

平面旋转人脸检测与特征定位方法研究

吴墩华, 周昌乐

(厦门大学计算机科学系, 福建厦门 361005)

摘要: 提出了一种基于角点检测、AdaBoost 算法和 G-V 方法的平面旋转人脸检测及特征定位方法. 方法首先根据 AdaBoost 算法训练样本得到脸、眼、鼻、嘴 4 个检测器; 然后以角点作为眼睛的候选点, 枚举任意两个角点构造可能的人脸区域, 并在区域内运用人脸检测器进行检测; 接着利用眼、鼻、嘴检测器检测出人脸特征所在的矩形区域; 最后利用 G-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 CMU 平面旋转测试集上的检测率为 94.6%, 误报 24 个, 提取出的特征点位置准确. 实验结果表明方法是有效的.

关键词: 人脸检测; 人脸特征定位; 角点检测; 水平集方法; G-V 方法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 09 1714-05

Study on Face Detection Under Rotation in Image Plane and Facial Features Localization

WU Turr hua, ZHOU Chang le

(Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China)

Abstract: In order to solve the problems of face detection under rotation in image plane and facial features localization, a hierarchical approach was presented. Corner detection, AdaBoost algorithm and G-V method were integrated into the approach. First, four kinds of detectors were trained by AdaBoost algorithm for detecting faces, eyes, noses and mouths. Second, the corners were extracted from image. The comers were regarded as candidate eyes and used to construct candidate face regions as input to the face detector. Third, the eye regions, nose regions and mouth regions were detected using the feature detectors, and the feature contours and feature points were extracted from the feature regions by G-V method. The experiments on CMU rotated face test set result a 94.6% correct rate with 24 false alarms, and the position of the extracted feature points were accurate. Results show that the proposed approach is efficient.

Key words: face detection; facial feature localization; corner detection; level set method; G-V method

1 引言

在模式识别领域, 与人脸相关的技术如人脸检测、识别、跟踪和特征定位等, 因其难度大、应用面广, 一直是近年来的研究热点. 人脸检测问题的简化版本是正面人脸检测, 目前有许多检测方法已经较好地解决了这个问题, Viola 等人于 2001 年在 8th IEEE ICCV 上提出了基于 Haar 型特征的 AdaBoost 算法^[1,2], 并用这一算法学习层叠型正面人脸检测器, 他们的方法是目前正确率最高、鲁棒性最好的算法之一, 而且速度快于几乎所有其它算法. 但是完善的人脸检测模型必须能够检测多姿态的人脸(即上下旋转、左右旋转和平面旋转的人脸), 与正面人脸检测相比, 多姿态人脸检测的研究相对薄弱, 难度也大得多, 离实际应用的需求还比较远. Rowley^[3]针对不同角度训练多个 ANN, 并采用角度估计加快检测速度, Stan Z. Li^[4]提出了一种基于 FloatBoost 和置信度的多视角人脸检测算法, 不足之处在于旋转角度的估计都存在一定的误差, 影响了检测率.

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. 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^[5]的 G-V 方法^[6,7]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点.

文献[8]中介绍了我们先前的相关工作, 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以角点作为眼睛的候选点, 枚举任意两个角点构造可能的人脸区域并在区域内运用人脸检测器进行检测, 避免因角度估计错误而带来的检测率下降; ②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; ③结合基于外观信息的 AdaBoost 算法和基于几何形状的 G-V 方法(前者用于特征粗定位, 后者用于轮廓提取), 快速而准确地实现了人脸特征定位; ④利用角点解

收稿日期: 2006-06-09; 修回日期: 2007-02-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(No. 60672018); 863 项目(No. 2006AA01Z129); 厦门大学 985 二期信息创新平台项目(No. 0006 X07204)

决了轮廓线的内凹问题. 本文将围绕以上 4 点展开, 最后给出实验结果和结论.

2 角点检测与平面旋转人脸检测

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^[9]. 通过对 CMU 测试集和 Purdue AR 人脸库的实验观察, 发现角点分布于眼睛的几率为 100%, 因此可将角点作为眼睛的疑似点, 枚举任意两个眼睛可以构造出可能的人脸区域, 然后再运用人脸检测器进行检测. 另外, 本文所指的正面人脸是指水平旋转角度在 $[-15^\circ, +15^\circ]$ 、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, 角度范围是根据实验结果确定的.

2.1 Hessian 矩阵与角点检测

N 维空间中一点 P 的二阶 Taylor 展开式为: $I(P + \Delta P) \approx I(P) + \Delta P^T \nabla I(P) + \Delta P^T \mathbf{H}(P) \Delta P$, $\nabla I(P)$ 为 P 点的梯度矢量, $\mathbf{H}(P)$ 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:

$$\mathbf{H}(P) \triangleq \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

在 $\mathbf{H}(P)$ 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^[10]. 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 and 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 $\mathbf{H}(S) = \begin{bmatrix} \sum D_x^2 & \sum D_x \cdot D_y \\ \sum D_y \cdot D_x & \sum D_y^2 \end{bmatrix}$ 的特征值 λ_1, λ_2 , 令 $\lambda_i = \text{Min}(\lambda_1, \lambda_2)$;
- ③ 过滤掉特征值小于 $\text{Max}(\lambda_i) \times Q$ 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 $K = 3, Q = 0.01, H = 15$. 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. 检测效果如图 1 所示. 为了提高 KLT 算法在实际应用的效果, 即增强检测精度、减少误检, 必须解决同时存在噪声和

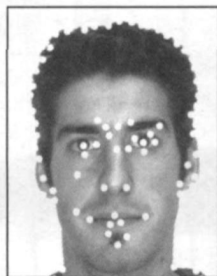


图 1 角点检测示例

模糊时如何增强图像对比度的问题. 针对这个问题, 采用了基于各向异性扩散方程的图像对比度增强方法^[13].

设初始灰度图像为 $u(x, y, 0)$, $u(x, y, t)$ 为在时间 t 时的图像. 则图像的热传导方程为^[13]:

$$\frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \Delta u(x, y, t) \quad (2)$$

式(2)中: Δ 为图像的拉普拉斯算子, 其初始条件为 $u(x, y, 0)$. 方程(2)的解为:

$$u(x, y, t) = G_t \circledast u(x, y, 0) \quad (3)$$

这里, \circledast 表示卷积,

$$G_t = G^{-1} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{4t}}$$

是高斯函数. 因此, 初始图像与不同尺度的高斯滤波器的卷积就是热传导方程的解^[13]. 为了提高卷积运算速度, 采用快速傅立叶变换算法 (FFT) 实现.

上面的传导方程中, 扩散系数为常数, 其实扩散系数可以根据图像的内容来确定, 如在边缘地方扩散慢, 在非边缘扩散快, Perona 给出的热传导系数可变的异性扩散方程如下^[13]:

$$\frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[g(\|\nabla u\|) \nabla u(x, y, t)] \quad (4)$$

函数 g 是一个非增函数, 它使得在梯度大时扩散慢 (边缘), 梯度小时扩散快, 内部区域因为梯度小得到平滑, 而边界得到保持. 实验是在迭代次数为 3, 时间步长为 0.2 的条件下进行的.

2.2 疑似人脸区域的计算

假设任意两个角点的坐标为 $P_1(X_1, Y_1), P_2(X_2, Y_2)$, 线段 P_1P_2 斜率为 K , 则可构造两个矩形 R_1, R_2 , 如图 2 所示, 矩形中心坐标分别为:

$$\text{Center}(R_1) = \begin{cases} X = (X_1 + X_2)/2 + |Y_1 - Y_2| \cdot (H/W) \cdot \text{sgn}(K) \\ Y = (Y_1 + Y_2)/2 + |X_1 - X_2| \cdot (H/W) \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{Center}(R_2) = \begin{cases} X = (X_1 + X_2)/2 - |Y_1 - Y_2| \cdot (H/W) \cdot \text{sgn}(K) \\ Y = (Y_1 + Y_2)/2 - |X_1 - X_2| \cdot (H/W) \end{cases} \quad (6)$$

旋转角度分别为: $\text{Angle}(R_1) = -\text{atan}(K)$, $\text{Angle}(R_2) = \text{sgn}(K) \cdot \pi - \text{atan}(K)$. H 和 W 是矩形的长、宽, 实验中分别以 1.2 等比放大这两个矩形直到长、宽分别达到 $3H$ 和 $3W$ 且矩形各端点不超过图像边界, 可得到两组矩形区域作为疑似人脸区域. 实验中样本图像的长、宽相等, 因此 H 等于 W .

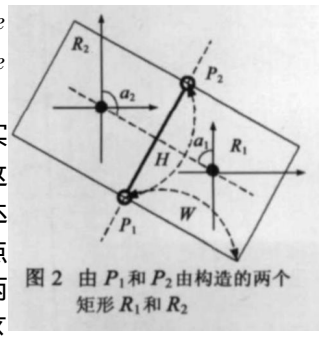


图 2 由 P_1 和 P_2 由构造的两个矩形 R_1 和 R_2

2.3 人脸检测器与检测方法

由 Viola 等人提出的正面层叠型物体检测器的构成方法: 首先利用积分图^[1, 2]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. 训练流程和 AdaBoost 算法在 [1, 2, 8] 中已有详述, 这里不再赘述.

在训练人脸检测器时, 采用的 2000 个人脸样本取自 BioID 和 AR 人脸库, 非人脸样本取自 1000 张不含人脸的图片(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 张不含待检测物体的图片. 在实验中, 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定为 20×20 .

检测的过程: 截取疑似人脸区域作为待检测子图像送入人脸检测器中进行检测. 为了加快检测速度, 引入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. 检测结果如图 3 所示.



图 3 平面旋转人脸检测示例

3 C-V 方法与人脸特征定位

3.1 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 4 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.

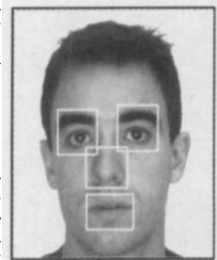


图 4 特征粗定位示例

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.

3.2 水平集方法与 C-V 方法

水平集(Level Set)方法^[6, 7, 11, 12]由 Osher 和 Sethian 于 1988 年提出, 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 5 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.

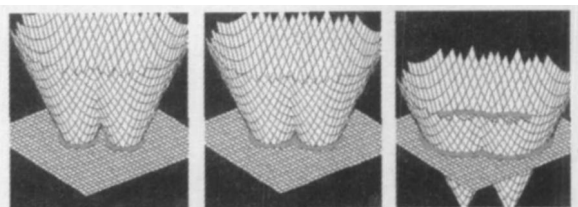


图 5 曲线(两个圆)的演化过程转化为曲面(两个锥体)的演化过程

C-V 方法^[6, 7]是由 Chan 和 Vese 提出的基于 Mumford-Shah 水平集图像分割模型^[5]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 $I(x, y)$ 被闭合曲线 C 划分为目标 $\omega_o(C)$ 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_o 和 c_b , 考虑能量函数:

$$F(C, c_o, c_b) = \mu L(C) + \nu S_o(C) + \lambda_o \int_{\text{inside}(C)} |I - c_o|^2 dx dy$$

$$+ \lambda_b \int_{outside(C)} |I - c_b|^2 dx dy \quad (7)$$

式中 $L(C)$ 是 C 的长度, $S_o(C)$ 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, $F(C, c_o, c_b)$ 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 $F(C, c_o, c_b)$ 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, Chan 和 Vese 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^[6,7]:

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

$$\varphi(x, y, 0) = \varphi_0(x, y) \quad (8)$$

$$c_o = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H_\epsilon(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H_\epsilon(\varphi) dx dy}$$

$$c_b = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) [1 - H_\epsilon(\varphi)] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H_\epsilon(\varphi)] dx dy} \quad (9)$$

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.

3.3 利用角点解决轮廓线的内凹问题

利用 GV 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 6 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.

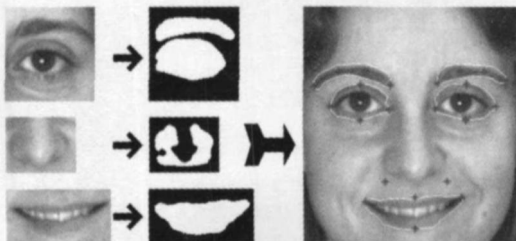


图 6 提取眼、眉、嘴的轮廓线, 并标定关键特征点

在提取眼睛和嘴巴的轮廓线时经常会遇到内凹问题(图 7(a)). 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 7(b)), 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 7(c)); ④利用 Canny 边缘检测从新二值图中提取轮廓线(图 7(d)).

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 $\overline{P_1 P_3}$ 的左侧时, P_2 是凹点. 实现方法: ①设线段 $P_1 P_3$ 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.

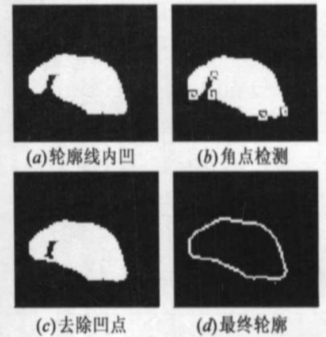


图 7 利用角点解决轮廓线内凹问题

4 实验

实验软件采用 MS VC2003 结合 Intel OpenCV Library 开发而成, OS 为 WinXP Pro, CPU 为 P4 2.8G, 1GB 内存. 测试图像分为三组: ①CMU 平面旋转测试集(50 张图片含 223 张人脸)用于平面旋转人脸检测测试; ②从 Purdue AR 人脸库中选择 500 张分辨率为 512×512 的人脸图片用于特征定位测试, 图片取自 100 个人在不同光照条件下拍摄的图像, 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). ③从丹麦技术大学(DTU)提供的 IMM 人脸图像库中选择 40 个人在不同光照条件下拍摄的分率为 640×480 的图像, 用于检测速度和特征定位测试.

表 1 CMU 平面旋转测试集上的检测结果比较

检测方法	本方法	Rowley ^[3]	FloatBoost ^[4]
检测率(%)	94.6	84.1	90.2
误报(个)	24	N/A	31

人脸检测结果如表 1 所示, 检测器由 22 层强分类器层叠而成, 包含 2135 个 Haar 型特征. 通过试验观察, 该人脸检测器能够检测水平旋转角度在 $[-180^\circ, +180^\circ]$ 、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. ROC 曲线如图 8 所示. 引入人脸边缘图

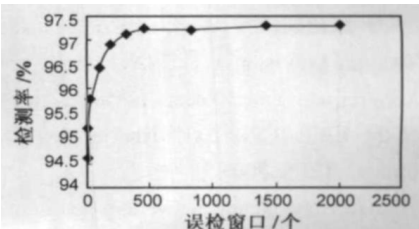


图 8 CMU 平面旋转测试集的人脸检测 ROC 曲线

像的先验规则之后,在 IMM 测试集上的平均检测时间从 1.25 秒减少到 0.83 秒,检测速度平均提高了 33.7%,同时,在 CMU 平面旋转测试集上的检测率和误检窗口数没有发生改变。在 IMM 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 2.63 秒。人脸特征的检测结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 AR 测试集上的人脸特征检测结果

人脸特征	眼+眉	鼻	嘴
检测率(%)	100	95.3	98.4
误报(个)	7	1	5

表 3 IMM 测试集上的人脸特征检测结果

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

由于 G-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 G-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。

5 小结

针对复杂背景下的图像,提出了基于角点检测、AdaBoost 算法和 G-V 方法的平面旋转人脸检测及特征定位方法。实验结果表明方法是有效的:角点检测结合 AdaBoost 算法较好地解决了平面旋转人脸检测的问题;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。基于 AdaBoost 算法的物体检测方法以及 G-V 方法都具有一定的通用性和较强的鲁棒性,而角点检测应用领域广泛,因此文本提出的方法可以推广到其它相似的问题,如中医舌像自动分割与特征提取问题、中草药图像的自动分割与特征提取问题等。后继工作的目标是:①提高各检测器的正确率;②解决大角度侧转人脸和俯仰人脸的检测问题;③改进 G-V 方法提高分割速度。

参考文献:

- [1] Viola P, Jones M. Robust real time object detection[A]. Proc of the IEEE ICCV Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision[C]. USA(Vancouver): IEEE, 2001.
- [2] Ming Hsuan Yang. Recent advances in face detection[A]. Proc of the IEEE ICPR 2004 Tutorial[C]. United Kingdom (Cambridge): IEEE, 2004.
- [3] H A Rowley. Neural network based human face detection[D]. Pittsburgh, USA: Carnegie Mellon University, 1999.
- [4] ZhenQiu Zhang, Mingling Li, Stan Z Li. Multi view face detection

with floatBoost[A]. Proc of the Sixth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision[C]. USA(Orlando): IEEE, 2002.

- [5] D Mumford, J Shah. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Comm Pure Appl Math, 1989, 42(5): 577- 685.
- [6] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266- 277.
- [7] Song Gao, Tien D Bui. Image segmentation and selective smoothing by using mumford-shah model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1537- 1549.
- [8] 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.
Wu Turrhua, Zhou Chang le. Design and implementation of fast face detection system[J]. J Computer Applications, 2005, 25(10): 2351- 2353. (in Chinese)
- [9] C Tomasi, T Kanade. Detection and Tracking of Point Features [R]. Technical Report CMU-CS-91-132, Pittsburgh, USA: Carnegie Mellon University, 1991.
- [10] 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.
Li Guang ming, Tian Jie, Zhao Ming Chang, et al. Centerline extraction based on hessian matrix[J]. Journal of Software, 2003, 14(12): 2074- 2081. (in Chinese)
- [11] Sethian J A. Curvature and evolution of fronts[J]. Commun Math Phys, 1985, 101(4): 487- 499.
- [12] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computer Physics, 1988, 79(1): 12- 49.
- [13] Pietro Perona, Jitendra Malik. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Matching Intelligence, 1990, 12(7): 629- 639.

作者简介:



吴敬华 男, 1978 年生于福建泉州, 博士研究生。主要研究方向: 图像分析与模式识别。
E-mail: me_54@163.com



周昌乐 男, 1959 年生于江苏太仓, 毕业于北京大学, 获理学博士, 现为厦门大学信息科学与技术学院院长、教授、博士生导师。主要研究方向: 人工智能及其应用技术, 包括计算语言学、理论脑科学、智能中医学、计算音乐学等。
E-mail: dozero@xmu.edu.cn