



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 简单背景下基于OpenCV的静态手势识别

徐玥, 周辉

引用本文

徐玥, 周辉. 简单背景下基于OpenCV的静态手势识别[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 210800185-6.

XU Yue, ZHOU Hui School of Computer Science, Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. [Static Gesture Recognition Based on OpenCV in Simple Background](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 210800185-6.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

### [基于LFBank与FBank混合特征的声纹识别研究](#)

Study on Voiceprint Recognition Based on Mixed Features of LFBank and FBank

计算机科学, 2022, 49(11A): 211000194-5. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211000194>

### [基于分解极限学习机的手写字符识别方法](#)

Handwritten Character Recognition Based on Decomposition Extreme Learning Machine

计算机科学, 2022, 49(11): 148-155. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211200265>

### [基于粒度感知和语义聚合的图像-文本检索网络](#)

Granularity-aware and Semantic Aggregation Based Image-Text Retrieval Network

计算机科学, 2022, 49(11): 134-140. <https://doi.org/10.11896/jsjx.220600010>

### [面向复杂场景的行人重识别综述](#)

Overview of Person Re-identification for Complex Scenes

计算机科学, 2022, 49(10): 138-150. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211200207>

### [基于多路径特征提取的实时语义分割方法](#)

Real-time Semantic Segmentation Method Based on Multi-path Feature Extraction

计算机科学, 2022, 49(7): 120-126. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210500157>

# 简单背景下基于 OpenCV 的静态手势识别

徐 玥<sup>1</sup> 周 辉<sup>2</sup>

1 西安交通大学计算机科学与技术学院 西安 710049

2 海南大学计算机科学与技术学院 海口 570228

(xuyuexy@126.com)

**摘 要** 手势识别是人机交互中极为重要的一项技术,具有较高的理论和实践探究价值。但由于手势所处背景的复杂性、个体的差异性等原因,手势识别成为一个富有挑战性的课题。因此迫切需要设计一种高效准确的手势识别算法,用以对目标手势进行有效的检测和识别。文中提出了一种改进的手势分割和手势特征提取方法,利用 SVM 分类器构建手势模型,对手势进行分类识别。在 YCrCb 颜色空间的基础上,融合 OTSU 阈值处理法选取阈值分割手势,提高分割的准确度;在边缘检测的基础上,使用椭圆傅里叶描述子拟合边缘,提取手势特征。实验结果表明,运用上述算法所建立的系统能够十分高效地提取手势特征信息,且在简单背景下对 13 种常见手势的平均识别准确率达到 89.96%,能够基本满足对手势识别的精确度和稳定性的要求。

**关键词:** OpenCV;肤色检测;手势分割;特征提取;SVM 分类器

**中图法分类号** TP391

## Static Gesture Recognition Based on OpenCV in Simple Background

XU Yue<sup>1</sup> and ZHOU Hui<sup>2</sup>

1 School of Computer Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

2 School of Computer Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China

**Abstract** Gesture recognition is a very important technology in human-computer interaction, which has high theoretical and practical value. However, due to the complexity of the background and individual differences, gesture recognition has become a challenging topic. Therefore, it is necessary to design an efficient and accurate gesture recognition algorithm to effectively recognize the detected target gesture. An improved method of gesture segmentation and gesture feature extraction is proposed. SVM classifier is used to construct gesture model and recognize gesture. On the basis of YCrCb color space, OTSU threshold processing method is combined to select threshold segmentation gesture to improve the accuracy of segmentation. On the basis of edge detection, the ellipse Fourier descriptor is used to fit the edge and extract gesture features. Experimental results show that the system based on the above algorithm can extract gesture feature information efficiently, and the average recognition accuracy of 13 common gestures in a simple background is 89.96%, which can basically meet the requirements of recognition accuracy and stability.

**Keywords** OpenCV, Skin color detection, Gesture segmentation, Feature extraction, SVM classifier

## 1 引言

近年来,随着计算机视觉技术的发展,手势识别技术也获得了飞速的发展,并逐渐成为了日常生活中不可或缺的部分。手势识别技术目前已被逐步应用于包括智能音箱、智能电视和智能台灯<sup>[1]</sup>在内的智能家电领域,包括电脑设备、汽车驾驶在内的智能设备领域,以及手机、游戏等娱乐领域。作为近年来国内外学者的研究热点,其一直具有非常广阔的研究前景。

在手势识别领域,大量的方法被应用于采集和处理手势图像,以完成相关的手势识别工作。Luzhnica 等<sup>[2]</sup>使用数据手套作为手势的输入方式。Dahmani 等<sup>[3]</sup>利用肤色纹理属性和神经网络进行手部分割。Dulayatrakul 等<sup>[4]</sup>采用 HSV 阈值分割和单位梯度向量背景减除方法,来克服与光照条件

变化有关的常见问题。Mahmud 等<sup>[5]</sup>使用 SIFT 算法从深度图中提取手势特征信息。Hussain 等<sup>[6-7]</sup>选择最大轮廓作为手掌轮廓,然后使用多边形近似简化轮廓。Fagiani 等<sup>[8]</sup>对比了识别手语系统基于 HMM 方法和 SVM 方法的性能差别。同时,手势识别技术在我国虽然起步较晚,但是进步较快。2002 年,清华大学的祝远新、徐光裕等提出了单目视觉技术中一种复杂背景下的手势分割和识别方法<sup>[9]</sup>。2017 年,中科院沈阳自动化研究所推出了国内首个智能手势视觉控制无人机系统。通过将飞行器和智能视觉手势识别技术相结合,能够让人类的意愿控制飞行器实现多种飞行。2019 年,华为 Mate 系列手机推出了隔空手势操作功能,这更引起了人们对手势识别的关注。

由于手势所处环境的多变性、个体手部特征的差异性、

基金项目:国家自然科学基金(61962017);海南省重点研究开发项目(ZDYF2020018);国家重点研究开发计划(2018YFB2100805)

This work was supported by the National Science Foundation of China(61962017), Hainan Provincial Key Research and Development Program(ZDYF2020018) and National Key Research and Development Program(2018YFB2100805).

通信作者:周辉(zhouhui@hainanu.edu.cn)

动作幅度以及手势形状的不确定性,导致存在手势很难被有效分割以及无法准确提取特征的情况,以致于手势不能被有效识别。针对这些问题,本文提出了一种在简单背景下基于 OpenCV 的静态手势识别:1)针对不同颜色空间中,利用不同阈值对手部分割结果不准确的情况,提出了一种在 YCrCb 颜色空间中,对 Cr 分量采用 OTSU 法选取阈值分割手势的方法;2)针对以往的形状表示算法对形状的全部特征和微小信息无法同时刻画、普遍适用性不高的问题,提出了一种结合 Laplacian 算子,利用椭圆傅里叶描述子提取手势特征的算法;3)将 2)中提取的手势特征输入 SVM 手势分类器中进行训练,并测试模型;4)利用 PyQt5 建立手势识别系统,并测试使用上述算法建立系统的识别效果。实验结果表明,本文建立的系统在简单背景下对 13 种常见静态手势的识别效果十分不错。

## 2 系统框架

### 2.1 系统介绍

简单背景下基于 OpenCV 的手势识别系统的实现框架如图 1 所示,其主要包括手势预处理模块、特征提取模块和手势识别模块。其中,手势预处理模块包括图像平滑、肤色分割和形态学处理;特征提取模块包括 Laplacian 边缘轮廓检测和椭圆傅里叶描述子特征提取。

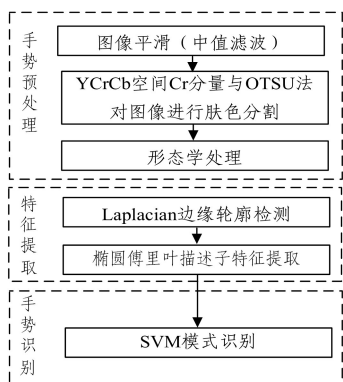


图 1 简单背景下基于 OpenCV 的手势识别系统的实现框架

Fig. 1 Realization framework of gesture recognition system based on OpenCV under simple background

### 2.2 系统流程

简单背景下,基于 OpenCV 的手势识别系统处理流程如图 2 所示,其主要处理步骤如下。

#### Step1 手势图像采集

开启摄像头,输入手势图像。摄像头读取视频流中每帧图像所包含的数据。

#### Step2 图像预处理

对每帧图像使用滤波去噪,转换至 YCrCb 颜色空间完成手势分割,并使用形态学处理完成对图像的预处理过程。

#### Step3 轮廓检测

利用 Laplacian 边缘轮廓检测方法检验出每帧图像的手势边界轮廓,绘制并显示边界轮廓。

#### Step4 提取手势特征

选取某一帧图像,使用椭圆傅里叶描述子的 15 个特征向量拟合绘制出的边界轮廓,完成对这一帧手势图像的特征提取。

#### Step5 分类识别

将提取的这一帧手势图像的特征输入到已经训练好的 SVM 手势模型中,完成对手势的识别。

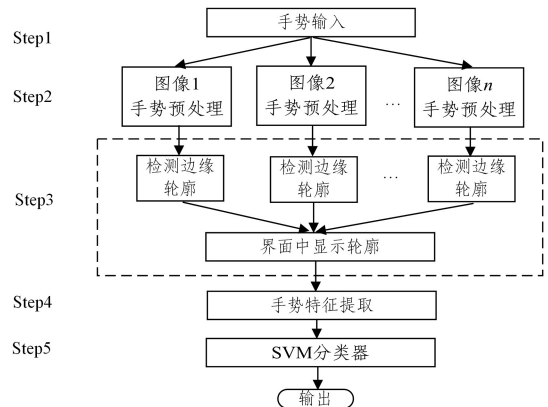


图 2 简单背景下基于 OpenCV 的手势识别系统处理流程

Fig. 2 Process flow of gesture recognition system based on OpenCV under simple background

## 3 模型与方法

### 3.1 基于 YCrCb 空间 Cr 分量的 OTSU 法手势分割

由于肤色在颜色空间中不受人种和光照的影响,具有相同的聚类性,因此肤色检测可以作为分割手势和背景的有效手段。

肤色检测的关键是寻找合适的阈值。目前已知且常用的肤色检测方法包括:基于 RGB 空间的手势分割法、基于 HSV 空间 H 范围筛选法以及基于 YCrCb 空间的椭圆肤色模型法<sup>[10]</sup>。前两种方法中的阈值范围都是前人在特定环境下根据实验结果所得出的通用阈值范围,虽然在大部分情况下能区分手势与背景,但由于每个人的手势都具有个体差异性,故这两种方法中所规定的阈值范围无法对所有手势进行完整、平滑的分割。最后一种肤色检测方法的阈值范围是由图像投影到 CrCb 空间形成的椭圆确定的。椭圆内部是肤色范围,外部是背景范围。此方法相比前两种更能满足个体差异化要求,但仍存在误分割和漏分割的问题,对手势分割的完整性仍有待提升。

在此基础上,提出一种基于 YCrCb 空间 Cr 分量的 OTSU 法。OTSU 法<sup>[11]</sup>使用了聚类的思想,该方法选择分割阈值的标准是图像的各类间方差达到最大或者类内方差最小。OTSU 法的运算过程简单明了,对对比度和亮度均具有不敏感性,故由此方法选取的阈值对于图像的分割效果较好。同时,由于 YCrCb 颜色空间的显著特点之一是能够拆分亮度和色度,使二者独立分布,故选取其中的 Cr 分量利用 OTSU 法进行处理。

具体处理过程为:转换图像至 YCrCb 空间,提取本空间的 Cr 分量。由于 OTSU 对噪声十分敏感,故利用  $5 \times 5$  的高斯核再次去除噪音。使用阈值处理函数自动计算阈值,将计算出的阈值应用到二值化处理中得到掩膜。掩膜与原图像进行与运算,实现手势分割。在 YCrCb 颜色空间中基于 Cr 分量使用 OTSU 法对手势进行分割的效果如图 3 所示。可以看出,在 YCrCb 颜色空间中基于 Cr 分量使用 OTSU 法选取阈值,分割出的手势边缘平滑且信息完整,基本没有遗漏和

误分割的地方,实现了有效滤除背景的同时完整分割手势。综上所述,利用此方法选取的阈值更加准确,分割效果明显优于上述 3 种方法。

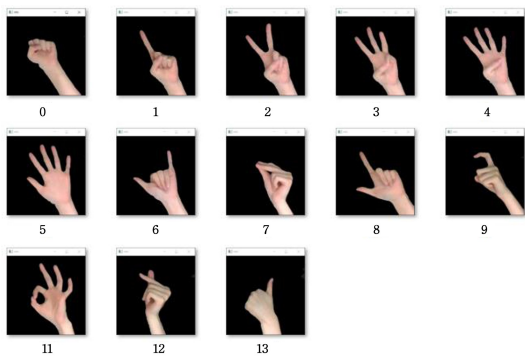


图 3 手势分割效果图

Fig. 3 Gesture segmentation renderings

## 3.2 改进的手势特征提取

### 3.2.1 Laplacian 边缘检测算子

Laplacian 算子<sup>[12]</sup>是  $n$  维欧几里德空间中的一个二阶微分算子,其二阶微分能够作为边缘检验的手段。Laplacian 算子的定义为:

$$\text{Laplace}(f) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

Laplacian 算子能够对像素轮廓的位置进行十分高效的确认,但对于独立像素有很高的敏锐性,故其更适合对受到较少干扰的图像进行边缘检测。具体步骤为:转换手势图像为灰度图,计算图像边界信息并寻找手势轮廓。为了使系统的建立过程更具可视化和完整性,本文将提取出的手势轮廓也进行绘制。提取并绘制出的手势轮廓如图 4 所示。

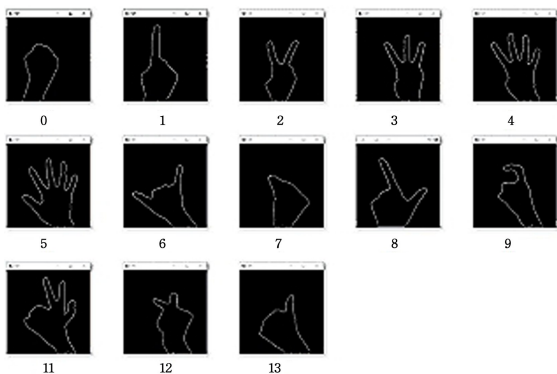


图 4 手势轮廓图

Fig. 4 Gesture profile

可以看出,通过 Laplacian 边缘检测算子检测出的手势轮廓十分准确,绘制出的手势轮廓也非常清晰。

### 3.2.2 椭圆傅里叶描述子

Zhang 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于高斯多尺度分析的椭圆傅里叶描述算子,并使用椭圆傅里叶描述子识别轮廓,得到了比傅里叶描述子更加准确的搜索率。

椭圆傅里叶描述子是将图像空间定义为复平面。通过这样的定义,可以衔接各个位置的像素,从而形成不间断的弧线,即:  $c(t) = x(t) + ty(t)$ 。推算出的椭圆傅里叶系数为:

$$\frac{|A_k|}{|A_1|} + \frac{|B_k|}{|B_1|} = \frac{\sqrt{a_{ik}^2 + a_{jk}^2}}{\sqrt{a_{i1}^2 + a_{j1}^2}} + \frac{\sqrt{b_{ik}^2 + b_{jk}^2}}{\sqrt{b_{i1}^2 + b_{j1}^2}} \quad (2)$$

对  $N$  个椭圆傅里叶系数进行组合,由此形成的特征向量为椭圆傅里叶描述子。

$$\text{EFD} = \left\{ \frac{|A_1|}{|A_1|} + \frac{|B_1|}{|B_1|}, \dots, \frac{|A_k|}{|A_1|} + \frac{|B_k|}{|B_1|} \right\} \quad (3)$$

其中,  $N$  为选取的椭圆傅里叶系数的个数。椭圆傅里叶描述子的原理就是持续扩充椭圆的数目,以此来与一切事物的闭合轮廓弧线无限接近,进而正确获得其闭合轮廓弧线特征。由于椭圆傅里叶描述子不会因为平移、旋转和大小不同而发生变化,故非常适合用于提取、表示手势特征。本文将利用椭圆傅里叶描述子提取由 Laplacian 边缘检测算子检测出的手部轮廓特征。

一般情况下,留存的傅里叶系数越少,描述子的鲁棒性越好,但其形状之间的区分能力越弱;反之,如果保留的傅里叶描述子越多,则反应形状细节部分特征的能力越强,但对噪声也越敏感。因此,目前没有一个通用的选择标准,需要我们在实验中根据具体的应用来进行特征向量维数的最优选。

在椭圆傅里叶系数个数的选择上,通过实验可知,15 个以下的椭圆傅里叶系数描述子的鲁棒性较好,但其构成的椭圆对手势边界轮廓的拟合并不完全,对形状间的区分效果较差;而 15 个及以上的椭圆傅里叶系数对手势轮廓的描述较为准确,对手势形状细节部分的描述能力很强,但其对噪声的敏感性也随之增大,同时随着系数个数的增加,算法所花费的时间较长,效率较低。故在同时考虑轮廓拟合程度和算法效率的基础上,本文选择 15 个椭圆傅里叶系数来形成特征数组。通过对获取到的手势轮廓利用傅里叶级数进行展开、周期变换、系数求解等一系列运算,得到一个 15 行 4 列的数组。这 4 列即是组成一个椭圆所需要的 4 个系数  $a_{ik}$ ,  $a_{jk}$ ,  $b_{ik}$  和  $b_{jk}$ 。对每一行的 4 个系数按照式(2)进行运算,即可得到每张图像最终的 15 个特征系数。13 种手势部分椭圆傅里叶描述子特征值如表 1 所列。

表 1 13 种手势部分椭圆傅里叶描述子特征值

Table 1 Partial elliptic Fourier descriptor eigenvalues of thirteen gestures

手势	15 个椭圆傅里叶描述子特征值														
0	1624	69	79	55	36	21	17	13	7	16	11	12	8	9	5
1	1419	340	125	143	72	48	12	24	26	28	17	7	4	8	6
2	1469	484	313	274	69	25	43	20	43	25	31	19	14	23	2
3	1588	505	92	280	210	181	38	31	56	35	33	19	30	26	19
4	1674	592	245	104	249	253	119	47	29	47	22	26	13	25	11
5	1757	571	274	271	264	314	232	86	31	39	49	28	41	19	21
6	1605	483	144	139	82	69	84	60	22	11	23	12	3	6	12
7	1661	276	130	85	30	34	37	8	15	10	11	5	5	9	6
8	1688	505	340	205	91	60	44	57	17	27	7	11	14	16	8
9	1356	159	134	136	76	43	36	27	15	17	10	22	9	8	6
OK	1613	538	119	297	228	180	37	30	49	41	41	18	29	22	24
比心	1543	186	115	155	68	77	31	47	26	38	12	21	5	7	7
赞	1639	304	50	126	43	60	31	26	7	15	13	14	9	10	6

### 3.2.3 SVM 分类器

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)<sup>[14]</sup>的目的是在特征空间中寻找一个最合适的分类超平面,该超平面需要满足两种数据和超平面均距离最远的要求。通过这个平面基本可以实现将两种类别的数据分开的效果。

由于 SVM 不仅可以解决高维度的分类问题,同时对样本数量不大的数据集也具有较好的分类效果,故将提取的 15 维手势特征向量引入 SVM 分类器中,训练分类器生成手势识别模型以识别 13 种静态手势。

具体步骤为:存储手势类别标签并创建 SVM 对象,SVM 自动调参选出最优参数值。利用此参数对训练集进行五折交叉验证,训练模型。完成模型训练后,利用测试样本对训练出的模型手势识别情况进行测试,测试结果如表 2 所列。

表 2 13 种手势 SVM 模型测试结果

Table 2 SVM model test results of 13 gestures

手势类别	测试样本数	识别正确数	识别错误数	识别率/%
0	100	98	2	98.00
1	100	91	9	91.00
2	100	97	3	97.00
3	100	85	15	85.00
4	100	94	6	94.00
5	100	99	1	99.00
6	100	89	11	89.00
7	100	93	7	93.00
8	100	88	12	88.00
9	100	95	5	95.00
OK	100	88	12	88.00
比心	100	91	9	91.00
点赞	100	87	13	87.00
总计	1300	1195	105	91.92

由表 1 可以发现,本模型对 13 种手势的识别率有所不同。这是由于不同的手势在手势特征上具有差异,部分手势特征较为明显,易于识别;部分手势特征相对不明显,导致其识别效果相对较差。但总体来看,本文训练出的 SVM 模型对手势的识别效果十分不错,对所有手势的平均识别率可达到 91.92%。

## 4 系统构建

### 4.1 系统构建环境

本文构建系统的环境如表 3 所列。

表 3 构建系统的环境

Table 3 System build environment

名称	介绍
实验背景	简单,光线良好
PC 机	CPU 型号为英特尔酷睿 i5-7200U
摄像头	720p HD 摄像头
操作系统	Windows 10 64 位操作系统
开发环境	PyCharm 2019 和 OpenCV 4.5.1
界面	运用 PyQt5 设计界面

### 4.2 系统建立过程

本文选择使用 github 上静态手势公开图像集<sup>[15]</sup>作为模型训练和测试的对象。此数据集采集了进行中值滤波去噪、YCrCb 颜色空间手势分割和形态学处理的 13 种手势图像共

3380 张,测试手势图像共 1000 张。

针对上述训练集和测试集的手势图像,利用 Laplacian 边缘算子检测手势轮廓。在此基础上,选取 15 个椭圆傅里叶系数,利用椭圆傅里叶描述子提取手势图像特征,构建手势特征集和测试特征集。将手势特征集导入 SVM 手势分类器,利用五折交叉检验进行训练并构建模型,利用测试特征集测验模型。

以 Pycharm 2019 和 OpenCV 4.5.1 作为开发平台,运用 Python 和 PyQt5 绘制系统界面并实现系统的“打开相机”和“开始预测”功能。构建好的系统如图 5 所示。

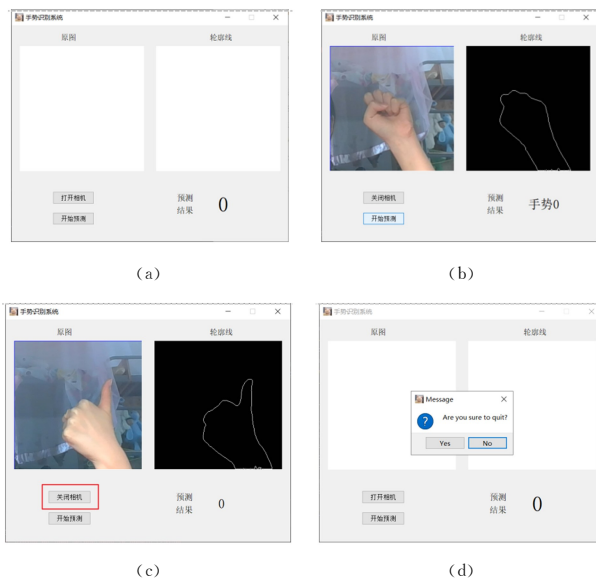


图 5 系统界面和功能图

Fig. 5 Diagram of system interface and function

## 5 系统测试及结果分析

为了验证利用 YCrCb 空间基于 Cr 分量的 OTSU 法和改进后的手势特征提取法设计出的手势识别系统能否对 13 种手势进行有效的识别,本文寻找 4 位同学,在不同距离、不同背景下使用本系统对 13 种手势在不同方向上进行测试。

### 5.1 系统测试

#### 5.1.1 铁门背景, $d_{st}=30\text{ cm}$

在较为整洁、简单的铁门背景下,距离摄像头 30 cm 处识别手势。对每种手势测试 100 次并记录相关数据。此条件下对手势识别系统进行测试的过程如图 6 所示。



图 6 铁门背景,  $d_{st}=30\text{ cm}$  测试过程

Fig. 6 Iron door background,  $d_{st}=30\text{ cm}$  test process

此条件下对手势识别系统 13 种手势分别测试 100 次的测试结果如表 4 所列。

表 4 铁门背景,  $d_{st}=30\text{ cm}$  时系统 13 种手势的测试结果

Table 4 System test results of 13 gestures in iron gate background,

$d_{st}=30\text{ cm}$				
手势类别	测试样本数	识别正确数	识别错误数	识别率/%
0	100	94	6	94.00
1	100	98	2	98.00
2	100	91	9	91.00
3	100	97	3	97.00
4	100	91	9	91.00
5	100	99	1	99.00
6	100	84	16	84.00
7	100	86	14	86.00
8	100	88	12	88.00
9	100	83	17	83.00
OK	100	89	11	89.00
比心	100	92	8	92.00
点赞	100	82	18	81.00
总计	1300	1180	120	90.77

5.1.2 铁门背景,  $d_{st}=30\text{ cm}$ 

背景仍然为铁门,调整距离为距摄像头 50 cm。此条件下对每种手势测试 100 次,记录相关数据。测试过程如图 7 所示。

图 7 铁门背景,  $d_{st}=50\text{ cm}$  测试过程Fig. 7 Test process in iron door background,  $d_{st}=50\text{ cm}$ 

此条件下对手势识别系统 13 种手势分别测试 100 次的测试结果如表 5 所列。

表 5 铁门背景,  $d_{st}=50\text{ cm}$  时系统 13 种手势的测试结果

Table 5 System test results of 13 gestures in iron gate background,

$d_{st}=50\text{ cm}$				
手势类别	测试样本数	识别正确数	识别错误数	识别率/%
0	100	91	9	91.00
1	100	94	6	94.00
2	100	86	14	86.00
3	100	96	4	96.00
4	100	98	2	98.00
5	100	95	5	95.00
6	100	83	7	83.00
7	100	79	21	79.00
8	100	90	10	90.00
9	100	72	28	72.00
OK	100	85	15	85.00
比心	100	89	11	89.00
点赞	100	91	9	91.00
总计	1300	1196	141	89.15

## 5.2 系统系统识别率测试结果分析

上述两种情况下,手势识别系统的识别率对比如图 8 所示。

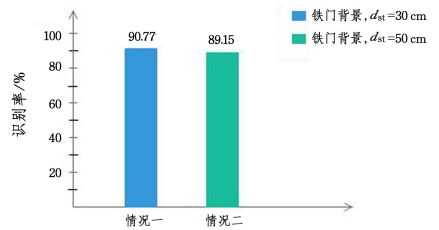


图 8 两种情况手势识别率对比

Fig. 8 Comparison of gesture recognition rates in two conditions

通过上述比较可以看出:

(1)铁门背景下两种距离的手势识别率基本相同。由于铁门是简单背景,故此背景下手势识别系统分割成效显著。而由上述识别率可知,相同的铁门背景下,不同距离手势的识别率有细微差距。造成这种差距的原因为:测试者手部特征和摆出手势的规范度有所不同,这种人为因素产生的误差可忽略不计。故在铁门背景下,手势距离不同对最终识别率的影响很小。因此,在简单背景下本系统对于不同距离的手势均能进行较好的识别。

(2)两种情况下的手势识别率均低于模型测试识别率。由之前的结论可知,训练出的 SVM 模型对手势的识别率为 91.92%,均高于上述两种情况下对系统进行测试的识别率。这是因为本系统识别的手势来源于视频流中实时截取的某一帧,在尽量控制光线等因素相同的情况下,也难免出现某些因素有细小差别的情况。这对实时手势图像的识别可能会有影响,因此影响了整体的识别率。但是两者识别率的差别微小,这说明本系统在简单背景下应用此模型的效果很好。

总而言之,本文建立的手势识别系统在简单背景下对手势的识别几乎不受距离影响,手势识别效果十分不错,能够基本满足对手势识别精确度和稳定性的要求。

## 5.3 各种手势识别率测试结果分析

上述两种情况下,各个手势的平均识别率如表 6 所列。

表 6 两种情况下 13 种手势的平均识别率

Table 6 Average recognition rate of 13 gestures in both conditions

手势类别	测试样本数	识别正确数	识别错误数	识别率/%
0	200	185	15	92.50
1	200	192	8	96.00
2	200	177	23	88.50
3	200	193	7	96.50
4	200	189	11	94.50
5	200	194	6	97.00
6	200	177	23	88.50
7	200	165	35	82.50
8	200	178	22	89.00
9	200	155	45	77.50
OK	200	167	33	83.50
比心	200	181	19	90.50
点赞	200	173	27	86.50

13 种手势平均识别率的比较如图 9 所示。

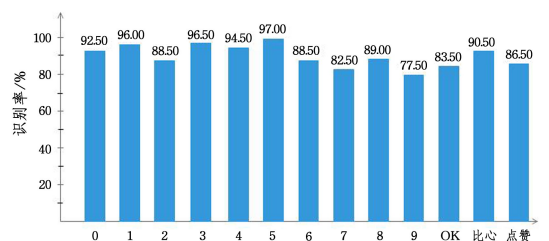


图 9 13 种手势的平均识别率比较

Fig. 9 Comparison of average recognition rates of 13 gestures

由图 9 可知,本文所建立的系统对 13 种手势的识别效果不尽相同。对于“手势 0”“手势 1”等的识别率基本在 90%左右,识别效果相对较好。而对于“手势 2”“手势 7”等的识别效果则劣于其余几种手势。在实验过程中发现,出现上述情况的原因部分手势形状相似,导致其手势特征十分相近。又由于测试者手型、手指长短不尽相同,因此其在摆出手势时的手部状况略有不同。系统中所调用的 SVM 模型就无法很好地对几种相近的手势进行分辨,容易出现误判的情况,导致部分手势的识别率相对较低。

从总体来看,使用改进算法所建立的系统对各种手势的识别率十分不错,基本能够有效识别 13 种手势。

**结束语** 本文使用基于 YCrCb 空间 Cr 分量的 OTSU 法完成肤色检测,并且使用结合了 Laplacian 算子的椭圆傅里叶描述子提取手势特征,同时,使用 SVM 分类器训练手势模型。训练出的模型在简单背景下对 13 种常见手势的识别准确率达到 89.96%。

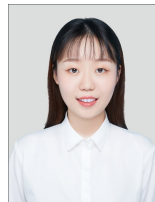
本文对未来工作的展望:1)调整算法,实现对动态和光照条件不良背景下更多种类手势的识别。2)进一步研究和分析如何将算法嵌入到实际应用平台中。

## 参 考 文 献

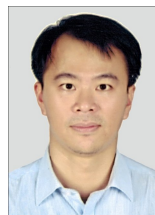
- [1] TAO Y F, HU P F, YANG W M. Computer vision technology in smart home [J]. Chinese Journal of Artificial Intelligence, 2020 (5): 30-38.
- [2] LUZHNICA G, SIMON J, LEX E, et al. A Sliding Window Approach to Natural Hand Gesture Recognition Using a Custom Data Glove[C]// 2016 IEEE Symposium on 3D User Interfaces (3DUI). 2016: 8190.
- [3] DJAMILA D, LARABI S. User-Independent System for Sign Language Finger Spelling Recognition [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25 (5): 1240-1250.
- [4] DULAYATRAKUL J, PRASERTSAKUL P, KONDO T, et al. Robust Implementation of Hand Gesture Recognition for Remote Human-Machine Interaction[C]// 2015 7th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE). 2015: 247-252.
- [5] MAHMUD H, HASAN M K, ABDULLAH-AL-TARIQ, et al. Recognition of Symbolic Gestures Using Depth Information [C]// Advances in Human Computer Interaction. 2018: 1-13.
- [6] HUSSAIN I, TALUKDAR A K, SARMA K K. Hand gesture

recognition system with realtime palm tracking [C]// Annual IEEE India Conference (INDICON). 2014.

- [7] WANG C, LIU Z, CHAN S C. Superpixel-Based Hand Gesture Recognition With Kinect Depth Camera [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(1): 29-39.
- [8] FAGIANI M, PRINCIPI E, SQUARTINI S, et al. Signer Independent Isolated Italian Sign Recognition Based on Hidden Markov Models [J]. Pattern Analysis and Applications, 2015, 18(2): 385-402.
- [9] RENH B. Gesture segmentation and recognition in complex Background [J]. Acta Automatica Sinica, 2002(2): 256-261.
- [10] YEN C H, HUANG P Y, YANG P K, et al. An Intelligent Model for Facial Skin Colour Detection [J/OL]. International Journal of Optics, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/1519205>.
- [11] WANG Y Y. Otsu Image Threshold Segmentation Method Based on Seagull Optimization Algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1650(3): 032181.
- [12] GUO Y L. Efficiency analysis of edge detection algorithm based on OpenCV [J]. Chinese Journal of Science and Technology Innovation, 2019(1): 87-88.
- [13] ZHANG J T, LI X Y, GUO S X, et al. Shape representation based on elliptic Fourier descriptors [J]. Chinese Journal of Computer Engineering and Applications, 2014, 50(2): 170-174.
- [14] ZHANG X Y, LI Q. Overview of SVM based classification methods [J]. Chinese Journal of Sci-Tech Information, 2008 (28): 344-345.
- [15] XU Y. Image acquisition for static gesture training set and test set [OL]. <https://github.com/Primezzz>.



**XU Yue**, born in 1999, undergraduate. Her main research interests include artificial intelligence and data mining.



**ZHOU Hui**, born in 1980, Ph.D, professor. His main research interests include natural language processing, artificial intelligence writing and data visualization.