

# 基于关键帧和局部极值的手势特征提取算法

刘杨俊武,程春玲

(南京邮电大学 计算机学院,江苏 南京 210003)

**摘要:**为了缩短动态手势特征提取的时间,提出一种基于关键帧和局部极值的手势特征提取算法(KFLE)。对传统关键帧图像选取算法进行改进,提出一种基于运动方向 and 自适应阈值的关键帧手势图像选取算法,通过比较相邻帧手势图像之间的运动方向和质心距离,选择出运动方向或距离发生明显改变的关键帧手势图像进行指尖特征选取;在对关键帧手势图像进行特征提取的过程中,提出一种基于局部极值的指尖特征提取算法,通过构造距离函数并结合凸包过滤,寻找手势轮廓曲线上的局部极值点,确定手势中存在的指尖特征。实验结果表明,与基于凸包缺陷的手势特征提取算法和基于改进 k-曲率的手势特征提取算法相比,该算法分别缩短了 44.3% 和 71.9% 的特征提取时间。

**关键词:**手势特征提取;关键帧;局部极值;凸包

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2018)03-0127-05

**doi:**10.3969/j.issn.1673-629X.2018.03.027

## A Gesture Feature Extraction Algorithm Based on Key Frames and Local Extremum

LIU Yang-junwu, CHENG Chun-ling

(School of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** In order to shorten the time of dynamic gesture feature extraction, we propose a gesture extraction algorithm based on key frames and local extremum (KFLE). Firstly, we put forward an images selection algorithm of key frames based on motion direction and adaptive threshold for improvement of traditional images selection algorithm. By comparing the motion direction and centroid distance between adjacent frame gesture images, the images with significant changes in direction or distance are selected for feature extraction. In the process of feature extraction, we present a fingertip feature extraction algorithm based on local extremum. By constructing the distance function and combining the convex hull filtering, we find the local extreme points on the gesture contours to determine the characteristics of fingertip. The experiments show that the proposed algorithm can shorten the feature extraction time by 44.3% and 71.9% respectively, compared with the gesture feature extraction algorithm based on convex hull defect and the gesture feature extraction algorithm based on improved k-curve.

**Key words:** gesture feature extraction; key frames; local extremum; convex hull

## 0 引言

动态手势包含运动轨迹变化和结构变化等,准确的识别动态手势需要研究动态手势特征提取算法,用于表达手势的运动轨迹特征和结构特征。根据提取的特征类型不同,目前的动态手势特征提取算法主要分为基于图像属性的动态手势特征提取算法和基于几何结构的动态手势特征提取算法。其中,基于图像属性的手势特征提取算法是利用目标检测算法提取出图像

的像素点分布情况来表达手势,常用方法包括 Hu 矩<sup>[1]</sup>、梯度方向直方图(histogram of oriented gradient, HOG)<sup>[2]</sup>、光流直方图(histogram of optical flow, HOF)<sup>[3]</sup>等。这些算法计算较为简便,且易于实现,但是提取出的特征维度较大,会增加手势识别的计算量和计算时间。基于几何结构的手势特征提取算法是对图像原始数据进行处理,提取出能够反映手势本质的结构信息,有利于区分手势,提高手势识别的准确性,

收稿日期:2017-03-07

修回日期:2017-07-20

网络出版时间:2017-12-04

**基金项目:**国家自然科学基金(71301081,61403208);国家博士后基金(2014M551637);江苏省自然科学基金(BK20130877);江苏省博士后基金(1401046C)

**作者简介:**刘杨俊武(1992-),男,硕士,研究方向为人机交互;程春玲,博士,教授,CCF 会员(E200015597M),研究方向为云计算、资源管理、性能优化。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20171204.1647.012.html>

主要方法包括结构特征点<sup>[4]</sup>、凸包<sup>[5]</sup>、k-曲率<sup>[6]</sup>等。但是该类算法的计算复杂度较高,计算时间较长。

为了缩短手势特征提取的时间,Hasan 等通过两种半径大小不同的动态圆模板区分出手势的手掌区域和手指区域,然后根据各个区域中的动态圆模板分布确定手势中的指尖、指根以及手掌中心的位置<sup>[7]</sup>。但是该算法易受到噪声数据的干扰,识别准确性不稳定。Huang 等提出一种基于套索的手势特征提取算法,通过设置一个固定宽度的套索,并对手势轮廓上的每个峰值点进行遍历,若轮廓的宽度与套索的宽度相同,则认为该段为手势的一个手指<sup>[8]</sup>。这种方法的不足是套索宽度的设置依赖人的先验知识,可能造成误差或者漏查手指的情况,导致手势识别的准确性降低。文献[9]提出一种基于凸包缺陷的动态手势特征提取算法。该算法对于凸包中的每一个凸包缺陷,根据它的起始点、中心点、距离最远点以及最远点到凸包的四个特征点之间的相互关系,判断是否存在指尖点。但是该算法只能计算出指尖的个数,并不能获取指尖点的位置信息,且易受到噪声数据的干扰,对于相似的手势类型识别正确率较差。文献[10]认为传统基于 k-曲率的指尖特征提取算法会受到曲率较大的非指尖特征点的干扰,降低识别的准确性,因此提出一种改进算法,在筛选出曲率较大的候选指尖点集后,采用聚类算法将候选指尖点划分成多个子集,并选择每个子集中的中位点表示指尖位置。但是该算法需要依赖人为设置的曲率阈值,并且对候选指尖特征点集进行聚类过滤需要消耗较长的计算时间。

此外,还可以通过减少手势特征提取的次数来缩短动态手势特征提取的时间。文献[11]提出一种基于关键帧的手势特征提取算法,通过计算和比较相邻帧手势图像的质心距离,选择出距离大于阈值的手势图像进行特征提取。Tan 等认为具有较小变化的手势图像能够反映手势序列的关键信息,因此提出通过计算相邻帧手势图像之间像素点的变化个数,将像素点近似不变的手势图像作为关键帧<sup>[12]</sup>。虽然该类方法可以缩短特征提取的计算时间,但是关键帧选取阈值的设置会影响手势识别的准确性和实时性,由于不同动态手势的运动速率存在差异,很难确定合适的阈值。

因此,针对动态手势特征提取算法计算时间较长的问题,文中提出一种基于关键帧和局部极值的动态手势特征提取算法,并通过实验对其进行验证。

## 1 基于关键帧和局部极值的动态手势特征提取算法

动态手势特征提取算法可以看成是对一组手势图像采用静态手势特征提取算法进行手势特征提取的过

程,算法的计算时间取决于特征提取的次数和特征提取的计算量。为了缩短手势特征提取过程的计算时间,文中算法的基本思想是从手势视频中选出具有较强区分能力的手势图像,并提取这些图像中的质心特征和指尖特征,用于表达手势的运动轨迹和外形结构。

在进行手势特征提取之前,首先需要对获取的手势图像进行手势分割,获取手势的轮廓。由于肤色在 HSV 颜色空间中具有良好的聚类特性,采用文献[13]提出的基于肤色的手势分割算法,从手势视频的每一帧手势图像中分割出手势区域,然后采用基于 Canny 算子的轮廓检测算法得到手势轮廓<sup>[14]</sup>。

### 1.1 基于运动方向和自适应阈值的关键帧手势图像选取算法

由于动态手势运动轨迹中运动方向发生改变的手势数据能够充分描述该手势的运动轨迹特征,对这些特征点进行提取可以提供区分手势的重要信息。另一方面,均值能够反映数据集中的一般变化程度,可以通过计算当前帧手势图像之前所有质心距离的均值,确定关键帧手势图像选取阈值的大小。因此,提出一种基于运动方向和自适应阈值的关键帧手势图像选取算法。

首先计算出相邻帧手势图像之间的相对运动方向,相对运动方向通过质心之间的偏移角度  $\theta_t$  确定,根据  $\theta_t$  将手势运动划分成八个不同方向,其计算公式如下:

$$\text{dir}_t = \begin{cases} 0, & \text{if}(0 \leq \sin\theta_t < \frac{\sqrt{2}}{2}) \text{ AND } (\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \cos\theta_t < 1) \\ 1, & \text{if}(\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \sin\theta_t < 1) \text{ AND } (0 \leq \cos\theta_t < \frac{\sqrt{2}}{2}) \\ 2, & \text{if}(\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \sin\theta_t < 1) \text{ AND } (-\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \cos\theta_t < 0) \\ 3, & \text{if}(0 \leq \sin\theta_t < \frac{\sqrt{2}}{2}) \text{ AND } (-1 \leq \cos\theta_t < -\frac{\sqrt{2}}{2}) \\ 4, & \text{if}(-\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \sin\theta_t < 0) \text{ AND } (-1 \leq \cos\theta_t < -\frac{\sqrt{2}}{2}) \\ 5, & \text{if}(-1 \leq \sin\theta_t < -\frac{\sqrt{2}}{2}) \text{ AND } (-\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \cos\theta_t < 0) \\ 6, & \text{if}(-1 \leq \sin\theta_t < -\frac{\sqrt{2}}{2}) \text{ AND } (0 \leq \cos\theta_t < \frac{\sqrt{2}}{2}) \\ 7, & \text{if}(-\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \sin\theta_t < 0) \text{ AND } (\frac{\sqrt{2}}{2} \leq \cos\theta_t < 1) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\text{dir}_t$  为第  $t$  帧手势图像的方向码值。

若  $\text{dir}_t \neq \text{dir}_{t-1}$ ,说明动态手势的运动方向发生改变,则将当前帧手势图像作为一个关键帧手势图像进行特征提取。否则表示动态手势的运动方向没有发生

改变,通过计算相邻帧手势图像的质心距离,将距离大于阈值的手势图像作为关键帧。

由于动态手势具有不同的运动速率,为了降低人为设置阈值参数对手势特征提取准确性的影响,关键帧手势图像选取阈值的大小应根据手势运动轨迹的变化程度动态调整。其基本思路是在每次比较相邻帧手势图像之间的质心距离后,根据式(2)和式(3)计算出当前帧手势图像之前所有质心距离的平均值,作为新的关键帧手势图像选取阈值。

$$\delta_t = \begin{cases} \delta_{t-1} + \frac{\text{dist}(t, t-1) - \delta_{t-1}}{t}, & t > 0 \\ 0, & t = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{dist}(t_1, t_2) = |g_{t_1} - g_{t_2}| \quad (3)$$

其中,  $\delta_t$  表示第  $t$  帧的关键帧手势图像选取阈值;  $\text{dist}(t_1, t_2)$  表示第  $t_1$  帧和第  $t_2$  帧手势图像之间的质心距离。

基于运动方向 and 自适应阈值的 keyframe 手势图像选取算法伪代码描述如下:

算法 1: KeyFrameSelect( $I_t$ )

输入: 手势图像  $I_t$

输出: 关键帧手势图像标记 iskeyframe <sub>$t$</sub>

1. iskeyframe <sub>$t$</sub>   $\leftarrow$  1; // 初始化关键帧手势图像标记
2. calculate  $g_t$ ; // 计算质心
3. calculate dir <sub>$t$</sub>  using Eq. (1); // 计算运动方向
4. if( dir <sub>$t$</sub>  = = dir <sub>$t-1$</sub>  ) // 判断运动方向是否相同
5. calculate dist( $t, t-1$ ) using Eq. (3); // 计算质心距离
6. if( dist( $t, t-1$ ) <  $\delta_{t-1}$  ) // 判断质心距离是否小于阈值
7. iskeyframe <sub>$t$</sub>   $\leftarrow$  0; // 若质心距离小于阈值则将标记置 0
8. end if;
9. end if;
10. calculate  $\delta_t$  using Eq. (2); // 更新阈值
11. return iskeyframe <sub>$t$</sub> ;

## 1.2 基于局部极值的指尖特征提取算法

手势指尖特征能够反映手势的结构特性,通过指尖特征比较,可以区分具有相同运动轨迹但结构不同的动态手势。由于指尖处在手指的尖部,若将手指轮廓看作是一个光滑曲线,则指尖点就是该曲线上的局部极值点。因此,可以通过寻找手势轮廓上的局部极值点,确定手势中存在的指尖特征。

由于手势轮廓是一个连续的、多凹凸的曲线,很难构造出准确的函数表达式  $f$  来描述手势轮廓,因此无法通过求导的方式来确定曲线上的局部极值点。考虑到一根手指的指尖点与手势质心的距离应大于该手指上其他轮廓点与质心的距离,可以通过构造距离函数,确定手势中存在的指尖特征点。

定义 1(手势指尖点): 设第  $t$  帧手势图像轮廓点集为  $cs_t = \{c_{t,1}, c_{t,2}, \dots, c_{t,N_t}\}$ ,  $N_t$  为  $cs_t$  中轮廓点的个

数。若存在一个  $\varepsilon > 0$ , 使得所有满足  $|c_{t,\lambda} - c_{t,*}| < \varepsilon$  的  $c_{t,\lambda}$ , 都有  $\text{dist}(c_{t,\lambda}, g_t) \leq \text{dist}(c_{t,*}, g_t)$ , 则  $c_{t,*}$  为一个手势指尖点。其中  $\text{dist}(c_{t,\lambda}, g_t)$  为距离函数, 其表达式为:

$$\text{dist}(c_{t,\lambda}, g_t) = \sqrt{(x_{t,\lambda} - x_t)^2 + (y_{t,\lambda} - y_t)^2} \quad (4)$$

其中,  $c_{t,\lambda} = (x_{t,\lambda}, y_{t,\lambda})$  为轮廓点  $c_{t,\lambda}$  的坐标;  $g_t = (x_t, y_t)$  为第  $t$  帧手势图像的质心坐标。

手势轮廓并非是一条理想的平滑曲线, 轮廓上存在许多凹凸不平的点, 仅通过距离计算与比较容易产生许多噪声特征点, 降低指尖特征提取的准确性。此外, 参数  $\varepsilon$  是影响指尖特征提取准确性的关键因素, 若  $\varepsilon$  设置过大, 则可能造成指尖特征点的丢失, 相反则会生成许多噪声特征点。由于手势轮廓的凸包曲线是由手势最外层的轮廓点连接起来形成的凸多边形, 手势的指尖特征必定处在手势的凸包曲线上, 因此, 可以利用手势的凸包曲线对得到的指尖特征点集进行过滤, 只有满足手势指尖点的定义同时也处在凸包曲线上的特征点才认为是指尖特征点。

基于局部极值的指尖特征提取算法首先在手势轮廓上按顺序进行遍历, 当某个轮廓点与质心的距离大于下一个轮廓点与质心的距离时, 判断该点是否满足手势指尖点的定义, 若满足, 则认为该点为一个类指尖特征点; 然后去除类指尖特征点集上所有在手势朝向上位置低于质心的特征点; 最后计算手势的凸包, 若类指尖点也处在手势的凸包曲线上, 则认为该点为指尖特征点。

基于局部极值的指尖特征提取算法伪代码描述如下:

算法 2: FingertipExtract( $I_t$ )

输入: 手势图像  $I_t$

输出: 手势指尖特征  $v_t$

1. max\_dist  $\leftarrow$  0; count  $\leftarrow$  0; // 初始化
2. cs <sub>$t$</sub>   $\leftarrow$  findcontours( $I_t$ ); // 获取手势轮廓点集
3. hull  $\leftarrow$  ConvexHull( $I_t$ ); // 计算凸包
4.  $g_t \leftarrow$  CentroidCalculate(cs <sub>$t$</sub> ); // 计算质心
5. for  $\lambda \leftarrow$  0 to cs <sub>$t$</sub> .length
6. calculate dist(cs <sub>$t$</sub>  <sub>$\lambda$</sub> ,  $g_t$ ) using Eq. (4); // 计算与质心之间的距离
7. if( max\_dist < dist(cs <sub>$t$</sub>  <sub>$\lambda$</sub> ,  $g_t$ ) )
8. max\_dist = dist(cs <sub>$t$</sub>  <sub>$\lambda$</sub> ,  $g_t$ );
9. fingertip  $\leftarrow$  cs <sub>$t$</sub>  <sub>$\lambda$</sub> ;
10. count  $\leftarrow$  0;
11. continue;
12. end if;
13. count  $\leftarrow$  count + 1;
14. if ( count >  $\varepsilon$  && fingertip.y >  $g_t.y$  && Exist(hull, fingertip) ) // 过滤类指尖特征点



15. add fingertip to  $v_i$  ;//将 fingertip 添加到  $v_i$  中  
16. end if;  
17. end for;

1.3 算法描述和时间复杂度分析

KFLE 算法包括两个步骤:

(1)关键帧手势图像选取。首先计算当前帧手势图像的运动方向,若运动方向与前一帧手势图像的运动方向不同,则将该帧手势图像作为关键帧。否则计算相邻帧手势图像之间的质心距离,将距离大于阈值的手势图像作为关键帧。同时计算当前帧之前所有质心距离的平均值,更新阈值;

(2)指尖检测和提取。将满足手势指尖点定义同时处在手势凸包曲线上的轮廓点作为指尖特征点。

KFLE 算法的伪代码描述如下:

算法 3:KFLE

输入:手势图像序列  $I_{\text{Input}} = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$

输出:手势特征向量  $V_{\text{Output}} = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$

1. for each  $I_i$  in  $I_{\text{Input}}$

2. isKeyFrame $_i \leftarrow$  KeyFrameSelect( $I_i$ ) ;//关键帧手势图像选取

3. if( isKeyFrame $_i$  == 0)//判断是否为关键帧手势图像

4. continue;

5. end if;

6.  $v_i \leftarrow$  FingertipExtract( $I_i$ ) ;//获取手势指尖特征

7. add  $v_i$  to  $V_{\text{Output}}$  ;//将  $v_i$  添加到  $V_{\text{Output}}$  中

8. end for;

KFLE 算法的时间复杂度为  $O(tn)$ ,其中  $t$  为进行手势特征提取的次数,最坏情况下,  $t$  为动态手势序列的长度;由于在手势特征提取的过程中,需要对每个轮廓点进行计算,因此,基于局部极值的指尖特征提取算法的时间复杂度为  $O(n)$ ,  $n$  为手势轮廓点集的长度。表 1 比较了三种动态手势特征提取算法的时间复杂度。可以看出,KFLE 算法具有较低的时间复杂度,可以缩短手势特征提取的时间。

表 1 三种动态手势特征提取算法的时间复杂度

算法	时间复杂度
CHD 算法 <sup>[9]</sup>	$O(tn\log n)$
IKC 算法 <sup>[10]</sup>	$O(t(n + \delta))$
KFLE 算法	$O(tn)$

2 实验结果与分析

2.1 实验环境及参数设置

参考文献[15]的实验,文中共定义了十种动态手势类型,分别为单指向右、单指向下、二指向左、二指向上、三指向上、三指向右、四指向下、四指画圆、五指画圆、五指向左。每种手势类型由五名实验者各做 2 次,共得到 100 组动态手势视频。

与文献[9]提出的基于凸包缺陷的手势特征提取算法(简称为“CHD 算法”)和文献[10]提出的基于改进 k-曲率的手势特征提取算法(简称为“IKC”算法)进行对比。首先分析 KFLE 算法中关键参数数值的不同大小对手势特征提取准确性的影响,从而设置合适的参数数值。然后分别从手势特征提取处理时间和手势识别正确率两个方面评估各手势特征提取算法的性能。

实验的软硬件环境为:CPU: Intel(R) Core(TM) i5-4 210 M CPU@ 2.60 GHz;内存:8.00 GB;OS: Windows 8 Enterprise Professional 64 bit;摄像头: Integrated Camera;编程语言: C++;开发环境: OpenCV 和 Visual Studio 2013。

2.2 KFLE 算法中关键参数的设置

KFLE 算法中的参数为范围阈值  $\varepsilon$ ,  $\varepsilon$  的设置对指尖特征提取准确性具有较大的影响,参数设置过大或过小,都可能降低手势识别的准确性。为了分析和确定合适的  $\varepsilon$ ,文中在相同的系统配置和实验环境下,首先为每个测试样本构造标准手势模板集,即运动轨迹相同,指尖个数分别为 1~5,共五种动态手势类型;然后提取出在不同  $\varepsilon$  下的手势特征向量,特征向量包括每个关键帧手势图像的质心坐标和手势的指尖个数;最后采用动态时间弯曲(dynamic time warping, DTW)算法进行手势识别,并计算不同  $\varepsilon$  下的手势识别正确率,如图 1 所示。

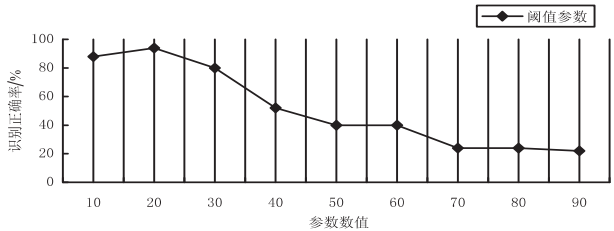


图 1 不同参数数值下的识别正确率

从图 1 可以看出,当范围阈值参数  $\varepsilon$  为 10~30 时,识别准确率较高,这是因为此时  $\varepsilon$  值能够在不丢失特征点的前提下,减少噪声特征点的出现。当  $\varepsilon$  设置过小时,可能会将凸包曲线上的其他数据点也作为指尖特征点进行提取,生成噪声特征点,降低手势识别的准确性。而当  $\varepsilon$  值设置过大时,可能造成即使是指尖点也很难满足手势指尖点的定义,导致指尖特征点的丢失。因此,  $\varepsilon$  的大小应选择在 [10,30] 范围内,文中实验设置  $\varepsilon = 30$ 。

2.3 手势特征提取时间的比较

在相同的系统配置和实验环境下,针对同一组动态手势视频,分别采用不同的动态手势特征提取算法进行特征提取,通过计算特征提取前后的时间差得到算法对该手势视频的特征提取时间,最后计算出每种

算法对每种动态手势类型的平均特征提取时间,如图 2 所示。

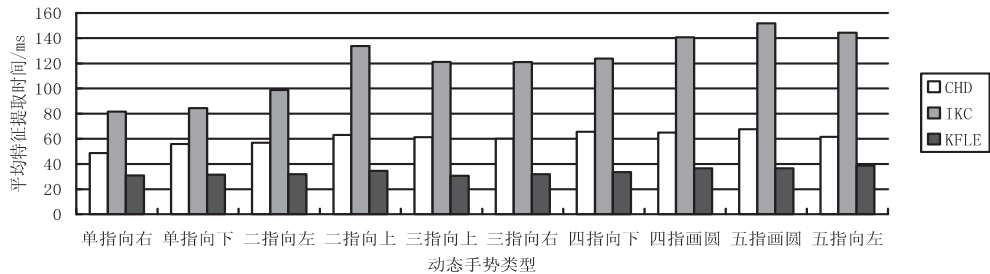


图 2 三种动态手势特征提取算法的平均特征提取时间

从图 2 中可以明显看出,与 CHD 算法和 IKC 算法相比,KFLE 算法的平均特征提取时间分别降低了 44.3% 和 71.9%。这是因为 CHD 算法和 IKC 算法需要对每一帧手势特性进行特征提取,而 KFLE 算法通过比较手势图像之间的运动方向和质心距离,仅对运动方向或距离发生明显改变的手势图像进行特征提取,减少了特征提取的次数。此外,在手势特征提取过程中,KFLE 算法通过距离计算和凸包过滤,寻找手势轮廓曲线上的局部极值点,得到手势的指尖特征,降低了特征提取的时间复杂度,从而缩短了整个动态手势特征提取的时间。

2.4 手势识别正确率的比较

将不同的手势特征提取算法提取出的特征向量采用 DTW 算法进行手势识别。实验采用留一交叉验证法,分别从每种手势类型的样本集中随机选择一组作为手势模板,将剩下的手势样本作为测试样本,对每种动态手势类型共进行 100 次测试,计算每种手势类型的识别正确率,如表 2 所示。

表 2 各算法对不同手势类型的识别正确率

手势类型	手势识别正确率/%		
	KFLE	IKC	CHD
单指向右	100	98	84
单指向下	96	96	96
二指向左	100	93	83
二指向上	92	91	90
三指向上	92	92	85
三指向右	94	94	91
四指向下	95	94	79
四指画圆	95	91	81
五指画圆	95	93	85
五指向左	96	94	86
手势平均识别正确率	95.5	93.6	86.0

从表 2 可以看出,CHD 算法的识别正确率明显低于 IKC 算法和 KFLE 算法,这是因为 CHD 算法通过比较手势中每个凸包缺陷的特征量之间的相互关系来判断是否存在指尖点,易受到噪声数据的干扰,因此识别正确率较低。而 KFLE 算法和 IKC 算法是通过对手势轮廓点的遍历计算获得指尖点的位置信息,能够区

分相似的手势类型,因此具有较高的识别正确率。

3 结束语

为了缩短动态手势特征提取的时间,提出一种基于关键帧和局部极值的动态手势特征提取算法。首先提出一种基于运动方向 and 自适应阈值的关键帧手势图像选取算法,通过比较相邻帧手势图像之间的运动方向和质心距离,选择运动方向或距离发生明显改变的手势图像进行特征提取。在对手势图像进行指尖特征提取的过程中,提出一种基于局部极值的指尖特征提取算法,通过构造距离函数并结合凸包过滤,寻找手势轮廓曲线上的局部极值点,确定手势中存在的指尖特征。

该手势特征提取算法对手势交互的环境具有较高的要求,在复杂背景和光照效果较差的环境下,会降低手势特征提取的准确性。因此,下一步将对在复杂环境下的手势特征提取算法进行研究,增加算法的实用性和健壮性。

参考文献:

[1] LIU Y, YIN Y, ZHANG S. Hand gesture recognition based on HU moments in interaction of virtual reality[C]//Proceedings of 2012 4th international conference on intelligent human-machine systems and cybernetics. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2012:145-148.

[2] LIN J, DING Y. A temporal hand gesture recognition system based on hog and motion trajectory[J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(24): 6795-6798.

[3] PERŠ J, SULIĆ V, KRISTAN M, et al. Histograms of optical flow for efficient representation of body motion[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(11): 1369-1376.

[4] 张墨逸, 张秋余, 芦俊池, 等. 基于结构特征点的手势建模与高层特征提取[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2015, 43(10): 87-91.

[5] NAGARAJAN S, SUBASHINI T S, RAMALINGAM V. Vision based real time finger counter for hand gesture recognition[J]. International Journal of Technology, 2012, 2(2): 1-5.

[6] 冯志全, 杨波, 郑艳伟, 等. 基于特征点分布分析的手势

## 4 结束语

文中基于加权相似度的用户行为分析方法能够对当前网络环境进行全面监控以及分析,但同时其还原用户网络行为部分仍存在数据库不够完善,以至于不能成功匹配的情况。该部分内容可进一步通过长期的测试配合解密技术,扩充数据库内特征参数记录,解决还原失败的问题。实验还可以引入用户轨迹、用户定位等其他行为因素,加强用户群体的社会性分析。

此外,实验分析结果表明,在公共无线网络环境下用户的隐私安全并不能得到保障。由于恶意用户在公共网络下更容易实施攻击,用户需注意所接入网络是否为钓鱼接入点并注意在公共网络下不要对陌生软件进行授权,必要时用户可减少公共网络的使用频率。随着无线网络的不断发展,该方法不仅可以为用户提供更加贴切的个性化服务,还可以扩展至网络定位<sup>[14]</sup>、网络监控<sup>[15]</sup>以及网络取证<sup>[16]</sup>等方面,对防范用户隐私的泄露和构建更加安全的局域网具有实际意义。

### 参考文献:

- [1] 任 伟. 无线网络安全问题初探[J]. 信息网络安全, 2012(1): 10-13.
- [2] 朱建明, 马建峰. 无线局域网安全: 方法与技术[M]. 第 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [3] MUSA A B, ERIKSSON J. Tracking unmodified smartphones using Wi-Fi monitors[C]//ACM conference on embedded network sensor systems. Toronto: ACM, 2012: 281-294.
- [4] CUNCHE M, KAAFAR M A, BORELI R. I know who you will meet this evening! Linking wireless devices using Wi-Fi probe requests[C]//World of wireless, mobile and multi-

dia networks. [s. l.]: IEEE, 2012: 1-9.

- [5] 赵世功. 基于移动终端的无线局域网资源监测与分析系统的设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2015.
- [6] 王智明. 无线局域网数据监听系统设计[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.
- [7] AN X G, LU X F. Packet capture and protocol analysis based on Winpcap[C]//International conference on robots & intelligent system. [s. l.]: IEEE, 2016: 272-275.
- [8] RESCHKE J. Use of the content-disposition header field in the hypertext transfer protocol (HTTP) [R]. [s. l.]: [s. n.], 2011.
- [9] 董志安, 吕学强. 基于百度搜索日志的用户行为分析[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(7): 17-20.
- [10] 毛佳昕, 刘奕群, 张 敏, 等. 基于用户行为的微博用户社会影响力分析[J]. 计算机学报, 2014, 37(4): 791-800.
- [11] CHENG N N, MOHAPATRA P, CUNCHE M. Inferring user relationship from hidden information in WLANs[C]//Military communications conference. [s. l.]: IEEE, 2012: 1-6.
- [12] 翟东海, 鱼 江, 高 飞, 等. 最大距离法选取初始簇中心的 K-means 文本聚类算法的研究[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3): 713-715.
- [13] BHOLOWALIA P, KUMAR A. EBK-means: a clustering technique based on elbow method and k-means in WSN [J]. International Journal of Computer Application, 2014, 105: 17-24.
- [14] 孙善武, 王 楠, 陈 坚. 一种改进的基于信号强度的 WLAN 定位方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(6): 99-103.
- [15] 胡晓娅, 曹连杰. 无线局域网背景下的电子邮件监控系统研究[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(2): 63-66.
- [16] 胡东辉, 夏东冉, 史昕岭, 等. 网络取证技术研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(10A): 1-22.

(上接第 131 页)

- 特征检测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(11): 2333-2342.
- [7] HASAN M M, MISHRA P K, MISHRA P K. Real time fingers and palm locating using dynamic circle templates[J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 41(6): 33-34.
- [8] HUANG H, JU Z, LIU H. Real-time hand gesture feature extraction using depth data[C]//2014 international conference on machine learning and cybernetics. [s. l.]: IEEE, 2014: 206-213.
- [9] GANAPATHYRAJU S. Hand gesture recognition using convexity hull defects to control an industrial robot[C]//2013 3rd international conference on instrumentation control and automation. [s. l.]: IEEE, 2013: 63-67.
- [10] 李博男, 林 凡. 基于曲率的指尖检测方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2012, 44(4): 587-591.

- [11] PATHAK B, JALAL A S, AGRAWAL S C, et al. A framework for dynamic hand gesture recognition using key frames extraction[C]//2015 fifth national conference on computer vision, pattern recognition, image processing and graphics. [s. l.]: IEEE, 2015: 1-4.
- [12] TAN W, WU C, ZHAO S, et al. Dynamic hand gesture recognition using motion trajectories and key frames[C]//2010 2nd international conference on advanced computer control. [s. l.]: IEEE, 2010: 163-167.
- [13] 曹昕燕, 赵继印, 李 敏. 基于肤色和运动检测技术的单目视觉手势分割[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2011, 38(1): 78-83.
- [14] 王小俊, 刘旭敏, 关 永. 基于改进 Canny 算子的图像边缘检测算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(14): 196-198.
- [15] 王西颖, 戴国忠, 张习文, 等. 基于 HMM-FNN 模型的复杂动态手势识别[J]. 软件学报, 2008, 19(9): 2302-2312.