## （一）工作总结

本文主要研究是基于改进Hu矩的手势特征提取及识别算法实现。文章中详细描述了深度图像采集、手势分割、手势特征提取和基于改进Hu矩的手势识别的实验过程。实验结果表明本文采取的识别算法识别效果较好，能够有效地识别出定义的0-9十种数字手势，但是模板手势库的手势特征的数据精度还不够精确，所以对相似手势的区分效果还有待提高。

## （二）未来展望

本文只针对数字手势0-9进行静态手势识别讨论，就实验结果来看效果较理想，然而识别效率、正确性及算法的鲁棒性等都受限。实验过程中发现手势分割效果有待提升，模板手势的手势特征值精度有限，可能还存在一系列未发现的其他问题影响实验结果。现实生活中场景多式多样，手势也丰富繁杂，相同手势在不同情境中可能代表不同的含义，且日常生活中运用更多的是动态手势。现下，基于HMM和基于数据分类的神经网络算法是手势识别的主流，它们能利用机器学习的方式不断自我优化，并广泛运用到更多生活场景中。本文预期的未来发展方向是采用更高效，更具普遍性的识别算法如神经网络算法等，对动态手势进行分析识别，并结合生活实际场景如PPT的演示等进行实际运用。

## 致谢

整个毕业设计前后历时数月，从实验设计、代码实现、模板库建立到论文撰写等过程中都得到了许多人的帮助，再次对他们表示真诚的感谢。

首先，衷心感谢导师张备伟老师，在进行实验设计、代码实现等过程对我进行战略方向上的悉心指导和建议，为我讲解手势识别中可以用到的一些分割算法，使我对整个手势识别过程有更深入、完整的认识，避免了许多的弯路。

其次，由衷感谢我的辅导员张婷老师，负责地提醒我们毕业相关事物安排，督促我们及时完成，又针对性地提出相关建议。

然后，感谢我的室友们，一直不离不弃地鼓励我支持我，在每次交流讨论中舒缓我的心情，让我能够更加理智地进行后续的工作。

最后，感谢大学四年所有教育和帮助过我的老师们。因为你们的殷切教导和严以治学的教学态度，不但教会我专业知识，更教会我更好地治学立身，感谢我的母校南京财经大学。

参考文献：

[1]谈家谱.基于之间信息的手势识别与人机交互应用研究[D].北京交通大学，2016.

[2]潘溯源.基于LeapMotion体感技术的MIDI控制器制作与特性探讨[J].中国传媒科技，2014（4）

[3]杨萍萍. 基于Kinect的手势动作识别研究及其在虚拟仿真系统中的应用[D].南京大学,2018.

[4]Dker S. When Second wave HCI Meets Third Wave Challenges[C]//Proceedings of the Nordic Conference on Human-Computer Interaction 2006, 0slo, Norway, October.2006:1-8

[5]王宪兵. 基于Kinect深度图像的教学手势识别[D].湘潭大学,2017.

[6]贺初蕾. 融合深度数据的手势识别算法研究与实现[D].哈尔滨工业大学,2017

[7]吴江琴,高文.基于ANN/HMM的手语识别方法[J]. 计算机科学. 1999(10)

[8]王松林.基于Kinect的手势识别与机器人控制技术研究[D].北京交通大学，2014.

[9]陈一新.基于Kinect的手势识别技术在人机交互中的应用研究[D].大连理工大学，2015

[10]Doliotis P, Stefan A, Mcmurrough C, er al. Comparing Gesture Recognition Accuracy Using Color and Depth Information[C]//International Conference on Pervasive Technologies Related To Assistive Environments.ACM, 2011.

[11]蒋亚杰. 基于Kinect的人体姿态识别和机器人控制[D].深圳大学,2017

[12]Kinect for Xbox 360.http://www.xbox.com/en-US/Kinect.

[13]韩海峰.一种结合遗传算法和最大类间方差法的图像分割新方法[J].湖南工程学院学报(自然科学版),2015,25(02):43-46+54.

[14]Hu M. Visual pattern recognition by moment invariants[J].Information Theory Ire Transactions on, 1962,8(2):179-187.1

[15]金宏硕. 基于Kinect的手势图像识别研究[D].沈阳工业大学,2018.

[16]蒲兴成，王涛，张毅． 基于改进Hu 矩算法的Kinect 手势识别［J］． 计算机工程， 2016， 42( 7) :165-172， 180．

[17]杨洁，康宁. 动态时间规整DTW算法的研究[J]. 西安建筑科技大学华清学院，科技与创新，2016(2).

[18]黄文静,马力.基于Kinect手势识别的研究与应用[J].电子设计工程，2017,25（24）：166-169

[19]杨红玲,宣士斌,莫愿斌.基于卷积神经网络的手势识别[J].计算机技术与发展,2018,28(07):11-14.