

彩色图像人脸特征点定位算法研究

吴 证¹, 周 越¹, 杜春华¹, 袁 泉¹, 戈新良²

(1. 上海交通大学图像处理与模式识别研究所, 上海 200240; 2. 华夏银行上海分行, 上海 200120)

摘 要: 本文提出了一种基于复合局部信息模型的改进 Active Shape Model (ASM) 算法, 并进一步提出了基于人脸特征点 Gabor 小波特征降维分类的特征点搜索方法, 对改进 ASM 的结果进行精确校正, 达到鲁棒精确定位特征点的目的. 本文首先对经过 Adaboost 检测的彩色图像人脸区域进行光照补偿, 然后根据眼睛和唇色的色度特性定位双眼和嘴唇中心位置, 从而得到较好的人脸特征点的初始位置. 在特征点位置搜索中, 本文结合肤色概率信息对 ASM 方法进行了改进, 从而提高了仅基于灰度梯度信息的传统 ASM 方法的鲁棒性和准确性. 最后选取改进 ASM 搜索后的某些特征点一定领域内梯度值较高的点, 提取其 Gabor 小波特征, 通过线性判别式分析法 (Linear Discriminant Analysis) 和最近邻分类法对其进行分类, 搜寻最符合训练样本 Gabor 特征的特征点作为最佳位置点, 修正了 ASM 的搜索结果, 使得搜寻结果更加精确.

关键词: 人脸特征点定位; 肤色概率模型; Gabor 特征; 特征点分类; 线性判别式分析法; 最近邻分类

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 02-0309-05

Research on Facial Feature Points Extraction in Color Images

WU Zheng¹, ZHOU Yue¹, DU Chunhua¹, YUAN Quan¹, GE Xinliang²

(1. Institute of Image Processing and Pattern recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. Shanghai Branch of Huaxia Bank, Shanghai 200120, China)

Abstract: We present a method of facial feature point extraction based on improved Active Shape Model (ASM) and Gabor wavelet. Facial feature points can be located robustly and precisely by using the method proposed in this paper. Firstly, light compensation is used on the detected facial region. Secondly, we locate the eyes and mouth to obtain a good initial shape of feature points. And then the improved ASM is used to get a robust rough shape. We improve local gray-level model of the traditional ASM by adding local skin similarity probability, and form local hybrid model. Finally, we search the precise location of a certain feature point by classifying the Gabor feature of points around the rough location. The Gabor feature can be trained and dimensionally reduced by Linear Discriminant Analysis (LDA), and classified by Nearest Neighborhood method. At the end of the paper, experimental results demonstrate the robustness and accuracy of this method.

Key words: facial feature points extraction; skin similarity model; Gabor feature; feature point classification; linear discriminant analysis LDA; nearest neighbor classification

1 引言

人脸关键特征点定位技术是人脸信息处理的一项关键技术. 精确快速的特征点定位在人脸识别、姿态估计和人脸三维图像的重建等方面有着非常重要的应用. 早期的人脸特征点定位是基于脸部器官的几何特征和先验知识, 虽然其算法较为简单且快速, 但定位的精度和鲁棒性很差, 不能满足实际工程中的一些要求. Cootes 等人^[1]利用人脸特征点之间位置相关性很强的特点提出了著名的 Active Shape Model (ASM) 形状统计模型, 根

据该训练模型对形状参数的调节加以限制, 从而将形状限制在一个合理的范围内. ASM 算法定位比较准确, 速度快, 被广泛的应用于医学图像处理、数字图像理解、计算机视觉等领域. 在传统 ASM 特征点搜索算法中, 使用的该特征点法向局部灰度梯度特征作为启发式信息, 因此容易受到的脸部周围复杂背景和脸部光照、皱纹等因素影响, 很容易陷入局部极小, 导致特征点定位不准确. 在彩色人脸图像中, 包含了人脸色度信息. 这些信息对提高人脸特征点定位的鲁棒性有着非常重要的作用. 同时, 特征点的 Gabor 特征能有效地描述该点所特有的纹

理信息,并具有对光照和表情变化不敏感的特点,可以用该特征对特征点进行精确地定位校正。

本文提出了一种基于改进 ASM 和特征点 Gabor 特征降维分类的新颖特征点精确定位算法。该算法首先对 Adaboost^[3] 方法检测出的彩色人脸区域进行光照补偿,并投影到 YCbCr 空间;然后利用由图像的色度信息和亮度信息获得的特征模板定位眼和嘴的中心位置,根据两眼距离和嘴的相对位置,调整初始参数,生成较理想的初始形状。符合待定位人脸的初始形状,能够加快迭代收敛速度,更重要的是能够有效地减少陷入局部极小的情况。与传统的 ASM 方法不同,本文通过人脸肤色建模,把肤色似然概率信息也作为启发式信息的一部分,从而充分利用了彩色图像所包含的人脸色度信息。由于多数关键特征点都位于皮肤和非皮肤的交界处,因此改进后 ASM 在特征点搜索中能够有效排除由于复杂背景、脸部皱纹和阴影等因素对最优特征点搜索的干扰,从而提高了特征点搜索的鲁棒性。之后本文进一步对改进 ASM 算法所得到的特征点进行精确校正,对手工标定训练人脸样本中特征点的一定领域内的点提取其 Gabor 特征,作为该点纹理描述,称为 Jet。一个特征点的 Jet 含有足够多的信息来区别于其他点。Wiskott^[2] 等人提出 Gabor 特征相似度,一些文章通过比较与基准点的特征相似度的方法来选取特征点。但基准 Jet 很难选择,一般采取的办法是选取一些手工标定特征点的 Jet 作为基准,这也导致该方法的鲁棒性不强。本文提出用线性判别式分析法(LDA)对点的 Gabor 特征进行降维并以最近邻法来区分特征点和非特征点的方法。并在一定领域内只搜索灰度梯度高于一定阈值的点,从而提高了搜索速度。实验证明这种方法具有较精确的定位效果。

2 人脸检测算法

在定位人脸特征点以前必须进行人脸的检测。Viola^[3] 提出基于 Adaboost 的人脸检测算法首次使检测速度满足实时性要求,并同时保持了较高的检测精度。通过将 Adaboost 和 Cascade 算法结合起来,Viola 实现了实时的人脸检测系统,这也使得 Viola 的人脸检测系统具有使用价值。Adaboost 的人脸检测效果见图 1。



图1 Adaboost人脸检测效果

3 ASM 算法的改进

传统的 ASM 特征点定位算法是根据局部灰度梯度

模型来搜索特征点,因此对图像的灰度较为敏感。而人脸图像区域受皱纹、光照产生的阴影、复杂背景等因素的影响非常明显,这使得人脸图像相同位置的灰度分布会有较大差异,干扰了 ASM 的搜索过程,使得传统 ASM 算法有时不能定位到实际的器官轮廓。因此,基于灰度信息的 ASM 算法影响了其鲁棒性。而皱纹、光照等干扰仅仅对人脸灰度有影响,对人脸的色度几乎没有影响。由此本文提出把灰度信息和肤色信息相结合,提出一种复合局部信息模型。改进的 ASM 方法并没有完全抛弃灰度信息,因为人脸肤色不具有和其他物体颜色相区分的唯一性,背景可能包含类肤色像素,脖颈等部位也可能会与脸部粘连。所以,本文提出的复合局部信息模型能有效地区别伪特征点,从而提高特征点定位准确性和鲁棒性。

3.1 光照补偿

复杂光照会对肤色概率的估计产生影响,这就需要对图像进行光照补偿。本文先对输入图像进行 Gamma 矫正,再灰度拉伸,从而尽量压缩肤色模型的取值范围,达到了光照补偿的目的。本文对建模训练的样本和测试样本图像均进行这种光照补偿。

本文采用的灰度拉伸思想是:把经检测后的人脸图像中黑色或接近于黑色的像素点都标定为黑色,即 RGB 值为(0, 0, 0);类似地标定出白色像素点;然后将非黑色和非白色的像素点的 R, G, B 三个分量分别拉伸到(0, 255)整个区间。实验表明,经过光照补偿后的图像进行肤色概率辨别比直接进行肤色概率辨别更有效,如图 2 所示。



图2 光照补偿前后的肤色概率比较

3.2 肤色概率建模

YCbCr 是目前常用的肤色统计空间。首先把 RGB 图像转化到亮度 Y 和色度 CbCr 空间。由于不同的肤色受亮度的影响较小,因此忽略 Y 分量,直接在 CbCr 空间进行建模。我们取训练样本中的 567959 个人脸肤色像素进行建模,在 CbCr 二维平面上肤色的分布区域相

对集中, 可以近似用高斯分布来描述. 通过公式(1)、公式(2)可以得到这个分布的中心和方差.

$$Mean = E[x] \quad (1)$$

$$Cov = E[(x - Mean)(x - Mean)^T] \quad (2)$$

其中 $x = [Gr, Cb]$

根据待处理像素点离该中心的马氏距离来量化它和训练肤色的相似度, 某像素点肤色相似度为

$P = \exp(-0.5(x - Mean)^T(Cov)^{-1}(x - Mean))$ (3)
 P 的值 $[0, 1]$, 为了和图像灰度值相统一, 通过线性变换把肤色概率变换到 $[0, 255]$, 并建立肤色概率映射表来加快肤色概率检测速度.

3.3 ASM 形状建模

对于训练集中的形状向量作对齐处理之后, 就可以利用主成分分析(PCA)的方法来找出形状变化的统计信息和规律, 同时实现在变换域中的表示. 任意一个形状向量可近似地表示成

$$x = \bar{x} + P_s b_s \quad (4)$$

其中, \bar{x} 为平均形状 $P_s = (p_0, p_1, p_2, p_{t-1})$ 为协方差矩阵最大 t 个特征值的所对应的特征向量, 可视为一组新的标准正交基. t 维向量 b_s 可以看成是一个形状向量的形状参数, 可由下公式求出

$$b_s = P_s^T(x - \bar{x}) \quad (5)$$

b_s 的不同值代表了形状的不同变化. 这样, 就建立了形状模型. 通过使形状参数 b_s 在一定范围内变化, 可以生成新的形状样本. 由参数的概率分布模型, 得出了参数 b_{si} 统计意义上的合理变化范围是 $\pm 3\sqrt{\lambda_i}$ ($i = 0, 1, \dots, N-1$), 其中 λ_i 是协方差矩阵的特征值, λ_i 与 b_{si} 一一对应

3.4 复合局部梯度建模

由于眼睛、眉毛、嘴巴、脸颊等特征点都位于肤色和非肤色的交界处, 见图(2), 肤色概率信息对正确定位这些特征点非常有帮助. 因此, 本文对局部灰度建模进行了改进, 把局部肤色概率梯度和局部灰度梯度一起作为复合局部信息进行建模.

所说的局部灰度梯度信息就是在每一个标定的特征点沿外轮廓在该点的法线方向一定范围内的灰度变化情况, 以反映该特征点在此区域内的灰度分布规律. 首先对每幅训练图像标定特征点沿其法线方向, 以标定的特征点为中心取一定数目 (n_p) 的像素点, 用其灰度值组成如下向量 $h_{ki} = (h_{ki0}, \dots, h_{ki(n_p-1)})^T$. 其中, k 表示训练集中第 k 幅图像 ($k = 0, 1, 2, \dots, N-1$), i 表示标定图像中第 i 个特征点 ($i = 0, 1, \dots, n-1$). 求该灰度向量的导数 $dh_{ki} = (h_{ki1} - h_{ki0}, \dots, h_{ki(n_p-1)} - h_{ki(n_p-2)})^T$, 对其进行规格化处理得

$$g_{ki} = \frac{dh_{ki}}{\sum_{q=0}^{n_p-2} |h_{ki(q+1)} - h_{kiq}|}, p_{ki} = \frac{dl_{ki}}{\sum_{q=0}^{n_p-2} |l_{ki(q+1)} - l_{kiq}|} \quad (6)$$

用与提取局部灰度信息的方法相似, 本文对局部肤色概率信息. 不同之处在于, 局部肤色概率模型是在彩色训练图像所生成的肤色概率图上得到的. 对肤色概率沿法线方向的导数进行规格化处理得 p_{ki} , 其中 l 为肤色概率, k 和 i 分别表示训练样本和特征点的序号. 把 g_{ki} 和 p_{ki} 结合成新的特征向量 $c_{ki} = \begin{bmatrix} g_{ki} \\ w_p p_{ki} \end{bmatrix}$, 权值 w_p 用来平衡两者在数值上的差距. c_{ki} 称为复合局部梯度特征. 该特征综合了灰度和色度的信息, 比传统的局部灰度特征更能正确的反映特征点法向分布特性. 因此, 改进的算法具有更好的鲁棒性.

最后, 对复合局部梯度特征 c_{ki} 进行统计建模, 对 N 幅训练图像计算其平均值和协方差矩阵得

$$\bar{c}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N c_{ki}, cov = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (c_{ki} - \bar{c}_i)(c_{ki} - \bar{c}_i)^T \quad (7)$$

可以认为这一规格化复合局部梯度特征向量整体上满足高斯分布, 因此, 对于某一个候选点对应得规格化梯度特征向量 c'_i 与平均规格化梯度特征向量 \bar{c}_i 的马氏距离可以用如下表示:

$$d = (c'_i - \bar{c}_i)^T cov_i^{-1} (c'_i - \bar{c}_i) \quad (8)$$

这一距离也反映出了该候选点出自这一特征点概率, 在特征点的搜索过程中就可以选取概率值最大的候选点作为最佳匹配点.

3.5 模型初始定位

文献[4]提出了根据彩色人脸图像的色度信息, 快速定位双眼和嘴中心的方法, 通过平均形状模型的对应点向这些关键点的对齐, 可以得到旋转角(θ), 尺度缩放(s), 位置平移(t)和形状参数(b_s)的初始值, 然后平均形状通过仿射变换以及形状参数的校正得到初始形状, 见图3.



图3 ASM 模型初始形状

平均形状通过仿射变换以及形状参数的校正得到初始形状, 见图3.

3.6 特征点搜索

利用训练得到的复合局部梯度模型, 对每一个特征点沿其法线方向在一定范围内进行搜索. 对在该范围内的每一个点计算其规格化复合局部梯度特征向量 c'_i 与训练得到的该点平均特征向量 \bar{c}_i 的马氏距离. 从中选取距离最小的候选点作为最佳匹配点. 对模型的每一个特征点都进行最佳匹配点的搜索, 这样就得到

了一个新的形状向量 X' . 然后根据 ASM 形状模型对形状参数加以限制, 从而将形状限制在一个合理的范围内. 通过以上步骤完成了一个循环搜索, 当两次相邻循环的形状向量的欧式距离大于一阈值时, 重复进行新的循环, 否则就可以认为其收敛, 迭代结束.

4 根据局部 Gabor Jet 校正特征点

在改进的 ASM 方法搜索后, 边缘特征点已经能够很好地收敛到正确的位置. 但是位于角点处的某些特征点比如眼睛、嘴巴等的定位结果往往不太理想, 这是因为 ASM 只是在某一特征点法向进行搜索, 这样就可能没有搜索到正确的角点位置, 如图(7a). 本文提出的特征点局部校正是根据目标点 Gabor 特征, 在二维邻域内进行搜索, 为了提高效率可以使用一定的搜索策略.

4.1 Gabor 小波

Gabor 小波变换具有优良的空间局部性和方向性, 能够提取图像局部区域内多个方向的空间频率和局部结构特征. 因此, Gabor 特征描述人脸能够取得非常好的识别效果. 在特征点定位算法中提取该特征点的 Gabor 特征系数, 称作一个 Gabor Jet. 本文选取 5 个尺度 $v = 0, \dots, 4$, 8 个方向 $\mu = 0, \dots, 7$ 作为小波核的参数, 序号 $j = \mu + 8v$. 不同的尺度和方向就能产生不同的二维小波核. Gabor 小波变换定义为该点与各个小波核相卷积, 得到 40 个复小波系数(80 个实系数), 组成该特征点的 Jet, 可写成

$$Jet = (a_1, \phi_1, a_2, \phi_2, \dots, a_{40}, \phi_{40}) \quad (9)$$

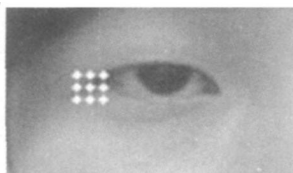
$$J_j = a_j \exp(i\phi_j)$$

$a_j(x)$ 是复系数的模, $\phi_j(j)$ 是复系数的相位.

4.2 Gabor 特征降维与特征点分类

一个特征点的 Jet 描述了该点周围一定区域内灰度值的分布情况, 含有足够多的信息来区别于其他点. Wiskott 等人^[2]提出相似度函数来衡量两个特征的相似性. 有些文章则通过比较搜索区域内点的 Jet 与基准 Jet 的相似度来搜索新特征点. 但是怎么选取特征点的基准 Jet 是个难以解决的问题, 一般采取的办法是选取一些手工标定的特征点的 Jet 作为基准, 由于选择的不确定性, 导致该方法的鲁棒性不强. 因此本文提出对 Gabor 特征进行 LDA 降维, 然后用最近邻方法分类的方法并搜索特征点.

首先对训练人脸样本进行尺寸归一化和光照补偿, 取手工标定特征点一定领域内中点及 8 个方向的九个点作为 9 类, 如图 4 所



3 类点	2 类点	9 类点
4 类点	1 类点	8 类点
5 类点	6 类点	7 类点

图 4 眼角领域内点的类别

示. 提取这 9 个点的 Gabor 特征向量. 所有训练样本中的对应点作为同一类. 在提取某点的 Gabor 特征时, 为了提高分类搜索的鲁棒性, 可以提取该点及邻近的几个点的 Jet, 组成该点的 Gabor 特征进行训练和分类. 类数和邻近点数的增加可以提高搜索的鲁棒性和准确性, 但同时会增加运算的复杂性, 本文提取该点及其四邻近域共 5 个点 Jet 作为该点的 Gabor 特征, 从而得到 400 维的特征向量. 现以眼角为例, 提取 400 幅训练样本中眼角相对应的点的 Gabor 特征作为一类, 对 9 类的 400 维系数向量进行 LDA 降维. 由文献[5]可知, 降维后的维数通常为 $c-1$, c 为类别数. 通过 LDA 降维, 特征点的 Gabor 特征可以由一个 8 维向量表示. LDA (Linear Discriminative Analysis) 是一种有监督的降维方法, 通过衡量类间类内散度进行降维. 与 PCA 相比, LDA 更关注于降维后的分类效果, 而 PCA 则是在重建误差最小意义下的最优变化. LDA 方法不但使特征向量的维数大大降低, 而且同类特征向量聚类更紧密, 因此, 比相似函数更能反映特征点 Gabor 的相似程度.

4.3 特征点搜索

在特征点校正过程中, 首先提取初始点的 Gabor 特征, 对其 LDA 降维后用最近邻法分类, 根据该点不同的类别号可以取其不同的领域, 如图 5, 进行特征点搜索. 由于特征点都是边缘点, 梯度较大, 为了加快搜索速度, 可以只搜索梯度大于一定阈值的点. 提取领域内待定点降维后的 Gabor 特征进

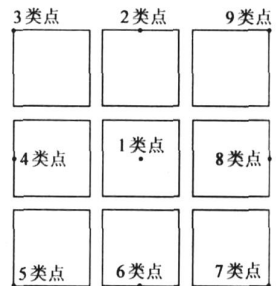


图 5 搜索域

行最近邻分类, 取 1 类待定点中最近邻距离最小的点作为搜索后新的特征点的位置, 如果没有 1 类点就取离 1 最近距离的其他类点. 更新完所有特征点后, 用 ASM 形状模型对其进行形状约束, 直至收敛.

5 实验结果

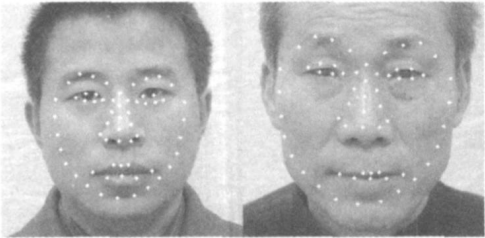
5.1 传统 ASM 方法和改进 ASM 方法比较

本文基于交大-复旦人脸库^[8], 对两种方法进行了实验比较. 取人脸库中 1000 幅人脸正面彩色图像, 把 Adaboost 算法检测出的人脸区域归一化为 300×300 . 用其中的 400 幅图像进行了肤色建模、形状建模和复合局部信息建模, 剩余图像用于特征点定位的测试. 经过特征点搜索后, 如果特征点和手工标定的特征点平均误差在 10 个像素以上, 则定义为特征点定位失败. 比较实验结果见表(1), 图 6. 由实验可见, 传统的 ASM 方法受光照阴影和皱纹等因素影响, 容易陷入局部极小. 改进的 ASM 由于增加了肤色概率信息, 抑止了光照阴影和

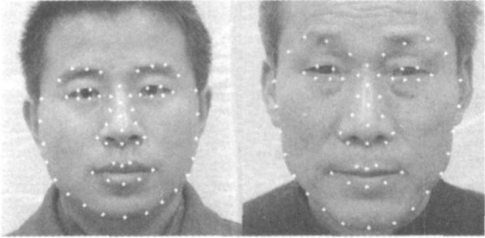
皱纹等对灰度的干扰因素,能有效提高搜索的鲁棒性,特征点的定位失败率显著降低.其次,改进 ASM 定位的误差也小于传统 ASM 定位方法.

表 1 改进 ASM 方法和传统 ASM 方法比较结果

方法	定位失败率	与手工标定的特征点平均误差
改进的 ASM 方法	2.33%	4.29pixel
传统的 ASM 方法	4.83%	6.57pixel



(a) 传统 ASM 方法定位失败结果

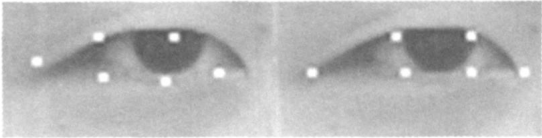


(b) 改进 ASM 方法定位结果

图 6 传统 ASM 和改进 ASM 比较

5.2 基于 Gabor Jet 的校正结果

本文在改进的 ASM 定位后的基础上,对眼睛和嘴巴等处的特征点,根据其 Gabor 特征对其进行局部校正,校正后这些点的平均误差降低为 2.3 个像素,能够满足三维重建等后续任务的要求.图 7 所示为对眼部特征点进行局部校正前后的情况.实验表明,本文提出的基于 Gabor 特征降维并分类的方法搜索特征点能达到很好的定位精度.



(a) 特征点校正前

(b) 特征点校正后

图 7 特征点校正

参考文献:

[1] T F Cootes, C J Taylor, D H Cooper, J Graham. Active shape models their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38– 59.

[2] Laurenz Wiskott, Jear Marc Fellous, Norbert Krüger, Christoph von der Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997. 775– 779.

[3] Viola P, Jones M J. Robust real time face detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137– 154.

[4] REIN- LIEN HSU, ABDEL- MOTTALEB M, JAIN A K. Face detection in color images[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 696– 706.

[5] P N Belhumeur, J P Hespanha, D J Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711– 720.

[6] 李冯, 姚莉秀, 杨杰, 戈新良. 复杂背景下的彩色图像人脸检测[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(5): 778– 782.

LI Feng, YAO Li xiu, YANG Jie, GE Xin liang. The face detection in color images with complex environments[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, 40(5): 778– 782. (in Chinese)

[7] Charles Poynton. A technical Introduction to Digital Video [M]. John Wiley & Sons Publisher, 1996.

[8] Chunhua Du, Jie Yang, Qiang Wu, Tianhao Zhang, Huahua Wang, Lu Chen, Zheng Wu. Extended fitting methods of active shape model for the location of facial feature points[A]. Springer Berlin/Heidelberg Press, Lecture Notes in Computer Science[C]. ICVGIP, 2006. 610– 618.

作者简介:



吴 证 男, 1982 年 7 月出生, 上海交通大学图像处理与模式识别研究所工学硕士. 主要研究方向为生物特征识别、人脸特征点定位、特征降维、人脸识别.

E mail: zh_wu@ 163. com



周 越 博士、副教授. 主要的研究方向为复杂时间序列分析、目标检测与识别、图像目标跟踪、中医信息处理、生物信息处理和生物特征识别(人脸、指纹等).

E mail: zhouyue@ sjtu. edu. cn