

基于快速尺度空间特征检测的手势识别方法

方亦凯¹⁾ 程健¹⁾ 汪孔桥²⁾ 卢汉清¹⁾

¹⁾(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室,北京 100190) ²⁾(诺基亚中国研究中心,北京 100176)

摘要 在基于几何模型的手势识别方法中,尺度空间特征检测是一种最常用的方法。由于传统方法涉及大量的高斯卷积运算,计算非常复杂。提出了一种快速的尺度空间特征检测方法,采用一组简单的矩形特征模板近似传统方法中复杂的高斯导数卷积模板,得到了尺度空间几何特征的快速检测子。通过对手势图像中 Blob 和 Ridge 结构的检测,得到手掌和手指结构的描述,进而完成手势识别。矩形特征模板的卷积可以用积分图进行快速计算,该方法使特征检测的速度得到了很大提高。在标准数据集和自然环境图像数据上的实验结果表明,该方法在保证识别准确率的同时,有效地提高了手势识别的实时性。

关键词 手势识别 尺度空间 积分图

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)02-0214-07

A Hand Gesture Recognition Method with Fast Scale-space Feature Detection

FANG Yi-kai¹⁾, CHENG Jian¹⁾, WANG Kong-qiao²⁾, LU Han-qing¹⁾

¹⁾(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

²⁾(Nokia Research Center, Beijing 100176)

Abstract Scale-space feature detection is one of the most frequently used method in hand gesture recognition based on geometric model. However, the traditional method of scale-space feature detection involves heavy computation of Gaussian convolution, which makes the detection and recognition time-costly. In this paper, a fast scale-space feature detection method is proposed. First, a series of simple rectangular feature templates are used to approximate the complicated Gaussian derivatives convolution templates, with which the fast detectors of scale-space geometric features are obtained. After the detection of blob and ridge structures in gesture image, palm and finger structures are described and then gesture recognition is performed according to the configuration of palm and fingers. Then, integral image is used to rapidly calculate the convolution of rectangular feature templates, so the detection of scale-space geometric features is greatly accelerated in the method. Experiments on the standard dataset and the natural scene dataset show that the proposed method significantly reduces the time cost of gesture recognition while keeping comparable accuracy with traditional method.

Keywords hand gesture recognition, scale-space, integral image

1 引言

计算机在人们的日常工作与生活中具有越来越重要的作用,而人机交互提供了人与计算机最为直

接的交流方式。键盘和鼠标作为最常见的输入工具为人们提供了基本的人机交互功能。然而,随着交互式娱乐和增强现实等计算技术的发展以及移动计算设备的小型化,这些传统的交互工具越来越不能满足需要。发展一种更加自然和有效的人机交互技

基金项目:国家自然科学基金项目(60605004);北京市自然科学基金项目(4072025)

收稿日期:2007-12-31;改回日期:2008-05-07

第一作者简介:方亦凯(1981~),男,中国科学院自动化研究所模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究方向为计算机视觉,手势识别和图像处理。E-mail: ykfang@nlpr.ia.ac.cn

术正在成为学术界和工业界的共识。

手势是人与人之间非常重要的一种交流方式。基于手势的人机交互由于简单易用、自然直观等优点,近年来引起了研究人员的广泛关注。手势识别系统通常包括手势数据获取和手势识别两部分。根据手势数据获取方式的不同,手势识别系统可分为接触性方法,如采用数据手套等;非接触性的方法,如基于视觉的方法。接触性方法由于采用了数据手套或其他接触性传感器,能准确地获取手的运动和形状,但这些设备价格昂贵,增加了系统实现的成本,也削弱了人机交互需要的自然性和灵活性。非接触性方法由于不需要和采集设备直接接触,能够实现更加自然灵活的人机交互,因此,受到研究者越来越多的关注,特别是基于视觉的方法。

近几年来,国内外学者已经在基于视觉的手势识别方面开展了一些深入的研究^[1-9]。Guan Haiying 等人 and Makoto Kato 等人使用3维模型识别手势,3维模型能准确地描述手的结构和手形变化^[1-2],但多数3维模型方法计算代价过高,不适用于实时的人机交互。基于表象的方法在人脸检测和识别等领域获得了很好的效果,因此,也被应用到手势识别中^[3-5]。基于表象的方法可以分为两类,一类是基于学习的方法^[3-4],另一类是采用几何模型的方法^[5]。

基于学习的方法需要大量的已标注样本,通过一定的学习过程(如 boosting)得到分类器。Ong 等人使用 boosting 分类树对手势进行分类^[3],在背景简单的数据集上能获得很高的准确率。由于是在全图中通过逐级检测识别手势,在出现较大的尺度和位置变化时,这种方法计算代价较高。Kolsch 等人将 boosting 检测器以扇形结构组合起来用于手势分类^[4],满足了实时性的要求。使用 boosting 训练的方法能够获得较高的准确率,但是需要大量的样本和耗时的训练,对手势模板的长宽比例也有所限制,规定不同的手势模板要有相同的长宽比^[10]。这种对长宽比的限制容易使某一类手势样本中出现较多的背景,增加了训练难度。

在使用几何模型的手势识别方法中,手掌和手指(或指尖)的检测是关键的部分。Sato 等人使用圆形模板匹配检测给定手势中的指尖特征^[7],计算量较大。在 Letessier 等人的多手指的跟踪方法中^[8],将当前帧中检测的手指位置与上一帧中距

离其最近的手指相关联,这种方法虽然简单,但当手指运动幅度较大时,将会导致关联错误。Bretzner 等人采用尺度空间方法检测手的结构特征^[9](手掌和手指等),建立手的结构模型来识别手势。这种模型表示在识别中非常有效,但是在尺度空间的特征检测中使用了大量的高斯卷积,计算复杂度较高。因此,在实际应用中很难达到实时的要求。

本文在传统尺度空间检测方法的基础上,在手势识别中利用矩形特征近似复杂的高斯导数模板,得到一种快速的尺度空间特征检测方法。快速尺度空间特征检测用于提取手指和手掌特征,并根据手的结构信息进行手势识别。该方法计算效率高,不受手势模板长宽比例的限制,对噪声和手臂不敏感。在标准数据集和自然环境下的实验结果表明,本文提出的快速尺度空间检测方法能同时达到实时性和准确性的要求。

2 尺度空间特征检测

近年来,尺度空间特征检测被广泛应用于物体识别和图像配准等领域。Lindberg 建立了一个在尺度空间中检测图像几何结构的框架^[11]。

图像 I 的尺度空间表示如下:

$$C(X; t) = \int_{\xi \in \mathbb{R}^2} g(\xi; t) I(X - \xi) d\xi \quad (1)$$

式中, $g(\xi; t) = \frac{1}{2\pi t^2} e^{-(x^2+y^2)/(2t)}$ 是一个尺度为 t 的高斯核, $X = (x, y)$ 为图像中像素的行列坐标^[12]。Bretzner 等人使用尺度空间方法识别手势^[9],通过检测图像中的 blob 和 ridge 特征,进而提取对应的手掌和手指结构。Blob 结构用圆表示,使用归一化 Laplacian 算子进行检测:

$$B_{\text{norm}} C = t(\partial_{xx} C + \partial_{yy} C) \quad (2)$$

式中, C 为式(1)得到的尺度空间,式(2)在尺度空间中的极大值点 $(t_b; x_b, y_b)$ 确定了 blob 结构出现的位置(即圆心) (x_b, y_b) 和尺度 t_b (即半径)。其中 $\partial_{xx} C$ 和 $\partial_{yy} C$ 是输入图像与尺度为 t 的高斯模板卷积在 (x, y) 处的两个二阶偏导,分别记为 L_{xx} 和 L_{yy} 。ridge 结构通常用椭圆表示,椭圆的位置可以由式(3)表示的检测子得到:

$$R_{\text{norm}} C = t^{3/2}((\partial_{xx} C - \partial_{yy} C)^2 + 4(\partial_{xy} C)^2) \quad (3)$$

式(3)在尺度空间中的极大值点 $(t_r; x_r, y_r)$ 确定了 ridge 结构的位置(即椭圆中心) (x_r, y_r) ,椭圆的长短轴和方位角则利用式(4)表示的二阶矩获得。

$$\Sigma = \int_{\eta \in \mathbb{R}^2} \begin{pmatrix} (\partial_x C)^2 & (\partial_x C)(\partial_y C) \\ (\partial_x C)(\partial_y C) & (\partial_y C)^2 \end{pmatrix} g(\eta; t) d\eta \quad (4)$$

式中, $\partial_x C$, $\partial_y C$ 和 $\partial_{xy} C$ 是输入图像与尺度为 t 的高斯模板卷积在 (x, y) 处的两个一阶偏导和二阶混合偏导,分别记为 L_x, L_y 和 L_{xy} 。在 (x_r, y_r) 的邻域对 Σ 求和,令 $\mathbf{v} = \text{sum}(\Sigma)$, λ_{\min} 是 Σ 较小的一个特征值。矩阵 $\mathbf{v}_{\text{norm}} = \mathbf{v}/\lambda_{\min}$ 的两个特征值确定了椭圆的两个半轴长,主特征向量的方向即是椭圆的方位角^[13]。

从式(2)和式(3)可以看出,传统的尺度空间特征检测方法使用了尺度空间中的5种高斯卷积(L_x, L_{xx}, L_y, L_{yy} 和 L_{xy})。这些卷积需要在不同的尺度上进行卷积运算,计算复杂度较高。在手势的检测过程中,高斯卷积占用了50%~60%的计算时间。采用这种传统方法的手势识别系统很难达到实时的要求,特别是在一些计算能力不是很强的移动计算平台上,从而限制了尺度空间特征检测方法的应用。

3 快速的尺度空间特征检测

Lindberg 在文献[11]中提出,在尺度空间分析中,高斯核是唯一可以使用的卷积核。在实际应用中,因使用的是离散化的高斯核,难免出现混叠现象。事实上,在应用中高斯核并不像文献[11]中提到的那样不可替代。Lowe 在 SIFT 中用高斯差分(DOG)近似高斯拉普拉斯算子(LOG)^[12],取得了很好的结果。Herbet 用矩形特征对 LOG 做进一步的近似^[13],得到了与使用离散高斯核相同的结果。

受 Herbert 工作^[13]的启发,本文提出了一种快速的尺度空间特征检测方法,加快了手势识别的速度。在手势识别中利用矩形特征近似高斯导数。由于矩形特征可以用积分图进行快速计算,降低了特征检测的计算复杂度。

文中的特征检测使用5种矩形特征近似传统的特征检测中使用的5种高斯导数。图1(a)给出了这5种导数的离散高斯模板(尺度 $t=1.2$,模板大小为 9×9), l_x 和 l_{xx} 是高斯模板在 x 方向的一阶和二阶偏导, l_y 和 l_{yy} 是在 y 方向的一阶和二阶偏导, l_{xy} 是混合偏导。为了提高计算效率,使用统一权重的矩

形区域代替图1(a)的模板中权重接近的像素集,得到对这5种高斯导数模板的近似——矩形特征模板(如图1(b)所示),即 d_x, d_{xx}, d_y, d_{yy} 和 d_{xy} 。Herbet 为了检测图像中的尺度不变特征,设计了一个快速的 Hessian-Laplace 检测子^[13],该检测子包含3个矩形特征 d_{xx}, d_{yy} 和 d_{xy} 。本文的目的是描述手势图像中的结构,特别是 Ridge 结构。因为一阶梯度对类似边缘的结构有较好的描述能力,比如 Ridge 结构中的方向和尺度信息。因此在 Herbert 的3个矩形特征的基础上加入了两个一阶矩形特征 d_x 和 d_y ,得到了有效的快速 ridge 描述子。

积分图是一种实现矩形模板卷积的快速方法,在人脸检测和识别中得到广泛应用^[14]。在一个积分图 $I_{\Sigma}(X)$ 中, $X=(x, y)$ 处的像素值为原图像 I 中此点和图像原点规定的矩形内所有像素的和,即
$$I_{\Sigma}(X) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j)$$
。在积分图 I_{Σ} 中,任何一个竖直的矩形中像素值的和都可以只用4次加法完成,并且计算复杂度与图像大小无关。将积分图应用到矩形特征模板和图像的卷积中,可以极大地提高计算速度。

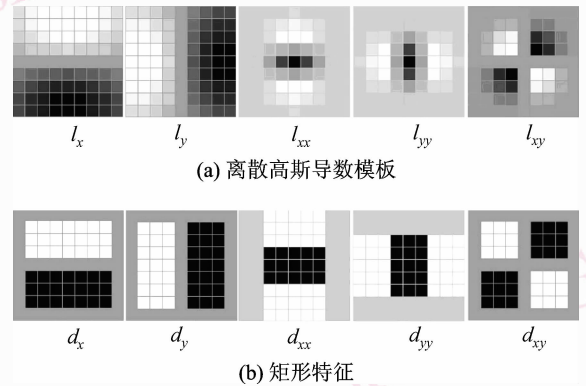


图1 高斯导数模板和矩形特征

Fig. 1 Gaussian derivative templates and rectangle features

引入矩形特征模板后,降低了特征检测的计算复杂度, blob 和 ridge 结构检测的计算速度也得到了提高。式(5)在尺度空间中的极大值点 $(t_b; x_b, y_b)$ 确定了 blob 结构出现的位置(即圆心) (x_b, y_b) 和尺度 t_b (即半径)

$$B_{\text{norm}} D = t(D_{xx} + D_{yy}) \quad (5)$$

式中, D_{xx} 和 D_{yy} 分别是对应的矩形特征模板 d_{xx} 和 d_{yy} 与输入图像的卷积。 $B_{\text{norm}} D$ 表示快速的 blob 结构检

测子。

式(6)在尺度空间中的极大值点($t_r; x_r, y_r$)确定了 ridge 结构的位置(即椭圆中心)。规定椭圆长短轴和方位角的矩阵 Σ 如式(7)所示:

$$R_{\text{norm}} D = t^{3/2} ((D_{xx} - D_{yy})^2 + 4D_{xy}^2) \quad (6)$$

$$\Sigma = \int_{\eta \in \mathbb{R}^2} \begin{pmatrix} D_x^2 & D_x D_y \\ D_x D_y & D_y^2 \end{pmatrix} g(\eta; t) d\eta \quad (7)$$

式中, D_x, D_y 和 D_{xy} 分别是对应的矩形特征模板 d_x, d_y 和 d_{xy} 与输入图像的卷积。 $R_{\text{norm}} D$ 表示快速的 ridge 结构检测子。这些卷积都可以利用积分图进行快速计算。

通过积分图近似,降低了尺度空间特征检测的计算复杂度,提高了计算速度。在传统的尺度空间特征检测中,输入图像与尺度为 t 的高斯模板做卷积,图像中每个像素需要 $4t^2$ 次乘法和 $4t^2 - 1$ 次加法运算。而在快速特征检测方法中,每个像素只需要 4 次加法运算。这表明快速特征检测方法的计算量要远小于传统方法,特别是当尺度变化范围比较大的时候。

4 在 Triesch 数据集上的实验

为了验证本文方法的有效性,采用 Triesch 数据集^[15]作为标准测试集,从中选取 8 个具有代表性的字母手势,分别用本文提出的快速方法和 Bretzner 等人提出的传统尺度空间特征检测方法^[9]进行手势识别,并对结果进行了比较。图 2 列出了传统方法和本文的快速方法在 Triesch 数据集上的部分结果。可以看出,两种方法都能用手掌一手指结构描述手势。由于采用了积分图近似,快速方法获得的特征数量明显少于传统方法(如图 3、图 4 所示)。快速方法准确计算卷积并在整幅图像中寻找极值点。在本文提出的方法中,采用积分图的高斯导数模板比传统方法中相同尺度的高斯核要大两倍以上。在经过卷积后,与传统方法相比,临近的像素往往有相同的导数值。与传统方法的结果相比,在一些面积较小的以及不明显的特征区域上,本文的方法获得的极值点的个数相应减少。虽然本文的方法获得的特征的数量较少,但已能够描述手势的结构。另一方面,特征数量的减少使本文的快速检测方法受图像中的噪声和虚假目标的影响较小。在图 2 中,字母 d 和 g 的手势图像中,快速方法的结果明

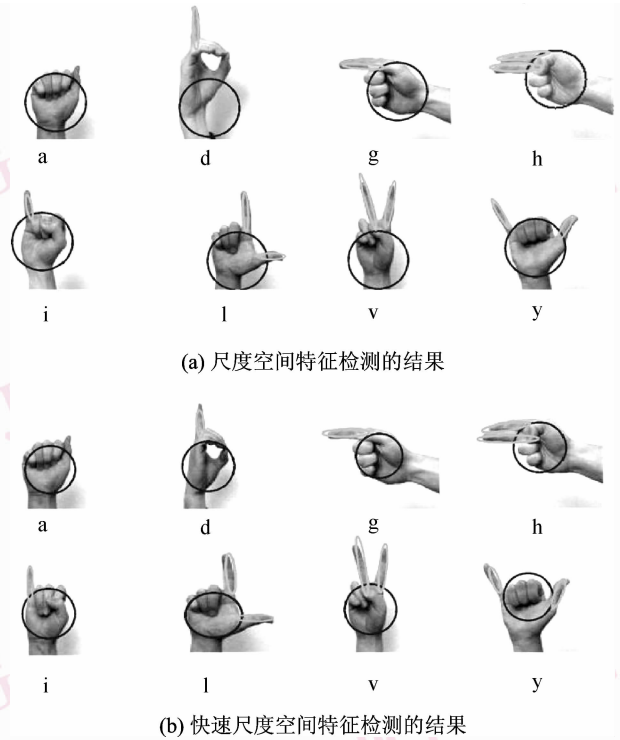


图 2 在 Triesch 数据上的结果
Fig. 2 Results on Triesch dataset

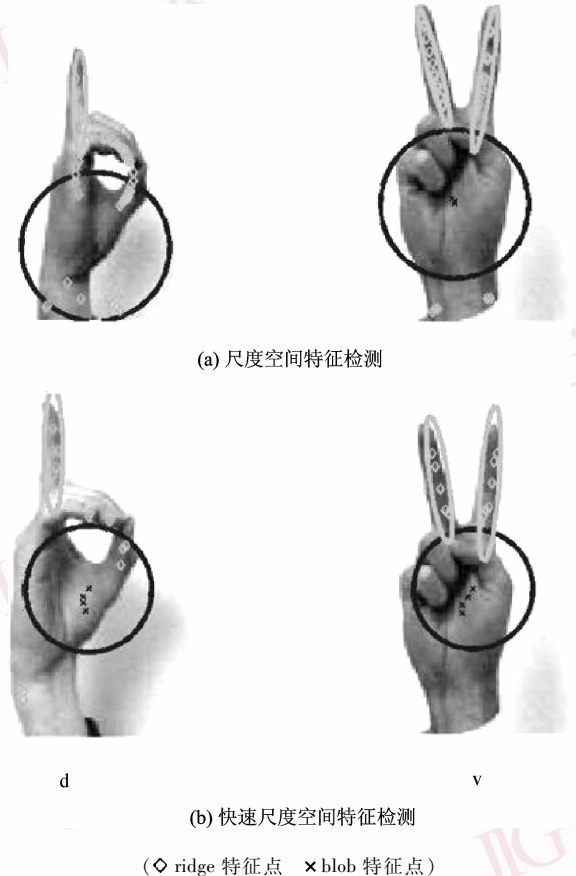
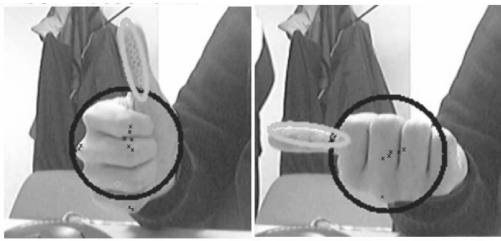
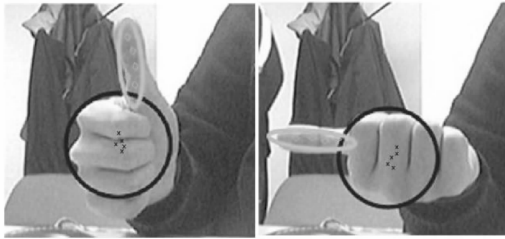


图 3 Triesch 数据集上两种方法产生的特征点比较
Fig. 3 Comparison of features by two methods on Triesch dataset



(a) 尺度空间特征检测



(b) 快速尺度空间特征检测

(◇ ridge 特征点 × blob 特征点)

图 4 自然环境数据上两种方法产生的特征点比较

Fig. 4 Comparison of features by two methods on natural scene

显好于传统方法,避免了手掌空洞(如图 2 中 d 手势图像所示)和手臂(如图 2 中 v 手势图像所示)对检测结果的影响,在表 2 中得到了验证。

在实验平台上(Intel Pentium IV 2.8 Ghz,512 M RAM),使用快速方法处理每个手势所需的时间为 30 ~ 35 ms,而传统的尺度空间特征检测方法需要 65 ~ 70 ms。表 1 给出了两种方法在 Triesch 数据集上的平均处理时间的对比。两种方法识别准确率的结果如表 2 所示。从表 1 和表 2 可以看出,两种方法在该数据集上获得相当的结果时,与传统方法相比,快速方法的计算速度提高了 1 倍。

表 1 两种方法的平均处理时间比较

Tab. 1 Comparison of time cost 单位:ms

手势图	快速方法	传统方法
a	30	67
d	33	70
g	34	71
h	35	72
i	32	67
l	33	70
v	32	71
y	33	68

由于受手掌形成的空洞和手臂的影响较小,本文的快速检测方法对 a、d、g、h、i 和 v 等手势识别的准确率明显高于传统方法。在 l 的手势识别中,快

速检测方法的准确率低于传统方法。这是因为本文的方法获得的特征数量较少,对小尺度的特征不如原始的检测方法敏感。在 l 的手势图片中,受拍摄角度和不同个体的影响,有部分图片中拇指显示过小,丢失了一些特征,所以对 l 的手势识别的准确率不如传统方法。

表 2 两种方法在 Triesch 数据集上的识别率比较

Tab. 2 Recognition results on part of Triesch dataset

手势	总数(个)	快速方法(%)	传统方法(%)
a	48	83.33	81.25
d	48	85.42	62.50
g	48	85.42	79.17
h	48	91.67	87.50
i	48	89.58	85.42
l	48	85.42	91.67
v	48	93.75	91.67
y	48	87.50	89.58

5 自然环境下的手势识别实验

5.1 实时手势识别系统

为了在实际应用中评价本文的方法,可把快速的尺度空间特征检测应用到一个手势识别系统中^[16]。该系统的结构如图 5 所示。其中手的检测、跟踪和分割是该系统的重要组成部分,由于篇幅所限,在此不做详细的描述,系统的这方面细节详见前面的工作^[16]。

下面是该系统完成手势识别的简单流程:

(1)首先使用扩展的 Haar 特征和 Adaboost 检测给定的手势^[4],启动对目标手的跟踪;

(2)使用综合光流和颜色信息的多模态方法,以“特征群”描述局部特征点的组织方式,完成对目标手的跟踪^[17];

(3)利用检测和跟踪过程中获取的颜色信息,建立手部颜色的自适应混合高斯模型进行手的分割,完成手部的提取^[16];

(4)将快速的尺度空间特征检测用于手势的结构分析,提取手掌和手指结构。根据手掌和手指的结构信息和位置关系进行手势识别。

在该系统中,快速的尺度空间特征检测方法提高了手势识别计算效率,手的跟踪和分割过程使系统能够处理复杂背景下的手势且不受摄像机运动的

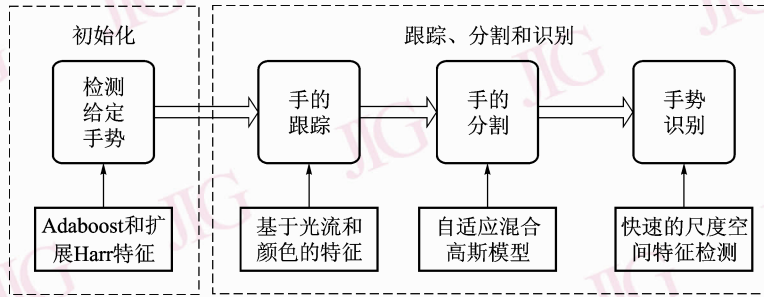


图5 手势识别系统的组成结构

Fig. 5 Components of gesture recognition system

影响,更接近实际应用环境。

下面使用该系统进行自然环境下的手势识别实验。

5.2 自然环境下的识别结果

为一个手势驱动的图像浏览导航界面定义了6种手势(如图6所示)。上、下、左和右控制选择光标的移动方向,“打开”和“关闭”用于打开图像预览窗口和关闭预览。

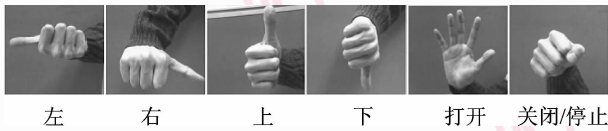


图6 手势的定义

Fig. 6 Gesture definition

实验使用 Logitech QuichCam4000 摄像头,采集视频的分辨率为 320×240 ,计算平台 CPU 为 Intel PentiumIV 2.8 GHz,内存为 512 Mb。

为了评价本文提出方法的有效性,在实验中共采集了 2 596 帧的手势图像,其中 1 334 帧为简单背景环境,1 262 帧为复杂背景环境。这些数据与文

献[16]实验中使用的数据相同。

图4给出了本文的快速方法和传统方法在自然环境数据集上产生的特征点对比。可以看出,虽然快速方法产生的特征点少于传统方法,但对于手势结构信息的检测已经足够使用。

表3和表4分别列出了本文的快速方法和传统方法在简单和复杂背景环境下的识别结果。在总共 2 596 帧手势图像中,传统方法识别正确的手势有 2 436 帧,识别率为 93.84%,每帧的平均处理时间为 86 ms;本文的快速方法识别正确的手势有 2 404 帧,正确识别率 92.6%,每帧的平均处理时间为 37 ms。在实验中获得的手势样本图像的分辨率为 320×240 ,大于 Triesch 数据集 128×128 的分辨率。与表1相比,分辨率的提高使传统方法的处理时间明显增加。而快速方法因为使用了积分图进行快速计算,分辨率的提高对速度影响并不大。在自然环境的手势图像上,本文的快速方法比传统方法的速度提高了 1 倍多,同时获得了与传统方法相当的准确率。

表3 快速方法和传统方法在简单背景下的识别结果

Tab. 3 Recognition results under simple background

	左	右	上	下	打开	关闭
帧数	222	185	205	228	212	282
快速方法的正确识别帧数(准确率)	214(0.964)	170(0.920)	202(0.985)	222(0.974)	208(0.981)	278(0.986)
快速方法的平均识别时间(ms)	36	35	37	36	40	36
传统方法的正确识别帧数(准确率)	218(0.982)	176(0.951)	203(0.990)	225(0.987)	211(0.995)	278(0.986)
传统方法的平均识别时间(ms)	84	83	86	84	91	84

表 4 快速方法和传统方法在复杂背景下的识别结果
Tab. 4 Recognition results under cluttered background

	左	右	上	下	打开	关闭
帧数	216	202	195	210	221	218
快速方法的正确识别帧数(准确率)	189(0.875)	170(0.842)	173(0.887)	181(0.862)	200(0.905)	197(0.904)
快速方法的平均识别时间(ms)	37	35	36	37	40	36
传统方法的正确识别帧数(准确率)	192(0.889)	171(0.846)	175(0.897)	188(0.895)	202(0.914)	197(0.904)
传统方法的平均识别时间(ms)	85	83	85	86	91	85

在 6 种手势中,两种方法在“打开”的平均识别时间略高于其他手势的识别时间。考虑到“打开”的手势中存在更多需要检测和描述的特征,需要更多的处理时间是合理的。另外,在复杂背景下手势识别的准确率低于简单背景下的准确率,这一点与传统方法的结果相同。在图像浏览界面中,每帧手势图像中跟踪、分割和识别所需的全部处理时间平均为 67 ms,这个速度已经达到了人机交互的实时性标准。

6 结 论

本文使用矩形特征模板近似高斯导数卷积模板,提出了一种快速的尺度空间特征检测方法,提高了手势识别中特征检测的计算效率,并将该方法应用到一个手势识别系统中。在标准数据集和自然环境数据集上的实验表明,本文提出的方法极大地提高了计算速度,也获得了与传统方法相当的识别率。

参考文献 (References)

- Guan Hai-ying, Feris Rogerio S, Turk Matthew. The isometric self-organizing map for 3D hand pose estimation[A]. In: Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Southampton, UK, 2006; 263-268.
- Kato Makoto, Chen Yen-Wei, Xu Gang. Articulated hand tracking by pca-ica approach[A]. In: Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Southampton, UK, 2006; 329-334.
- Ong Eng-Jon, Bowden Richard. A boosted classifier tree for hand shape detection [A]. In: Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Seoul, Korea, 2004; 889-894.
- Kolsch Mathias, Turk Matthew. Robust hand detection [A]. In: Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Seoul, Korea, 2004; 614-619
- Zhu Ji-yu. Hand gesture recognition based on structure analysis[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(12): 2130-2137. [朱继玉. 基于结构分析的手势识别[J]. 计算机学报, 2006, 29(12): 2130-2137.]
- Ren Hai-bin. Hand gesture recognition based on characteristic curves[J]. Journal of Software, 2002, 13(5): 987-993. [任海兵. 基于特征线条的手势识别[J]. 软件学报, 2002, 13(5): 987-993.]
- Sato Y, Kobayashi Y, Koike H. Fast tracking of hands and fingertips in infrared images for augmented desk interface[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Grenoble, France, 2000; 462-467.
- Letessier J, Berard F. Visual tracking of bare fingers for interactive surfaces[A]. In: Proceedings of the 17th ACM Symposium on User Interface Software and Technology [C], Santa Fe, NM, USA, 2004; 119-122.
- Bretzner Lars, Laptev Ivan, Lindeberg Tony. Hand gesture recognition using multi-scale color features, hierarchical models and particle filtering [A]. In: Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Washington DC, USA, 2002; 423-428.
- Kolsch Mathias. Vision based hand gesture interfaces for wearable computing and virtual environments[D], Santa Barbara, CA, USA; University of California, Santa Barbara, 2005.
- Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 77-116.
- Lowe David G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- Bay Herbert, Tuytelaars Tinne, Gool Luc Van. Surf: Speeded up robust features [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C], Graz, Austria, 2006; 404-417.
- Jones M, Viola P. Fast multi-view face detection [R]. TR2003-96, Cambridge, Massachusetts, USA; Mitsubishi Electric Research Laboratories.
- Triesch J, Malsburg von der C. Robust classification of hand posture against complex background [A]. In: Proceedings of International Conference on Face and Gesture Recognition [C], Killington, Vermont, USA, 1996; 170-175.
- Fang Yi-kai, Wang Kong-qiao, Cheng Jian, et al. A real-time hand gesture recognition method [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo [C], Beijing, China, 2007; 995-998.
- Kolsch Mathias, Turk Matthew. Fast 2D hand tracking with flocks of features and multi-cue integration [A]. In: Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop [C], Washington, DC, USA, 2004; 158-165.