

文章编号:1007-2780(2017)04-0308-08

基于预分类处理的实时多手势识别算法

黎明聪¹, 吴逸畅¹, 张锡斌¹, 曾志远¹, 王嘉辉^{2*}

(1. 中山大学 物理学院, 广东 广州 510275;

2. 中山大学 光电材料与技术国家重点实验室, 广东 广州 510275)

摘要:为了改善常见的背景模型在手势分割易受环境因素影响的缺点,以及提高基于傅里叶描述子的神经网络对大量手势分类的识别率,本文提出一种采用预分类的综合手势识别算法。首先,分割部分使用背景差分检测出手部,同时利用手分类器对手部识别手掌位置,获取感兴趣区域,同时对手和背景分别进行掩膜更新,进入下一循环,具有较高的分割效果。接着,利用指尖检测和傅里叶描述子对区域进行特征提取。识别过程先根据指尖数目及实现功能进行预分类,再利用神经网络对傅里叶特征系数进行实时的识别并返回识别结果。最后,进行与直接的傅里叶系数的识别比较及复杂背景下与传统背景差分方法识别率比较,结果表明该算法普通手势比直接分类平均识别率高 4.162%,易误检手势识别率提高最高达 91.7%;复杂背景下性能也有较大改善。鲁棒性较强,可以容纳大量手势定义,满足人机交互的要求。

关键词:计算机视觉;手势分割;预分类识别;傅里叶描述子;神经网络

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173204.0308

Method of real-time multiple gestures recognition based on pre-classification

LI Ming-cong¹, WU Yi-chang¹, ZHANG Xi-bin¹, ZENG Zhi-yuan¹, WANG Jia-hui^{2*}

(1. School of Physics, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. State Key Laboratory of Optoelectronic Materials and Technologies,
Guangzhou 510275, China)

Abstract: To improve the common background model that can be easily faulted by environmental factors, and the efficiency of neural network based on Fourier descriptor for a large number of gesture recognition, a pre-classified gesture recognition algorithm is designed. First, background difference detection plus a hand classifier is employed to recognize palm position and obtain regions of interest, while masks are updated respectively in hand regions and background. Experiments indicate its remarkable segmentation effects. Then, fingertips detection follows and Fourier descriptors are extracted from areas of interest. Identification process includes the preliminary classification dependent on the number of fingertips detected as well as the potential movement. Then a neural network based

收稿日期:2016-10-20;修订日期:2016-12-12.

* 通信联系人, E-mail: wangjh@mail.sysu.edu.cn

on Fourier coefficients is to process the extracted feature data and feedback the results. In the end, comparison shows that this algorithm involving pre-classification system performs better in recognition. Ordinary gestures improve 4.162% in average, while easy-mistaken gestures escalate by up to 91.7%. Under complex environment, improvement can be seen compared to a common background difference method. Strong robustness and multiple gestures definition satisfy the requirement of real-time human-computer interaction.

Key words: computer vision; gesture segmentation; pre-classification and recognition; Fourier descriptor; neural network

1 引言

今年是虚拟现实(VR)元年,不同的VR技术蜂拥问世。由于VR是封闭式的显示技术,因此决定其不能简单地继续沿用键盘、鼠标等传统工具进行信息的交互。而手势这一种最原始、最直接、含义最广的沟通方式,有可能成为VR最佳的互动技术。利用手势进行交互,核心的问题在于手势的识别。

手势识别根据是否依赖设备可分为可穿戴设备的手势识别和基于图像处理技术的手势识别。可穿戴设备可利用传感器对手势运动进行测量,并计算返回测量的关节点,运动方向,角度等等实时数据,直接进行识别处理,效率高。如杨晓东等人提出了使用超声波识别手势的方法^[1]。但存在设备成本高、维护难、普及面窄,且需要额外的硬件支持,给使用者带来不自然的体验。而基于图像处理的识别仅需要依靠一系列的图像预处理工作来准确地定位找出所研究的对象,不需要昂贵的硬件设备进行配合,在保持较高可靠性的同时,降低了硬件成本,有良好的市场开发前景。

目前,常见的基于图像处理的静态手势识别可分技术为以下几个步骤:

(1)从背景中完整地分割出所需要研究的对象(手掌)。手势分割最常见的是根据手部的颜色与背景的差异来进行初步分割。但该方法一个明显缺陷是受光照、手部运动和类肤色背景(如脸部)等的严重影响,分割效果较差。针对此情况,一些学者提出了改进的肤色模型:基于肤色概率的肤色模型^[2]。另一方面,为了更好地检测出手部的运动,也常使用背景减法^[3-4]将背景和运动前景进行分离。目前高效的运动物体的跟踪融合了被追踪物体的特征,例如有基于HMM的粒子跟踪^[5],基于

改进MeanShift的跟踪^[6]和光流的跟踪^[7],也有结合surf特征的聚类分析跟踪法^[8]。

(2)特征值的选取。在模式识别当中特征判据很多,例如几何分布欧式距离,颜色直方图特征,图像区域特征及其他纹理特征等等,识别效果不尽人意。因此,找到鲁棒性好的模式特征量才是该环节的核心问题。

(3)特征值与模板比对识别,并返回识别结果。模式识别的机制主要可分为模板匹配和机器学习分类。常用的模板匹配有Hausdorff距离平移匹配^[9],Hu矩公式匹配等^[10],具有运算快的优点,但同时识别率低。机器学习则有基于神经网络,支持向量机,基于分类器等识别方式,优点是识别率大大提高,但前期需要采集大量样本并进行批量处理。

为了改善颜色分割易受干扰,Hu特征判据鲁棒性不足以及神经网络大量分类识别率不高的缺点,本文算法以开源视觉库OpenCV为基础,以电脑摄像头为工具,提出一种基于预分类的综合手势识别算法。手势分割部分使用背景差分模型结合手部分类器进行对象的跟踪与分割,对检测的手部进行掩膜处理及背景的更新,可排除类肤色背景和人的其他躯干的影响,高效检测出运动的手部,同时可以在复杂背景中完整地分割;手势识别部分则将使用综合的手势傅里叶描述子和指尖识别的综合判据,根据指尖数目初步分类,减少神经网络识别的分类数,提高正确率,并使其具有旋转不变性和较高的识别性,因此分类识别可以容纳大量的手势定义,且使用户自定义手势成为可能。

2 手势识别的关键算法

多手势识别算法运行框图如图1所示。

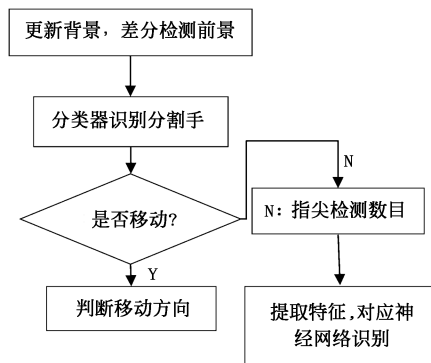


图 1 算法流程

Fig.1 Flow-process diagram

2.1 手势分割设计

为了解决手掌分割易受光照、背景影响的问题, 本文采用背景学习更新的优化, 分割流程如图 2 所示。

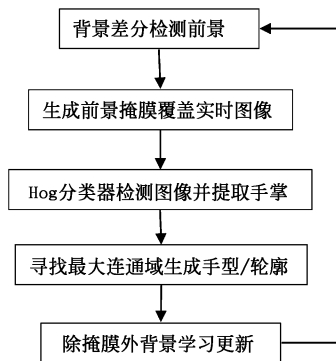


图 2 手势分割流程

Fig.2 Flow-process diagram of gesture segmentation

在手势识别过程中, 手掌是图像当中的主要运动物体。因此, 检测并分隔出视频流中的其他物体是减少手部跟踪识别误检率的一个关键步骤, 本文采用改进的背景减除算法来实现。背景减除算法的主要思路是实时帧及相邻帧进行相减对比, 从而分离开实时图像当中的静止背景和运动前景。

改进该类算法的关键在于参考背景模型的建立, 包括初始背景图像的设定和背景模型参数的实时更新。模型参数的更新常采用指数遗忘 (exponential forgetting) 的方式, 即对于某一时刻 t 中图像上的点 $B(x, y)$ 参数以式 (1) 形式进行更新:

$$B(x, y, t) = (1 - \alpha)B(x, y, t - 1) + \alpha I(x, y, t), \quad (1)$$

其中: $B(x, y, t)$ 为 t 时刻像素点 (x, y) 的背景模型参数, $I(x, y, t)$ 为 t 时刻像素点 (x, y) 的实时

图像参数。 α 称为学习率, 衡量以多快速度“遗忘”上一帧。

获得运动前景后, 设置前景反二值化生成掩膜掩盖静止背景, 同时使用训练好的分类器将手掌从掩膜处理过的前景中提取出来, 提高分类器的识别效率。该分类器为 OpenCV 中的级联分类器, 基于方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 特征, 通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图寻找输入图像的相似 Hog 特征^[11]。

提取手掌后, 为排除少量杂点对指尖检测的影响, 本文获取分类器提取图像中的最大连通域, 再在新建的单通道图像中生成该连通域 (或其轮廓), 为下面进行处理打下基础。

同时为了避免手掌因为长时间静止时而被误算入背景, 在识别出手掌之后可在手掌加上掩膜, 从而保护手掌在下一次背景减除当中不会被算入背景。同时背景按式 (1) 进行更新, 进入下一帧分割循环。简单背景和复杂背景下跟踪效果如图 3 所示。背景分割效果如图 4 所示。



图 3 手势跟踪效果图

Fig.3 Result of hand tracking



图 4 背景分割效果图

Fig.4 Result of background subtraction

2.2 指尖检测及识别设计

2.2.1 骨架提取

为了改善传统的距离极值检测指尖由于轮廓点较多, 容易出现的多检、误检, 本文对获取的手

型先进行图像细化,又称提取骨架,从而减少待分析的边缘点数目,同时使极值点更加突出。

二值化图像骨架提取,考虑的是一个像素点周围8个邻近点(编号从0~7)可以为0或1的256种不同的组合,如图5所示。

p_0	p_1	p_2
p_7	p	p_3
p_6	p_5	p_4

图5 像素点邻域命名

Fig.5 Naming of neighbors of pixels

二值化图像中八邻域共256种组合情况,并可放在一个索引表中,可以删除的为1,不可以删除的为0。

同时,每个点对应的查找索引表的索引值由公式(2)确定:

$$S = P_0 + P_1 \times 2^1 + P_2 \times 2^2 + \dots + P_7 \times 2^7, \quad (2)$$

其中:

$$P_i = 0 \text{ or } 1, i = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7. \quad (3)$$

此时该点为边缘点删除,而非边缘点则保留。一直如此循环,直到没有满足条件的点删除,最后得到形状骨架。骨架提取效果如图6所示。

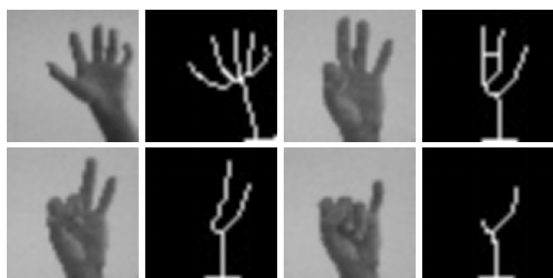


图6 骨骼化处理示意图

Fig.6 Result of skeleton model construction

2.2.2 极值法指尖检测

对于获取的骨架轮廓,本文按顺时针方向依次遍历骨架点,按以下条件检测指尖点:

- (1)保持局部范围内的极大值
- (2)指尖点不应相隔太近
- (3)指尖到掌心距离应超过一定阈值
- (4)最近的指尖到掌心距离应大于最近指尖距离的60%

(5)指尖点应不低于手掌高度的1/4

使用极值法指尖检测识别效果如图7所示。

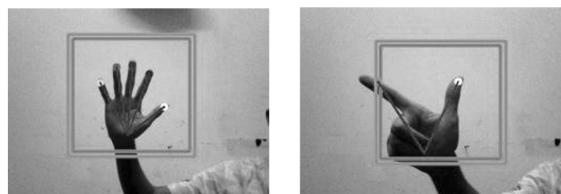


图7 指尖识别效果图

Fig.7 Result of finger recognition

2.3 手势动作的预分类

如前述,五只手指排列组合构成的手势动作可以有高达32种。但我们仅考虑对常用手势进行形态分类,结果如图8所示。

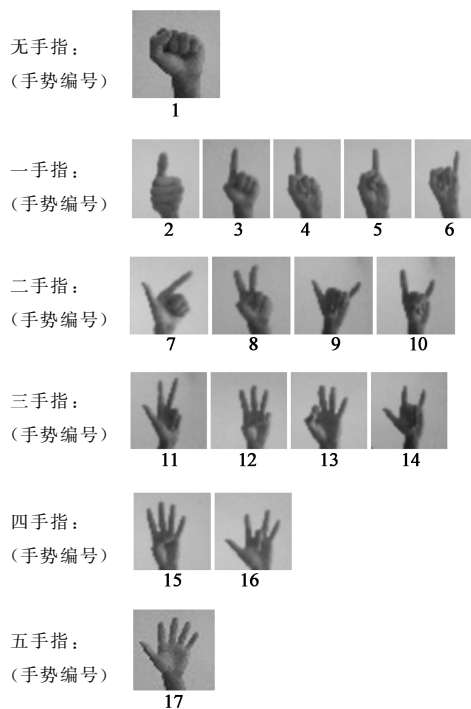


图8 预分类示意图

Fig.8 Pre-classified gesture

运动中,将不进行静态手势的识别,而只会跟踪掌心的位置变化,从而对运动识别或指尖识别或无手指识别进行功能性预分类。

3 轮廓形状特征描述子

形状是物体的重要特征,获取图像的形状特征是完成后续模式识别,形状分析的重要步骤。

傅里叶描述子是一种常用的轮廓形状描述方

法。与一元函数曲线的傅里叶变换类似,图像处理中的二维轮廓曲线的傅里叶特征也是将空间分布转换成频域进行描述。由于不同的形状其傅里叶系数不同,从而可以获取其系数作为特征量进行后续的模式识别^[12]。

手势识别中,对于一个手部封闭二维轮廓曲线,为便于数学上的傅里叶分析,可通过图像空间定义一个复平面,即将轮廓上的每一个点 (x_k, y_k) 一一对应地投影到复平面上,即

$$(x_k, y_k) \rightarrow c_k = x_k + iy_k, \quad (4)$$

则 $\{c_k\}$ 为一个离散有限序列,可作傅里叶变换:

$$C_l = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N C_k e^{\frac{i2\pi lk}{N}}, l=0,1,2,3,\dots,N. \quad (5)$$

序列 $\{C_l\}$ 就称为傅里叶描述子。其中低频分量描述了总体的轮廓,高频分量描述了细节部分。对傅里叶描述子进行归一化^[13],有:

$$D_l = \frac{C_l}{e^{\frac{i2\pi(l-1)\varphi}{L}} C_1}, \quad (6)$$

其中: $e^{\frac{i2\pi\varphi}{L}} = C_1 e^{-i\varphi} / \|C_1\|$, L 为轮廓总长度, φ 为轮廓主方向。可以证明,归一化之后的傅里叶描述子具有平移、伸缩和旋转不变性。

本文采用椭圆傅里叶描述子,并将复数形式过渡到三角函数进行表达,这样可使计算表达更加直观。由式(6),椭圆系数可定义为^[14-15]:

$$C_l = C_{xl} + jC_{yl}, \quad (7)$$

其中,三角函数与指数表示有以下关系:

$$\begin{aligned} C_{xl} &= (A_{xl} - jB_{xl})/2 \\ C_{yl} &= (A_{yl} - jB_{yl})/2 \\ C_{x-l} &= (A_{xl} + jB_{xl})/2 \\ C_{y-l} &= (A_{yl} + jB_{yl})/2, \end{aligned} \quad (8)$$

根据式(7),有这些系数离散计算:

$$\begin{aligned} A_{xl} &= \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m x_i \cos(k\omega i\tau) \\ B_{xl} &= \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m x_i \sin(k\omega i\tau) \\ A_{yl} &= \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m y_i \cos(k\omega i\tau) \\ B_{yl} &= \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m y_i \sin(k\omega i\tau), \end{aligned} \quad (9)$$

其中 x_i, y_i 定义函数的采样点的坐标值。 K 为系数个数, m 为总的采样点的个数。在使用中本文对每一个手势使用前 2 阶的傅里叶系数 $A_{xl}, B_{xl}, A_{yl}, B_{yl}$ 组成 8 个数据的特征向量来描述。

4 识别机制及样本库

4.1 前馈神经网络

为了改善传统的模板匹配法容错率差,识别率较低的缺点,本文搭建了 OpenCV 库中前馈神经网络进行进一步识别分类。

本文神经网络分为输入层,隐藏层和输出层。运行时分为前期样本训练阶段和后期样本预测阶段。对应于每个类别的手势,均采用 500 张 40×40 像素尺寸的灰度样本图,图片格式为 jpg。

输入层神经元个数为 8 个,对应于每个手势 8 数据的特征向量。隐藏层神经元个数为 12 个。输出层神经元个数与各小类定义的手势有关。例如对于单手指的类别,设置 5 个神经元;对于三手指的类别,则设置 4 个神经元。

对于第 n 层的输出值 Z_i , 第 $n+1$ 层的输出值 U_i 按以下公式计算:

$$M_i = \sum_{j=1}^m (W_{i,j}^{n+1} \times Z_j) + W_{i,bias}^{n+1}, \quad (10)$$

$$U_i = f(M_i), \quad (11)$$

其中: w 是第 i 层的第 j 个神经元权值。 $f(M_i)$ 为激励函数,可以采用多种的形式。本文采用 SIGMOID 核函数,如式(12):

$$f(x) = \beta \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}}. \quad (12)$$

对于所有的神经元,传递函数都一致,每一层的权重会按传递函数进行至下一层直至输出层。但若输出得不到预定的结果,将对信号反馈调节。

该过程会不断循环直至达到迭代次数或者误差小于设定的精度。本实验选取的迭代次数为 100 000 次,预定精度为 0.00 001。

OpenCV 神经网络虽然训练较为耗时,每组训练约为 30 min 左右,但训练完成后可生产 xml 文件记录各神经元权值。使用时可直接载入 xml 文件进行识别,且新训练的样本将直接在原来已有的 xml 文件中改动更新,方便错误识别样本的重新训练。

综上,神经网络识别分训练和识别两步。训练时,提取样本傅里叶系数组成特征向量,输入网络训练获得各神经元权值,并生成 xml 文件对权值进行保存。识别时,将实时截取的手势分割,然后按傅里叶描述子提取轮廓前两阶傅里叶系数,

x 、 y 方向各 4 个系数组成输入层的特征向量。网络将根据内部神经元权值对输入进行计算并获得识别结果。

4.2 手势样本库的组成与构建

为了提高神经网络的识别效率,手势样本库统一采用分辨率 40×40 像素的归一化样本,样本格式是 jpg。对于每一个手势,正样本是 500 份,同时,为提高容错能力和鲁棒性,正样本涵盖小角度偏转和正常角度等差异化样本。

5 实验结果

本文使用 7 937 个正样本和 7 937 个负样本对级联分类器进行训练,构建了 11 层的级联分类器。同时按指尖个数构建了 4 个小型神经网络。程序运行时,使用的是笔记本电脑内置尺寸为 640×480 像素的摄像头,最后共识别 17 个手势。

同时本文对实时输入的手势分别进行了直接神经网络学习分类和经过预分类的神经网络识别。表 1 对是否使用预分类识别的识别率、训练时间进行比较。

定义偏差率公式:

$$\text{Dev} = \frac{\text{Classified} - \text{Origin}}{\text{Origin}} \times 100\%. \quad (13)$$

表 1 手势识别率与识别时间结果

Tab.1 Result of recognition rate and time

编号	识别率/%		提升 百分比/%
	预分类	无预分类	
1	94.06	90.50	+4.4
2	89.60	87.80	+2.1
3	93.40	89	+4.9
4	96.70	91.60	+5.6
5	93.70	95.30	-1.6
6	96.69	96.90	-0.2
7	93.08	94.20	-0.4
8	97.15	89.10	+9.0
9	91.60	93.01	-1.5
10	90.0	95	-5.2
11	92.40	48.20	+91.7
12	89.90	88.40	+1.6
13	87.5	77.57	+12.8
14	96.90	90.45	+7.13

续 表

编号	识别率/%		提升 百分比/%
	预分类	无预分类	
15	89.5	77.20	+15.9
16	82.18	51.80	+58.6
17	93.30	86.04	+7.9
训练总时间	2 473 s	11 843 s	-9 370 s
平均帧率	6.51	6.49	+0.3

通过对数据的统计,可以发现经过预分类的神经网络识别方法对于一些易误检的手势明显优于直接的大量分类,若以识别率变化大于 5% 认为是有明显变化,而小于 5% 为保持平稳,可见手势编号为 8,11,13,14,15,16,17 识别率上升明显;而对于其他手势可认为表现比较平稳。除易误检手势其他手势平均识别率提高 4.162%

同时,经过预分类的网络训练时间比直接进行网络训练时间要减少 9370s。后续若通过增加训练时间来进一步提高识别率所花使用时间使用预分类将大大减少。

表 2 数据是基于相同的预分类神经网络,就复杂背景下常用的背景差分算法与本文使用的分割方法进行比较。

表 2 复杂背景下手势平均识别率比较

Tab.2 Comparison of average recognition rate under complex background

手势编号	识别率/%	
	背景差分	背景动态掩膜+分类器
1-6	66.21	71.5
7	47.0	88.0
8	76.27	93.5
9	72.7	92.6
10	58.01	75.4
11	68.42	95.0
12	48.75	80.0
13	70.37	91.8
14	68.45	84.5
15	76.07	75.4
16	81.04	82.3
17	52.11	87.5

由于在复杂背景下,边缘间灰度的突变,背景灰度和手部灰度的近似,以及光滑表面的反射光,都会对识别率造成一定的影响。而本文中的分割跟踪算法容忍度与背景差分相比有明显改善,在整体环境灰度与手部灰度差异不低于 15 的情况下,识别率受环境的影响较少。

6 结 论

本文针对实时手势识别中肤色模型存在缺陷,基于傅里叶描述的神经网络识别大量分类情况下存在误检率高的问题,提出了基于更新的背景差分

结合手分类器的分割方法,取得了很好的分割效果。同时介绍了根据指尖形态及功能的分类模型以及傅里叶描述子和神经网络的工作原理。接着对比研究了同一情况下预分类识别及直接分类识别的识别时间和识别率。实验结果证明:预分类识别时间与无预分类时间起伏不大(均为 6.5 fps 左右),手势普遍识别率提高 4.162%,而部分易误检手势识别率得到显著提升,最高达 91.7%;另外,本文的动态背景掩膜加分类器的分割方法对传统的背景差分的分割识别有较大改善。因此,该算法可容纳大量手势定义,且可将此算法移接到硬件设备上进行人与显示设备的手势互动。

参考文献:

- [1] 杨晓东,陈益强,于汉超,等.面向可穿戴设备的超声波手势识别方法[J].计算机科学,2015,42(10):20-24.
YANG X D, Chen Y Q, YU H C, et al. Ultrasonic waves based gesture recognition method for wearable equipment [J]. *Computer Science*, 2015, 42(10): 20-24. (in Chinese)
- [2] 徐力群,吴晓娟.基于颜色概率模型的实时手势跟踪算法[J].计算机工程与科学,2005,27(10):44-47.
XU L Q, WU X J. A real-time hand tracking algorithm based on the colour probability model [J]. *Computer Engineering & Science*, 2005, 27(10): 44-47. (in Chinese)
- [3] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Fort Collins, CO: IEEE, 1999, 2: 246-252.
- [4] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 747-757.
- [5] 江超,艾娇燕.基于 OpenCV 的摄像头动态手势轨迹识别及其应用[J].计算机应用,2012,32(S1):128-133.
JIANG C, AI J Y. Dynamic gesture trajectory recognition and its application design for camera based on OpenCV [J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32(S1): 128-133. (in Chinese)
- [6] 王田,刘伟宁,韩广良,等.基于改进 MeanShift 的目标跟踪算法[J].液晶与显示,2012,27(3):396-400.
WANG T, LIU W N, HAN G L, et al. Target tracking algorithm based on improved meanshift [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(3): 396-400. (in Chinese)
- [7] BÜLTHOFF H, LITTLE J, POGGIO T. A parallel algorithm for real-time computation of optical flow [J]. *Nature*, 1989, 337(6207): 549-553.
- [8] 李英,李静宇,徐正平.结合 SURF 与聚类分析方法实现运动目标的快速跟踪[J].液晶与显示,2011,26(4):544-550.
LI Y, LI J Y, XU Z P. Moving fast target tracking using SURF and cluster analysis method [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(4): 544-550. (in Chinese)
- [9] 张良国,吴江琴,高文,等.基于 Hausdorff 距离的手势识别[J].中国图像图形学报,2002,7(11):1144-1150.
ZHANG L G, WU J Q, GAO W, et al. Hand gesture recognition based on Hausdorff distance [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2002, 7(11): 1144-1150. (in Chinese)
- [10] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. *IRE Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2): 179-187.
- [11] 任斌,顾程程.基于 HOG 特征和 SVM 的手势识别[J].科技通报,2011,27(2):211-214.
REN Y, GU C C. Hand gesture recognition based on HOG characters and SVM [J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2011, 27(2): 211-214. (in Chinese)
- [12] 赵健,张冬泉.基于 OpenCV 的数字手势识别算法[J].计算机应用,2013,33(S2):193-196.

- ZHAO J, ZHANG D Q. Number gesture recognition method based on OpenCV [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(S2): 193-196. (in Chinese)
- [13] 刘寅,滕晓龙,刘重庆.复杂背景下基于傅立叶描述子的手势识别[J].*计算机仿真*,2005,22(12):158-161.
- LIU Y, TENG X L, LIU C Q. Hand gesture recognition based on Fourier descriptors with complex backgrounds [J]. *Computer Simulation*, 2005, 22(12): 158-161. (in Chinese)
- [14] 张嘉桐,李雪妍,郭树旭,等.基于椭圆傅里叶描述子的形状表示的研究[J].*计算机工程与应用*,2014,50(2): 170-174.
- ZHANG J T, LI X Y, GUO S X, *et al.* Study on shape representation based on elliptic Fourier descriptor [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(2): 170-174. (in Chinese)
- [15] GRANLUND G H. Fourier preprocessing for hand print character recognition [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 1972, C-21(2): 195-201.

作者简介:黎明聪(1995—),男,广东江门人,主要从事图像处理,人机交互方面的研究。E-mail: limc3@mail2.sysu.edu.cn

王嘉辉(1979—),男,广东广州人,博士,实验师,2009年于中山大学获得硕士学位,2014年于中山大学获得博士学位,主要从事3D显示、图像处理方面研究。Email:wangjh@mail.sysu.edu.cn