

基于 Hausdorff 距离的手势识别

张良国¹⁾ 吴江琴²⁾ 高文^{1),3)} 姚鸿勋¹⁾

¹⁾(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系, 哈尔滨 150001)

²⁾(浙江大学计算机系人工智能研究所, 杭州 310027)

³⁾(中国科学院计算技术研究所, 北京 100083)

摘要 随着先进人机交互技术的提出及发展, 手势识别正成为其中一项关键技术. 基于视觉的手势识别是当前涉及图象处理、模式识别、计算机视觉等领域的一个比较活跃的课题. 由于 Hausdorff 距离模板匹配的方法具有计算量小、适应性强的特点, 因此基于 Hausdorff 距离, 建立了一个手势识别系统, 该系统采用边缘特征像素点作为识别特征, 并首次利用 Hausdorff 距离模板匹配的思想, 在距离变换空间内, 实现了中国手语手指字母集上的基于单目视觉的 30 个手指字母的手势识别. 为提高系统的鲁棒性, 还提出了修正的 Hausdorff 距离形式, 测试集上的平均识别率为 96.7%. 实验结果表明, 基于 Hausdorff 距离的模板匹配方法用于基于视觉的静态手势识别是可行的.

关键词 手势识别 模板匹配 Hausdorff 距离

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)11-1144-07

Hand Gesture Recognition Based on Hausdorff Distance

ZHANG Liang-guo¹⁾, WU Jiang-qin²⁾, GAO Wen^{1),3)}, YAO Hong-xun¹⁾

¹⁾(Department of Computer Science, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

²⁾(Institute of Artificial Intelligence, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

³⁾(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083)

Abstract With the development of the advanced techniques of human-computer interaction (HCI), gesture recognition is becoming one of the key techniques of HCI. Due to some notable advantages of vision-based gesture recognition (VGR), e. g. more naturalness to HCI, now VGR is an active research topic in the fields of image processing, pattern recognition, computer vision and others. The method of model matching using Hausdorff distance has the characters of low computing cost and strong adaptability. The system described in this paper applies the hausdorff distance for the first time to visually recognize the chinese finger alphabet (CFA) gestures (total 30 gestures) with the recognition features of edge pixels in the distance transform space. In order to improve the robust performance of the system, the modified hausdorff distance (MHD) has been proposed and applied in the recognition process. The average recognition rate of the system using MHD is up to 96.7% on the testing set. The experimental result of the system shows that using the method of model matching based on the Hausdorff distance to realize the vision-based static gesture recognition is feasible.

Keywords Gesture recognition, Model matching, Hausdorff distance

0 引言

随着先进人机交互技术 (HCI, Human-

Computer Interaction) 的提出及发展, 手势识别正成为其中一项关键技术, 也是当前一个比较热门的研究课题, 国内外已有众多的学者对此课题从不同的角度、不同的层次进行了一定的研究. 从手势输入

基金项目: 国家 863 计划项目 (2001AA114160)

收稿日期: 2001-06-22; **改回日期**: 2002-03-28

设备来看,目前研究的手势识别系统主要分为基于数据手套的和基于视觉的手势识别系统两类.其中,前者需要使用者戴上数据手套^[1],这就给使用者造成一定的不便;而后者则在一定程度上为使用者提供了更加自然、直接的人机交互方式,如今,基于视觉的手势识别已逐渐成为计算机视觉及人机交互领域的一个研究热点.由于手势具有的诸如时间性、空间性等一些固有特性,以及人手是复杂变形体,并且由于视觉本身的不稳定性,使得基于视觉的手势识别这一课题难度加大.目前基于视觉的手势识别研究已研制开发了一些相对成功的系统^[2],其中识别率较高的大多是根据手区域的几何特征(如手指、手指方向、手的轮廓等特征)来进行识别,也有根据非几何特征(如肤色、纹理、运动轨迹等特征)来实现识别的.

目前的手势识别方法主要有模板匹配法(Model/Template Matching)、神经网络法(NN, Neural Network)、动态时间规整法(DTW, Dynamic Time Warping)及隐马尔可夫模型法(HMM, Hidden Markov Model)^[3]等,其中,模板匹配的方法多用于静态手势识别中,如 Cui Yuntao 通过计算模板的相关系数来进行预测匹配^[4];而手势分割方法主要分为基于单目视觉和基于立体视觉的方法,其中,前者主要有如下 3 类方法:①基于徒手的表现特征(肤色、轮廓等)分割方法;②人为增加限制的方法(如有些系统要求使用者戴上有色手套^[3]);③建立手势形状数据库的方法(如文献^[4]中所述的系统)等.

本文所描述的系统是采用手区域的边缘特征像素点作为识别特征,并利用 Hausdorff 距离模板匹配的思想,在距离变换空间内,成功地实现了 30 个中国手语手指字母的基于无手套的单目视觉手势识别.实验结果表明, Hausdorff 距离模板匹配的思想用于基于视觉的静态手势识别是可行的.

1 Hausdorff 距离

Hausdorff 距离是描述两组点集之间相似程度的一种量度,它是两个点集之间距离的一种定义形式^[5]: 假设有两组集合 $A = \{a_1, \dots, a_p\}$, $B = \{b_1, \dots, b_q\}$, 则这两个点集之间的 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (1)$$

其中,

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (2)$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (3)$$

$\|\cdot\|$ 是点集 A 和 B 点集间的距离范式(如: L_2 或 Euclidean 距离).

这里,式(1)称为双向 Hausdorff 距离,是 Hausdorff 距离的最基本形式;式(2)中的 $h(A, B)$ 和 $h(B, A)$ 分别称为从 A 集到 B 集和从 B 集到 A 集的单向 Hausdorff 距离.即 $h(A, B)$ 实际上首先对点集 A 中的每个点 a_i 到距离此点 a_i 最近的 B 集中点 b_j 之间的距离 $\|a_i - b_j\|$ 进行排序,然后取该距离中的最大值作为 $h(A, B)$ 的值, $h(B, A)$ 同理可得.

由式(1)知,双向 Hausdorff 距离 $H(A, B)$ 是单向距离 $h(A, B)$ 和 $h(B, A)$ 两者中的较大者,它度量了两个点集间的最大不匹配程度.

考虑到由式(1)和式(2)、(3)定义的基本形式的 Hausdorff 距离易受突发噪声的影响,或待识别物体本身只是部分可见,此时若使用基本形式的 Hausdorff 距离必将使计算结果产生较大的偏差,进而影响整体匹配识别结果,故而有 partial distance^[5]的定义:

$$H_{L,K}(A, B) = \max(h_L(A, B), h_K(B, A)) \quad (4)$$

其中, $h_K(B, A) = K_{b \in B}^{\text{th}} \min_{a \in A} \|a - b\|$, $h_L(A, B) = L_{a \in A}^{\text{th}} \min_{b \in B} \|b - a\|$. 这里, $K_{b \in B}^{\text{th}}$ 表示从 B 集到 A 集排序后的距离值集合中的第 K 个值, $L_{a \in A}^{\text{th}}$ 表示从 A 集到 B 集排序后的距离值集合中的第 L 个值.

本文所建系统采用修正的 Hausdorff 距离(MHD, Modified Hausdorff Distance)来进行模板匹配,其定义如下:

$$h(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (5)$$

其中, N_A 是点集 A 中点的个数.

修正的 Hausdorff 距离(MHD)对噪声不太敏感,可避免由于部分噪声像素点的干扰带来的偏差.系统实施中,可分别利用基本形式的 Hausdorff 距离与修正的 Hausdorff 距离来进行匹配识别,以证明修正的 Hausdorff 距离的优越性.

Hausdorff 距离技术对于像素点位置的波动性较二值化相关技术(binary correlation techniques)有更好的鲁棒性,因为前者是测量一种相似程度,而不要求测试样本与模板像素点之间具有一一对应关系,即不需在匹配前进行规整,所以,同大多数形状

比较方法(shape comparison methods)不同,即 Hausdorff 距离的计算并不基于相应数据集上,明确点对(explicit pairing of points)之间的距离计算.另外,Hausdorff 距离模板匹配的方法也不需要复杂的光流计算或图象分割匹配.正是由于上述优良特性,它多被用来实现对一般目标物体的识

别^[6]和对运动物体的跟踪检测^[7]等.

2 手势识别系统

2.1 系统描述

整个系统实现框架图如图1所示.



图1 系统实现框架图

2.1.1 模板的选取

模板(model)选取的好坏,将直接影响识别效果.本系统对模板的选取,主要采取了“模板训练”的思想,即,首先针对中国手语手指字母集上的30个手指字母来采集样本,再从采集到的样本集中,选取若干组样本作为训练样本;然后运用Canny边缘提取法提取出手势边缘,并经过一定的修正;最后训练出对应于每个手指字母的30个尺寸大小仅包容手边缘区域的匹配识别参考模板(如图1所示).

模板的选取可采用自动选取或人机交互的方式.本文所建系统采用了人机交互的方式.

2.1.2 识别预处理

系统识别预处理阶段包括区域平滑处理、“搜索窗口”生成、边缘提取(含去噪处理)及距离变换等步骤,具体过程如下:

(1) 对图象中纹理特征较强的区域作一定程度上的平滑处理,即,先确定出纹理特征比较强的区域,然后对这些区域进行平滑处理,以降低边缘提取中,图象的部分复杂纹理背景对手区域边缘的影响程度,还可采用图象中局部最大点的统计特性来确定图象中的纹理区域^[8].

(2) 对待识别图象(图2(a))通过实施肤色检测

来较准确地定位一定尺寸的包含手区域的“搜索窗口”,以便后续的匹配识别在该“搜索窗口”中进行.

(3) 对经过区域平滑处理的待识别图象进行边缘提取.根据实际情况,本系统采用Canny边缘提取法,由于其中已含有高斯平滑滤波步骤,因此去噪处理已包含在Canny边缘提取过程中(Canny边缘检测法提取出图象边缘效果如图2(b)所示).

(4) 在此“搜索窗口”内,对待识别图象进行Euclidean距离变换,以形成对应的距离映射图(Distance map).这一步是利用Hausdorff距离实现基于视觉的手势识别的关键一步.

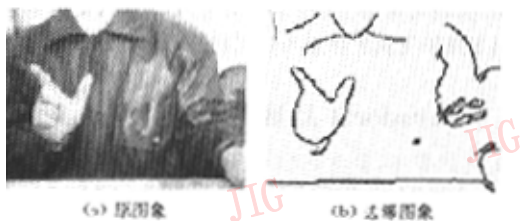


图2 用Canny边缘检测法提取的字母“L”的手势边缘

2.1.3 基于 Hausdorff 距离的模板匹配识别

在基于图象边缘像素点的匹配识别中,本系统采用了修正的 Hausdorff 距离(MHD)(如前定义).

对选取出的参考匹配模板(model),在距离变换空间内,与“搜索窗口”对应的区域上,运用基于 Hausdorff 距离模板匹配的思想,通过度量模板与手势边缘图象间的不匹配程度(由距离值体现)来实现匹配识别.简要描述为,先对每个 model,相对于手势边缘图象进行平移匹配,得到该 model 相对于待识别边缘图象的不匹配度值(即单向 Hausdorff 距离 $h(M, I)$);然后在 30 个不匹配度值中,取与最小值 model 对应的手势作为识别结果,即为最有可能的手势识别结果.

为了进一步提高识别率,可在匹配识别过程中,对 model 进行一定的缩放处理,以适应手势图象在一定范围内出现的深度偏差.同时,可考虑 model 在一定角度范围内的旋转,以适应手势图象在二维平面上一定范围内旋转时的识别.

2.2 相关技术

2.2.1 边缘提取

为使提取出的边缘具有较高的可信度,本系统采用了 Canny 边缘检测算子^[6,9]来提取图象边缘,因为其能在求得边缘位置信息的同时,也能获得边缘像素点的方向信息. Canny 边缘检测法是相对较好的边缘检测算法,它具有以下良好的特性:①能检测出所有的真正边缘;②能保证检测出的边缘与实际的边缘间的距离误差最小;③对每一边缘仅响应一次——这些特性通过图象平滑,这里使用高斯滤波)、微分处理、非最大值的舍弃、边缘阈值化 4 步实现,其中,边缘阈值化利用了称为“迟滞”的方法.

由图 2(b)可见,利用 Canny 边缘检测法提取出的边缘效果不错,其中对手区域的边缘提取得较完备,但该法本身也有一定的不足:首先,其实现步骤复杂,难以满足动态识别的速度要求,即不利于动态手势识别系统的实时实现;其次,其所要求的 3 个参数(即标准的 Gauss 滤波偏差系数和决定是否接受为边缘像素点的高、低阈值)选取得合适与否,将直接影响着边缘特征像素点提取的效果,也会对后续的识别处理结果产生影响(本系统在边缘提取时,提供一定的参数微调功能).

考虑上述因素,并结合实际情况,本系统采用 Canny 边缘检测法来提取出边缘,供后续识别处理.

2.2.2 距离变换

为了使后续识别处理在距离变换空间内进行,采用了 Euclidean 距离变换(EDT),这是利用 Hausdorff 距离来实现模板匹配识别的关键步骤.

对边缘图象实施距离变换,实质上是对二值图象进行距离变换,以得到对应原边缘图象的等尺寸的距离映射图,此距离映射图中的每个“像素点”的新值为距离值,距离变换定义如下:

$$D(p) = \min(d_M(p, q), q \in O) \quad (6)$$

其中, $d_M(p, q)$ 表示像素点 p, q 间的距离,下角 M 为变换方法, O 为目标物体的元素集合.

Euclidean 距离变换时,取 $d_M(p, q)$ 为 $d_e(p, q)$, $d_e(p, q)$ 的定义如下

$$d_e(p, q) = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2} \quad (7)$$

计算中,为减小开平方运算的开销,可将式(7)

取为

$$d_E(p, q) = (p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2 \quad (8)$$

距离变换可描述为:对于由目标物体 O 和背景 B 构成的二值图象 I (如可设属于物体的像素点值为 1 或 255,相应地设属于背景的像素点值为 0),则经过如上述定义的距离变换后,其形成的距离映射图中的每一个点的新值,即为在原图象中距该点最近的物体像素点的距离.文献[5]中称这种经过如此距离变换后的图象为原图象的 Voronoi surface. 原边缘图象经 Euclidean 距离变换后得到的距离映射图的示意效果图如图 3(b)所示,其中灰度值愈小的位置,表示该处经 EDT 后的距离值愈小.

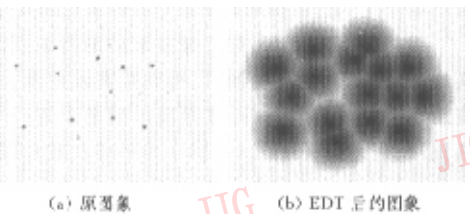


图 3 Euclidean 距离变换(EDT)示意图

2.2.3 定位“搜索窗口”

为了提高识别速度,还采用了“搜索窗口”技术,即在利用 Hausdorff 距离进行匹配识别前,先将图象中的手(边缘)区域标识出,以使后续步骤中的 Hausdorff 距离平移匹配在该“搜索窗口”内进行,这样极大地缩小了处理范围,由于减少不必要的匹配处理过程,从而提高了识别速度.

同时对“搜索窗口”的生成范围进行一定的取舍,即在原图象边界四周的一定的像素点范围内,进行“搜索窗口”的生成处理,通过减少不必要的“搜索窗口”的生成处理过程来提高“搜索窗口”的生成速

度(假设手势不会出现在图象边界上,这样的假设是合理的).

这里采用的定位“搜索窗口”技术是基于自适应的肤色检测方法^[10](实验时,由于样本中手势者的着装为棕色,在所选取的肤色模型中,与人手肤色具有相似性,从而导致检测出一些离散的干扰区域;经过去伪处理过程后,检测得到的手区域图象如图4所示),将检测得到的图象上局部含肤色最多的区域定位成“搜索窗口”(假设人脸不出现在采样样本中).

对图2(a)采用“搜索窗口”定位技术后的效果如图5所示(图中的矩形区域即“搜索窗口”).

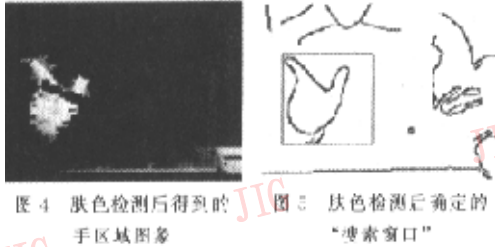


图4 肤色检测后得到的手区域图象 图5 肤色检测后确定的“搜索窗口”

2.2.4 Hausdorff 距离匹配

由于本系统中的手势(边缘)区域相对整幅(边缘)图象来说,尺寸较小;考虑到系统的识别率与识别速度,本系统暂时只取用了单向 Hausdorff 距离 $h(M, I)$, 其中, M 为选取的手势模板(model)边缘像素点集合; I 为边缘提取后图象边缘像素点的集合.

匹配识别时,预先对边缘提取后的待识别图象实施 Euclidean 距离变换,以得到距离映射图,然后在距离空间内,将 model 在距离映射图上进行平移匹配.相应地, $h_j(M, I)$ (下标 j 为平移次数)可取为 model 中的边缘像素点在当前距离映射图上对应位置处的若干值中的最大者,它度量了 model 在当前平移位置与边缘图象上对应像素点之间的最大不匹配度.于是,基本形式的 Hausdorff 距离模板匹配的判别规则即为:取所有平移匹配中得到的上述 $h_j(M, I)$ 值中的最小值,作为这个模板与该图象中有可能存在的该模板对应对象之间相似度的度量值.

在平移匹配过程中,若出现几个 model 与当前待识别图象的相似度很接近(即在一定的阈值范围内)时,则再将边缘方向信息加入到平移匹配判别中^[7],此时判断处于某一平移点 q (以某一次平移中 model 左下角的像素点为参考点)处, model 与边缘图象相应位置处是否匹配的条件则可描述如下:

① 设第 j 次平移匹配时,若 model 中符合匹配

要求的点与 model 像素点总数的比率为 R_j , 则 R_j 可定义如下

$$R_j = \max_{q \in Q} \{ \#([m \in M \mid \exists i \in I, \|(m+q) - i\| \leq \tau, \|\text{Ang}(m) - \text{Ang}(i)\| \leq \theta]) / \#(M) \} \quad (9)$$

上式中, Q 为 model 在边缘图象上,由若干次平移中 model 左下角像素点形成的点集;“ $\#$ ”为取集合中元素个数的操作;函数 $\text{Ang}(x)$ 为求得的边缘像素点 x 的角度值; τ 为给定的距离差阈值; θ 为给定的方向弧度差阈值.

② 取 $P(k) = \max_{j \leq J} (R_j)$, 其中: $k=1, 2, \dots, 30$, 为对 model 个数的计数, J 为对某一个 model 进行若干次平移次数的计数.

③ 取与 $\max P(k)$ 对应的 model 所指示的手势为最终识别结果.

在本系统实际实施过程中发现,采用基本形式的 Hausdorff 距离,由于其易受部分像素点偏差的影响,致使整体识别效果降低,故系统采取了修正的 Hausdorff 距离模板匹配法,即通过对若干次平移中得到的 $h_j(M, I)$ 求平均来得到模板相对于待识别图象的相似度,即 $h_c(M, I) = \sum h_j(M, I) / N$, 其中, N 为模板中的边缘像素点的个数.实验表明,修正后的 Hausdorff 距离(MHD)能提高识别率.对于加入边缘方向信息后的 MHD 模板平移匹配判断标准同上,这里不再赘述.

3 实验结果及分析

本系统针对中国手语 30 个手指字母集(如图 6 所示)进行了基于视觉的手势识别系统的性能测试实验.

实验时,首先邀请一个实验者在数字视频摄像头(Digital video camera)前打手势,对 30 个手指字母每个字母累计共打 10 遍,这样采集到 300 个手势样本(每个手指字母对应 10 组样本);然后再分别从每种手势的 10 个样本中,取前 5 个构成训练集(即从每种手势的 5 个样本中训练出一个 model),剩下的 150 个样本构成测试集.测试结果如表 1 所示.

由表 1 可知,训练集和测试集上的平均识别率分别为 98.7% 和 96.7%, 而使用基本形式的 Hausdorff 距离进行匹配的识别率仅为 90%. 可见,利用修正的 Hausdorff 距离(MHD)的思想确实有效地提高了识别率.而在相同条件下,利用测试集上

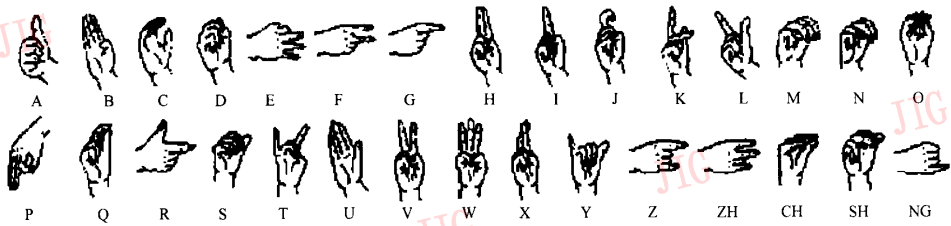


图 6 中国手语手指字母表

表 1 训练集和测试集上各手势样本的识别率

手势字母	训练集手势样本的识别率(%)	测试集手势样本的识别率(%)
A	100	100
B	100	100
C	100	100
D	100	100
E	100	100
F	100	100
G	100	100
H	100	80
I	80	100
J	100	100
K	100	100
L	80	100
M	100	80
N	100	100
O	100	100
P	100	100
Q	100	80
R	100	100
S	100	100
T	100	100
U	100	100
V	100	100
W	100	100
X	100	80
Y	100	100
Z	100	100
CH	100	100
SH	100	80
NG	100	100
ZH	100	100

的朴素模板进行匹配的识别率仅为 81.3%。这个结果说明^[11],在距离空间内,基于距离映射图的模板匹配识别与直接作用于边缘图象上的模板匹配识别相比,具有以下优点:①作为模板变换参数,它能使得相似度的测量结果更加平稳,这就能保证利用各种有效的搜索算法来锁定正确的识别结果;②允许模板与待识别图象间有一定的可变性(如手势具有

的时间性、空间性等一些固有特性);③匹配未分割的图象(梯度图象)既能很典型地提供很强的峰值响应,又能提供快速的衰退非峰值响应性能。

通过分析其中的误识别手势不难发现,实验选取的中国手语手指字母集不仅具有较多的相似字母手势,且部分手势间的区分度较小,这给基于匹配边缘像素点的识别方法带来了一定的困难;另外,在采样过程中,样本的规范或统一程度也对识别率的高低有一定的影响。

4 结论及展望

本文对利用 Hausdorff 距离思想在距离变换空间内实现的基于边缘像素点匹配的手势识别系统作了较为详细的论述。Hausdorff 距离多用来实现对一般物体(尤其是变化度不太大的物体,如近似刚性物体等)的跟踪检测与识别,这里用来实现基于视觉的手势识别,是一次有意义的尝试。实验结果表明,利用 Hausdorff 距离来实现基于视觉的静态手势识别是可行的,且效果不错。

当然,在目前系统实施的过程中,还有许多需改进之处,如:①未考虑 model 的旋转与缩放;②“搜索窗口”的提取(定位)技术还有待改进;③复杂背景下的去噪效果还有待提高,特别是光照等因素对识别效果的影响还有待解决等等。这些都是下一步工作中应重点解决的问题。

最后要指出的是,后期作者已实现了对 10 个数字手势的动态序列识别(由于部分因素的影响,未对中国手语手指字母集上的手势进行动态序列识别),其在光线等因素影响较小的情况下,识别效果较好。

参考文献

- 1 吴江琴,高文. 基于数据手套的汉语手指字母识别[J]. 模式识别与人工智能,1999,12(1): 74~78.
- 2 Wu Y, Huang T. Vision-based gesture recognition: a review

- [A]. In: Proceedings of the international Gesture Recognition Workshop[C], Gif-sur-Yvette, France, 1999:103~115.
- 3 Starner T, Pentland A. Real-time american sign language recognition from video using hidden markov models[R]. MIT Media Laboratory: Technical Report 375, 1995.
 - 4 Cui Y T, Weng J J. View-based hand segmentation and hand-sequence recognition with complex backgrounds [A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition[C], Osaka, Japan, 1997:617~621.
 - 5 Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1993,15(9):850~863.
 - 6 Olson C F, Huttenlocher D P. Automatic target recognition by matching oriented edge pixels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997,6(1):103~113.
 - 7 刘珂,张宪民,付永会. 一种改进的 Hausdorff 距离目标跟踪算法[J]. 上海交通大学学报, 2001,35(2):223~227.
 - 8 Know O K, Sim D G, Hong P. New Hausdorff distance based on robust statistics for comparing images[A]. In: 1996 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'96) [C], Lausanne, France, 1996,3:21~24.
 - 9 Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1986,8(6):679~697.
 - 10 Cho K M, Jang J H, Hong K S. Adaptive skin-color filter[J]. Pattern Recognition, 2001,34(5):1067~1073.
 - 11 Gavrila D M. Multi-feature hierarchical template matching using distance transforms[A]. In: Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition [C], Brisbane, Australia, 1998:439~444.



张良国 1979年生,2001年获哈尔滨工业大学计算机应用专业学士学位,现为哈尔滨工业大学计算机科学与工程系硕士研究生.主要研究方向为计算机视觉和人机交互技术等.



吴江琴 1965年生,副教授,1988年、1991年先后获得哈尔滨工业大学应用数学专业理学学士学位和理学硕士学位,2000年获得哈尔滨工业大学计算机应用专业博士学位.主要从事最优化算法、图象处理与模式识别及智能控制等方面的研究工作.发表论文20余篇.



高文 1956年生,教授,博士生导师,1988年获哈尔滨工业大学计算机应用博士学位,1991年获日本东京大学电子学博士学位.主要研究领域为多媒体数据压缩、图象处理、计算机视觉、多模式接口、人工智能、虚拟现实等.发表论文200余篇,出版专著、教材7部.

姚鸿勋 1965年生,1987年、1990年先后获得哈尔滨船舶工程学院计算机与信息科学系计算机应用专业学士和硕士学位,现为哈尔滨工业大学计算机系副教授.从事图象处理、模式识别、多媒体技术及自然人机交互方面的研究工作.发表论文30余篇.