

文章编号: 1001-9081(2007)02-0327-03

一种鲁棒的人脸特征定位方法

吴墩华, 周昌乐

(厦门大学信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005)

(me_54@163.com)

摘要:提出了一种基于 AdaBoost 算法和 C-V 方法的人脸特征定位方法。首先根据 AdaBoost 算法训练样本得到脸、眼、鼻、嘴 4 个检测器; 然后结合人脸边缘图像的先验规则, 使用人脸检测器提取人脸区域; 接着利用眼、鼻、嘴检测器从人脸区域中检测出人脸特征所在的矩形区域; 最后利用 C-V 方法从各个特征区域中分割出人脸特征的轮廓, 进而得到人脸关键特征点的位置。在 DTU MM 人脸测试集上, 眼睛的检测率为 100%, 鼻子的检测率为 95.3%, 嘴巴的检测率为 98.4%, 提取出的特征点位置准确。实验结果表明方法是有效和鲁棒的。

关键词: AdaBoost 算法; 人脸特征定位; 角点检测; 水平集方法; C-V 方法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Robust method for facial features localization

WU Tun-hua ZHOU Chang-le

(School of Information Science & Technology, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China)

Abstract In this paper, a robust hierarchical approach based on AdaBoost algorithm and C-V method was presented for facial features localization. First, four kinds of detectors were trained by AdaBoost algorithm for detecting faces, eyes, noses and mouths. Second, face regions were detected using the face detector combined with a rule of face edge. Third, the eye regions, nose regions and mouth regions were detected using the facial feature detectors, and the feature contours and feature points were extracted from the feature regions by C-V method. The experiments on DTU_MM face test set resulted in 94.6% accuracy rate on eyes, 95.3% on noses and 98.4% on mouths, and the positions of the extracted feature points were accurate. Results show that the proposed approach is efficient and robust.

Key words AdaBoost, facial feature localization, corner detector, level set method, C-V method

0 引言

人脸特征定位的目标是在图像中搜索眼、眉、鼻、嘴等人脸特征的位置、轮廓线或关键点, 是基于部件的人脸识别、表情识别、人眼跟踪等问题的关键步骤。由于问题的相似性, 许多人脸检测方法可应用于特征的粗定位, 然后运用图像分割方法提取轮廓。文献 [1] 提出了基于 Haar 型特征的 AdaBoost 算法, 并用这一算法学习层叠型正面人脸检测器, 是目前正确率最高、鲁棒性最好的算法之一, 而且速度快于其他算法。将人脸样本替换为眼、鼻、嘴的样本, 反例样本替换为不含待检测物体的样本, 根据 AdaBoost 算法训练, 可得到相应的层叠型特征检测器。使用这些特征检测器可快速、准确地检测出人脸特征所在矩形区域。在众多图像分割方法中, 基于简化的 Mumford-Shah 水平集图像分割模型的 C-V 方法^[3,4]是不依赖于图像局部梯度信息的分割方法, 具有鲁棒和全局最优等优点, 可准确地从特征区域中提取出特征的轮廓。

文献 [5] 介绍了相关工作, 描述了基于 AdaBoost 算法的人脸检测系统的设计与实现过程。本文的创新点: 1) 检测人脸时加入人脸边缘图像的先验规则, 可快速过滤非人脸窗口, 在不降低检测率的同时提高检测速度; 2) 结合基于外观信息的 AdaBoost 算法和基于几何形状的 C-V 方法 (前者用于特征

粗定位, 后者用于轮廓提取), 经过由粗到细的过程, 快速而准确地实现了人脸特征定位; 3) 利用角点解决了轮廓线的内凹问题。

1 基于 AdaBoost 算法的人脸及特征检测器

文献 [1] 提出的正面层叠型物体检测器的构成方法中, 首先利用积分图计算样本中包含的所有 Haar 型特征, 然后根据 AdaBoost 算法训练这些 Haar 型特征, 得到一组强分类器, 每个强分类器由若干弱分类器组成, 弱分类器与筛选出的分类能力较强的 Haar 型特征一一对应, 最后将这组强分类器串联为一个层叠分类器。这种构造层叠型检测器的方法具有通用性, 可以根据样本的不同得到各种物体检测器, 如人脸检测器、嘴巴检测器等。

1.1 训练流程

层叠检测器的每一层强分类器都是根据 AdaBoost 算法训练得到的。AdaBoost 的基本思想是将大量的分类能力一般的弱分类器通过一定方法叠加 (Boost) 起来, 构成一个分类能力较强的分类器。理论证明, 只要每个弱分类器分类能力比随机猜测要好, 当弱分类器个数趋向于无穷时, 强分类器的错误率将趋于零。训练流程可描述为:

1) 设层叠分类器由 n 个强分类器组成, 获取初始正例样

收稿日期: 2006-08-11; 修订日期: 2006-10-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60672018); 厦门大学 985 二期信息创新平台资助项目 (0000-X07204)

作者简介: 吴墩华 (1978-), 男, 福建泉州人, 博士研究生, 主要研究方向: 图像分析、模式识别; 周昌乐 (1959-), 男, 江苏太仓人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 计算机语言学、理论脑科学、计算机视觉等。

本集 (p 个正例) 与反例样本集 (q 个反例);

2) for $t = 1 \dots n$

- a) 根据 AdaBoost算法训练一个强分类器 $H_t(x)$;
- b) 组合前 t 个强分类器 H_1, H_2, \dots, H_t 对正例样本集进行验证, 淘汰被错误判断的正例样本 (漏判), 并修改正例样本的数量 p ;
- c) 组合前 t 个强分类器 H_1, H_2, \dots, H_t 对当前反例样本集进行验证, 淘汰被正确判断的反例样本, 并重新获取反例样本, 以补充反例样本集, 使其数量重新达到 q . 在重新获取反例样本的过程中, 也是组合前 t 个强分类器对候选反例样本进行验证, 只有被误判的候选反例样本才能被加入到反例样本集中。

3) 保存训练结果。

其中, 所谓验证就是利用前 t 个强分类器组成的临时层叠分类器对样本进行模拟检测。在训练过程中, 需要不断更新反例样本集, 这是因为在验证时有一部分反例样本会逐渐被筛选掉, 并不会通过所有层, 被筛选掉的反例样本对于下一层的训练已经没有价值了。

在训练人脸检测器时, 采用的 2000 个人脸样本取自 BiD 和 AR 人脸库, 非人脸样本取自 1000 幅不含人脸的图片 (训练时从这些图片中截取子图像作为反例样本)。在训练眼、鼻、嘴检测器时, 采用的 2000 个正例样本分别取自上述 2000 个人脸样本, 通过手工获取位置和大小信息, 反例样本取自 1000 幅不含待检测物体的图片。为了更准确地检测眼睛, 将眉毛和眼睛区域一起作为眼睛样本, 这样眼睛检测器可同时检测到眼睛和眉毛。对于获取的样本都必须做预处理: 将彩色样本图像转化为灰度图像; 把样本图像缩小为预定的尺寸, 如将人脸样本的分辨率为 20×20 。

1.2 引入先验规则加快人脸检测速度

检测方法为: 检测窗口的初始分辨率与样本图像一致, 逐层等比放大检测窗口, 用各层窗口遍历待检测图像并将窗口内的子图像送入检测器中进行检测。为了加快检测速度, 引入关于人脸边缘图像的先验规则: 对待检测子图像进行 Canny 边缘检测得到二值图, 统计二值图中值为 1 的点的个数, 记为 N , 当 N 小于 100 时, 认为该子图像不含人脸, 否则将子图像送入检测器中进行检测。实验结果表明通过此规则, 可快速过滤非人脸窗口, 提高检测速度。

2 C-V 方法与人脸特征定位

2.1 特征的粗定位

通过训练得到人脸及特征检测器之后, 首先使用人脸检测器从图像中提取出人脸区域, 然后利用眼、鼻、嘴检测器在人脸区域中进行检测, 获得特征所在的矩形区域, 即对特征作粗定位。检测效果如图 1 所示, 由于在训练眼睛检测器时采用眼睛 + 眉毛作为眼睛样本, 所以检测结果中眼睛和眉毛被一起检测出来。在粗定位之后, 根据 C-V 方法从特征所在的矩形区域中提取轮廓, 进而得到人脸关键特征点的准确位置。

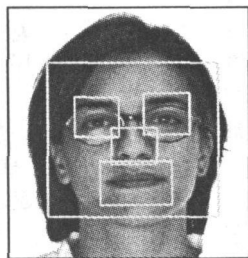


图 1 特征粗定位示例

特征粗定位的目的是利用层叠检测器快速、准确和鲁棒的特点缩小图像的分割范围, 并为曲线演化提供良好的初始点, 从而加快了分割的速度和精度。

特征粗定位的目的是利用层叠检测器快速、准确和鲁棒的特点缩小图像的分割范围, 并为曲线演化提供良好的初始点, 从而加快了分割的速度和精度。

2.2 水平集方法与 C-V 方法

水平集 (LevelSet) 方法^[3,4]是曲线 (或曲面, 以下对曲线的讨论均适用于曲面) 演化方程的一种数值解法。该方法将二维平面上的闭合曲线 $C(t)$ 的 Lagrangian 运动方程转化为三维空间中曲面 $\varphi(t)$ 的 Eulerian 运动方程, 在曲面 $\varphi(t)$ 保持函数性的情况下实现了曲线 $C(t)$ 运动时拓扑结构的自由变化 (如分裂和合并)。基本方法为, 定义一个符号距离函数 $\varphi(x, y, t): R^2 \rightarrow R$, 其中 φ 的零水平集代表曲线 $C(t) = \{(x, y) | \varphi(x, y, t) = 0\}$ 。 φ 的定义为 $\varphi(x, y, t) = \pm d$, d 为从 (x, y) 点到曲线 C 的最短距离, 曲线内的点取负号, 曲线外的点取正号。举个例子, 图 2 是平面上两个圆的水平集表示, 平面上所有点的距离值构成两个相交的空心锥体, xy 平面与两个锥体的交线就表示两个圆的轮廓, 轮廓上的点始终满足 $\varphi(x, y, t) = 0$ 曲线的演化过程转化为曲面的演化过程。

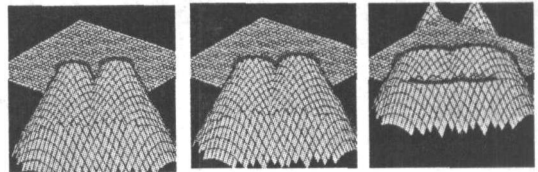


图 2 曲线 (两个圆) 转化为曲面 (两个锥体) 的演化过程

C-V 方法^[3,4]是基于 Mumford-Shah 水平集图像分割模型的一种不依赖于图像局部梯度信息的几何活动轮廓线图像分割方法, 有效地克服了 Snake 参数模型易陷入局部极值、不具备自动拓扑变换能力等缺点。设定义域为 Ω 的图像 $I(x, y)$ 被闭合边界 C 划分为目标 $\omega_0(C)$ 的内部) 和背景 $\omega_b(C)$ 的外部) 两个同质区域, 各个区域内的平均灰度分别为 c_a 和 c_b , 考虑能量函数:

$$F(C, c_a, c_b) = \mu L(C) + \nu S_0(C) + \lambda_a \int_{\omega_0(C)} |I - c_a|^2 dx dy + \lambda_b \int_{\omega_b(C)} |I - c_b|^2 dx dy \quad (1)$$

式中 $L(C)$ 是 C 的长度, $S_0(C)$ 是 C 的内部区域面积; $\mu, \nu \geq 0, \lambda_a, \lambda_b > 0$ 是各个能量项权值系数; F 的头两项是平滑项。仅当闭合边界 C 位于两个同质区域的边界时, $F(C, c_a, c_b)$ 才能达到能量最小。由于该模型利用了图像的全局信息, 最优化 $F(C, c_a, c_b)$ 可以得到全局最优的图像分割结果。

设 φ_0 是根据初始轮廓线 C_0 构造的水平集函数, 并设 $\varphi(x, y, t)$ 为内正外负的符号距离函数, 以 Euler-Lagrange 方法推导出满足能量最小化并以水平集函数 φ 表达的偏微分方程^[3,4]:

$$\frac{\Delta \varphi}{\Delta t} = \delta_\epsilon(\varphi) \left[\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} - \nu - \lambda_a [I(x, y) - c_a]^2 + \lambda_b [I(x, y) - c_b]^2 \right] \quad (2)$$

$$\varphi(x, y, 0) = \varphi_0(x, y) \quad (2)$$

$$c_a = \frac{\int_{\omega_0} (x, y) H_\epsilon(\varphi) dx dy}{\int_{\omega_0} H_\epsilon(\varphi) dx dy}$$

$$c_b = \frac{\int_{\omega_b} (x, y) [1 - H_\epsilon(\varphi)] dx dy}{\int_{\omega_b} [1 - H_\epsilon(\varphi)] dx dy} \quad (3)$$

式中, ∇ 为梯度算子, $\nabla \cdot \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}$ 为 φ 的曲率, $H_\epsilon(\varphi) =$

$\left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\varphi}{\epsilon}\right) \right]$ 为 Heaviside 函数, $\delta_\epsilon(\varphi) = H'_\epsilon(\varphi)$ 为 Dirac 函数。从 $t = 0$ 开始以 Δt 为时间间隔反复迭代 N 次后, 取

$\varphi = 0$ 的点作为轮廓线上的点, 在实验中 N 取 50 曲线演化收敛, 是指迭代过程满足下列条件之一: 1) 达到最大迭代次数 N ; 2) 在最后一次迭代中发生移动的轮廓线上的点的数目小于某个给定的值。

2.3 Hessian 矩阵与角点检测

角点是图像中局部灰度变化剧烈的点或者边缘曲线上具有足够大曲率的点, 我们采用的角点检测方法是 KLT (Kanade-Lucas-Toamsi) 方法。 N 维空间中一点 P 的二阶 Taylor 展开式为: $I(P + \Delta P) \approx I(P) + \Delta P^T \square I(P) + \Delta P^T H(P) \Delta P$, $\square I(P)$ 为 P 点的梯度矢量, $H(P)$ 为 P 点的 Hessian 矩阵。 N 维空间的 Hessian 矩阵为一个 $N \times N$ 的实对称矩阵:

$$H(P) \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & & & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n^2} \end{pmatrix} \quad (4)$$

在 $H(P)$ 的 N 个特征值中, 越大的特征值对应的特征向量代表着 P 点曲率越大的方向^[6]。KLT 角点检测方法正是利用 Hessian 矩阵的这一几何意义而提出的, 当图像上某点的特征值满足一定约束条件时就被认为是角点。KLT 角点检测的具体步骤如下:

1) 计算每个像素 i 的水平和垂直方向上的差分 $D_x(i)$ 和 $D_y(i)$;

2) 设以像素 i 为中心的 $K \times K$ 邻域为 S , 计算 S 内的 2 维 Hessian 矩阵:

$$H(S) = \begin{pmatrix} \sum D_x^2 & \sum D_x \cdot D_y \\ \sum D_y \cdot D_x & \sum D_y^2 \end{pmatrix} \text{ 的特征值 } \lambda_1, \lambda_2, \text{ 令}$$

$$\lambda_i = \text{Min}(\lambda_1, \lambda_2);$$

3) 过滤掉特征值小于 $\text{Max}(\lambda_1, \lambda_2) \times Q$ 的像素;

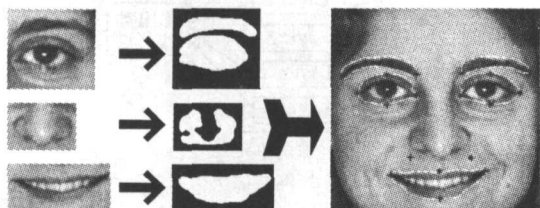
4) 非最大化抑制法过滤假角点: 保留 $H \times H$ 邻域内具有最大特征值的像素;

5) 剩下的像素就是角点。

在实验中, $K = 3, Q = 0.1, H = 10$ Hessian 矩阵中采用邻域内多点的差分和代替中心点的差分起到了平滑图像的作用。

2.4 利用角点解决轮廓线的内凹问题

利用 C-V 方法对各特征进行分割, 提取眼、眉、嘴的轮廓线, 并标定各关键特征点, 如图 3(a) 所示, 特征点用星号表示。提取鼻子的轮廓线并无实际意义, 因此只标定特征点, 即分割得到的区域的最左下和最右下两点。



(a) 提取眼、眉、嘴的轮廓线, 并标定关键特征点



(b) 轮廓线内凹 (c) 角点检测 (c) 去除内点 (d) 最终轮廓

在提取眼睛和嘴巴的轮廓线时经常会遇到内凹问题 (图 3(b))。解决办法是: 1) 通过角点检测获得轮廓线上曲率足够大的点 (图 3(c)), 并将这些角点按轮廓线逆时针方向存放

于队列中; 2) 判断各个角点是否属于凹点, 如果是就将该角点从队列中删除; 3) 在分割得到的二值图中用直线按顺序将队列中各角点相连, 直线上各点的值为 1 (图 3(d)); 4) 利用 Canny 边缘检测从新二值图中提取轮廓线 (图 3(e))。凹点的判断准则: 设轮廓线逆时针方向上有 3 个相邻的角点 $P_1(X_1, Y_1), P_2(X_2, Y_2), P_3(X_3, Y_3)$, 当 P_2 位于 $\vec{P_1P_3}$ 的左侧时, P_2 是凹点。

实现方法: 1) 设线段 P_1P_3 的斜率为 K , 中点为 Q , 将 3 点的坐标绕 Q 点旋转 $\text{atan}(K)$, 得到新坐标 $(X_1', Y_1'), (X_2', Y_2'), (X_3', Y_3')$; 2) 当 $X_1 < X_2$ 且 $K < 0$ 且 $Y_2' > 0$ 或者 $X_1 < X_2$ 且 $K > 0$ 且 $Y_2' > 0$ 或者 $X_1 > X_2$ 且 $K < 0$ 且 $Y_2' < 0$ 或者 $X_1 > X_2$ 且 $K > 0$ 且 $Y_2' < 0, P_2$ 是凹点。

3 实验

实验软件采用 MSVC2003 结合 Intel OpenCV Library 开发而成, OS 为 WinXP, CPU 为 P4 2.8G, 1GB 内存。测试图像分为两类: 1) CMU 正面测试集 (130 幅图片含 507 幅人脸) 用于人脸检测测试; 2) 从丹麦技术大学 (DTU) 提供的 MM 人脸图像库中选择 40 个人在不同光照条件下拍摄的分辨率 640×480 的图像, 用于检测速度和特征定位测试, 男女皆有, 肤色分布较广, 每人作出各种表情, 部分图片的有眼镜等饰物遮挡 (不含墨镜)。

人脸检测器由 22 层强分类器层叠而成, 包含 2135 个 Haar 型特征。在 CMU 正面测试集上的人脸检测率为 94.3%, 误报 54 个。通过试验观察, 该人脸检测器能够检测水平旋转角度在 $[-15^\circ, +15^\circ]$ 、左右旋转角度在 $[-30^\circ, +30^\circ]$ 和上下旋转角度在 $[-45^\circ, +45^\circ]$ 以内的人脸。引入人脸边缘图像的先验规则之后, 在 MM 测试集上的平均检测时间从 1.25s 减少到 0.83s, 检测速度平均提高了 33.7%, 同时, 在 CMU 正面测试集上的检测率和误检窗口数没有发生改变。在 MM 测试集上完整的特征提取过程 (检测 + 粗、细定位) 的平均时间为 2.63s。人脸特征检测结果如表 1 所示。

表 1 MM 测试集上的人脸特征检测结果

人脸特征	检测率 (%)	误报 (个)
眼 + 眉	100	9
鼻	93.7	3
嘴	96.5	6

由于 C-V 方法的演化过程涉及待分割图像的每个像素, 且为了保证收敛, 迭代次数较多, 导致时间开销较大。为了提高分割速度且保证分割准确性, 采用特征粗定位缩小待分割图像的范围, 同时也为曲线演化提供良好的初始位置。为了进一步提高分割速度, 须改进 C-V 方法以减少迭代次数。对于人脸检测以及特征粗定位, 它们的时间开销很小, 若要提高这两个步骤的检测率, 必须增加 Haar 型特征和强分类器的个数, 并且挑选更有代表性的样本参加训练。

4 结语

本文提出了基于 AdaBoost 算法和 C-V 方法的人脸特征定位方法, 实验结果表明方法是有效的: 引入的先验规则加快了人脸检测速度; 经过对人脸特征由粗到细的提取过程, 得到了较为准确的轮廓线和特征点; 具有较强的鲁棒性, 对于测试图片中的光照变化、表情变化、眼镜等饰物遮挡、肤色均不敏感。后继的工作主要是改进 C-V 方法提高分割速度和解决

(下转第 336 页)

$$V_{m,m} = \sum_k w_{m,m} \alpha_{m,m}(x^{(k)}, y^{(k)}) - \theta_{m,m}$$

当 $V_{ij} \geq 0$ 时, 则用阴影填充第 (i, j) 个网格。

步骤 6 如果数据聚集区域满足分辨率 (d) 要求 (即 $\Delta x * \Delta y \leq d$), 则结束; 否则, 对数据聚集区域重新进行网格划分, 转步骤 1。

数据聚类, 研究数据的接近程度 (距离) 或相似程度, 以发现大量数据隐含的、未知的、有潜在应用价值的信息或模式。一般针对有限空间来研究数据的聚集情况, 不可能研究无限空间数据聚集情况。在步骤 (1)、(2) 中, $m, \Delta x, \Delta y$ 相继确定, 也就确定了数据聚类研究的空间范围。聚类策略应用于聚类算法, 便于快速发现数据聚集的子空间。

4 实例仿真

一动点随机跳跃于平面之上, 当积累 3000 个点时, 聚集情况见图 4(a) 所示, 当积累 6000 个点时, 聚集情况见图 4(b) 所示。

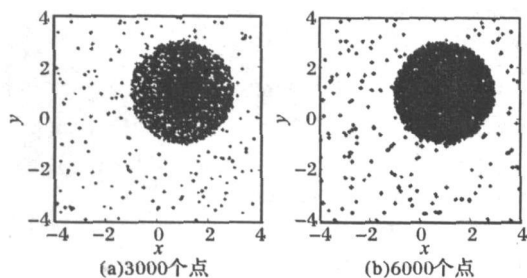


图 4 数据分布情况

由图 3 和公式 (7) 可知, 基于 RBF 神经网络的网格数据聚类方法能够根据数据的动态累积情况, 进行聚类分析, 即实现并行、增量计算。由于这里主要介绍基本方法, 不追求不同区域间的强烈对比和某些区域的特殊效果, 故令 $w_{-m+1, -m+1} = w_{-m+1, -m+2} = \dots = w_{m,m} = 1$ 。图 5 为 6000 个点、分辨率 $d = 0.0625$ 时数据的聚类分析结果。

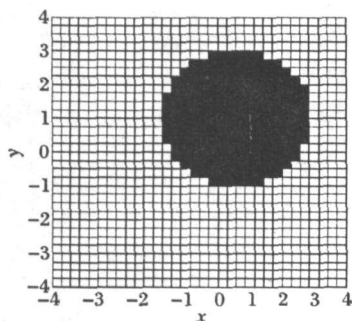


图 5 网格数据聚类分析

聚类分析的结果与数据实际分布 (见图 4(b)) 基本上是一致的。

数据分布较多的相邻网格聚集成簇, 相邻的簇, 如果距离较近, 又可以聚簇成区, 实例仿真了单个数据聚集区域的情况。多个数据聚集区域的情况较单区域复杂, 但方法上与此类似, 不再赘述。

5 结语

RBF 神经网络的引进, 使网格数据聚类分析具有并行处理和增量更新的功能。相对其他聚类算法, 具有简洁、灵活的特点。应当指出, 本文在以下方面还需要深入研究:

1) 网格结构整体平移和旋转, 实现网格对数据聚集区域的“聚焦”。

2) 其他基函数的应用研究。

参考文献:

- [1] KAUFMAN L, ROUSSEEUW PJ. Finding groups in data: An introduction to cluster analysis [M]. New York: John Wiley & Sons, 1990.
- [2] SUDIPTO G, RASTOGIR, SH M K. Cure: An efficient clustering algorithm for large databases [A]. Proceedings of the ACM SIGMOD international conference on Management of data [C]. New York: ACM Press, 1998. 73-84.
- [3] ANKERST M, BREUNIG M, KRIEGL H-P, et al. Optics: Ordering points to identify the clustering structure [A]. Proceedings of the ACM SIGMOD international conference on Management of data [C]. New York: ACM Press, 1999. 49-60.
- [4] HAN J W, KAMBER M. Data mining: concept and techniques [M]. Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [5] AGRAWAL R, GEHRKE J, GUNOPULOS, et al. Automatic subspace clustering of high dimensional data for data mining applications [A]. Proceedings of the ACM SIGMOD international conference on Management of data [C]. New York: ACM Press, 1998. 94-105.
- [6] 薛定宇. 科学运算语言 MATLAB5.3 程序设计与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000. 51-52.
- [7] 陈怀琛, 吴大正, 高西全. MATLAB 及在电子信息课程中的应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003. 21-24.
- [8] YU Y L, XU L H, WU Q D. Generalized fuzzy neural networks [J]. ACTA AUTOMATICA SINICA, 2003, 29(6): 867-875.
- [9] ESTER M, KRIEGL H-P, SANDER J, et al. A density based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [A]. Proceeding the 2nd international conference on knowledge discovery and data mining (KDD) [C]. Portland, 1996. 226-231.
- [10] 凌萍. 一种基于网格划分的模糊聚类算法 [J]. 徐州师范大学学报 (自然科学版), 2005, 23(1): 39-44.
- [11] 孙增圻. 智能控制理论与技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.
- [12] 王生生, 刘大有, 曹斌, 等. 一种高维空间数据的子空间聚类算法 [J]. 计算机应用, 2005, 25(11): 2615-2617.

(上接第 329 页)

大幅度转动的人脸检测及特征提取的问题。

参考文献:

- [1] VIOLA P, JONES M. Robust real-time object detection [R]. IEEE ICCV Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision, USA: Vancouver, 2001.
- [2] ROWLEY HR. Neural network-based human face detection [D]. Pittsburgh, USA: Carnegie Mellon University, 1999.
- [3] CHAN TF, VESE LA. Active contours without edges [J]. IEEE

Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.

- [4] GAO S, BU T D. Image Segmentation and Selective Smoothing by Using Mumford-Shah Model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1537-1549.
- [5] 吴敬华, 周昌乐. 快速人脸检测系统的设计与实现 [J]. 计算机应用, 2005, 25(10): 2351-2353.
- [6] 李光明, 田捷, 赵明昌, 等. 基于 Hessian 矩阵的中心路径提取算法 [J]. 软件学报, 2003, 14(12): 2074-2081.