

# 一种快速实现人脸定位与几何校正的方法\*

侯榆青 彭进业 李 楠

(西北大学信息科学与技术学院, 西安 710069)

**摘 要** 提出了利用边缘点集的协方差矩阵的特征值与特征矢量作为人脸图像尺度与方向的粗估计方法,从理论和实验上证明了该方法的可行性.以此方法作为人脸图像精确定位的前期处理,可以大大降低定位的复杂度,从而快速、准确实现人脸图像的定位与几何归一化.实验结果验证了该方法的有效性.

**关键词** 人脸定位;几何归一化;镜像对称性;主元分析;反对称双正交小波

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## 0 引言

人脸识别是近年来模式识别领域中一个非常热门的研究课题,提出了多种人脸识别方法<sup>[1~4]</sup>.以 K-L 变换为基础的“特征脸”方法<sup>[4]</sup>被认为是一种基于代数特征的较好方法,在使用特征脸方法之前通常需要对人脸图像进行定位与归一化,由于正面人脸图像具有很强的镜像对称性,因而利用检测对称轴来进行人脸检测与特征点定位是一种有效的方法<sup>[5~7]</sup>.但由于正面人脸图像通常具有尺度、竖直平面内的偏转等变化,使得一般的对称性检测算法需要改变尺度和方向来重复对称强度的计算,这将使对称性检测变得复杂而耗时.文献[8]提出了一种利用主元分析进行对称性检测的方法,这种方法对边缘点集的质量要求相对较低,适用于结构复杂而背景简单的图像的对称性粗检测.本文将主元分析方法应用于人脸图像尺度和对称轴方向的粗略估计,并将这一粗略估计结果用于多尺度图像对称性检测,从而能快速得到尺度伸缩因子和旋转角的估计值,在此基础上就可快速准确实现人脸定位与几何归一化.

## 1 利用边缘点集估计图像尺度和主对称轴

### 1.1 边缘点集的获取

如果对图像  $f(x, y)$  的每一像素点求得方向梯度

$$\nabla f(x, y) = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]^T \quad (1)$$

进而求得它的模值

$$M(x, y) = \sqrt{\left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2} \quad (2)$$

就可选定一个域值  $T$ , 使  $M(x, y) > T$  的点数 ( $N$ ) 取全部图像的像素总数 ( $M$ ) 的比值

$$\gamma = \frac{N}{M} \quad (3)$$

为一设定的常数,并定义满足上述条件的点的集合为边缘点集,即

$$\Omega = \{(x, y) | M(x, y) > T\} \quad (4)$$

因此,这里定义的边缘点集不是通常所说的“边缘”点的集合.通常所说的“边缘”点是  $M(x, y)$  达到局部极大值的,一定是单像素宽度的,而式(4)定义的边缘点集可以是多像素宽度的.

### 1.2 边缘点集坐标的协方差矩阵及其 K-L 变换

令  $\Omega$  中第  $i$  点的坐标为

$$X_i = (x_i, y_i)^T \quad (5)$$

则  $X_i$  协方差矩阵为

$$G = E\{(x_i - \bar{x}_i)(x_i - \bar{x}_i)^T\} \quad (6)$$

此为  $2 \times 2$  矩阵,式中  $\bar{x}_i = E\{(x_i)\}$  表示  $x_i$  的均向量.不失一般性,令  $\bar{x}_i = 0$ ,从而

$$G = P((x, y) \in \Omega) E\{x_i x_i^T\} \quad (7)$$

式中  $P((x, y) \in \Omega)$  表示某一像素属于边缘点集  $\Omega$  的概率,它可估计为

$$P((x, y) \in \Omega) = \frac{N}{M} = r \quad (8)$$

而式(7)中的均值项可估计为

$$E\{x_i x_i^T\} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i^T \quad (9)$$

于是对  $G$  的样本估计为

$$G = \gamma \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i^T \quad (10)$$

以  $G$  为生成矩阵作 K-L 变换,得到

$$\begin{cases} \xi_i = w_{11} x_i + w_{21} y_i \\ \eta_i = w_{12} x_i + w_{22} y_i \end{cases} \quad (11)$$

式中  $w_1 = (w_{11}, w_{12})^T$ ;  $w_2 = (w_{21}, w_{22})^T$  是  $G$  的两个

\*陕西省教育厅项目(04JK258)资助

Tel: 13193305111 Email: houyuqin@nwu.edu.cn

收稿日期: 2005-06-11

特征矢量, 分别对应于本征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  (不失一般性, 假定  $\lambda_1 \geq \lambda_2$ , 且相互正交).

由于人脸图像的灰度分布具有很强的镜向对称性, 且沿对称轴的灰度分布的分散性大于沿垂直对称轴方向的分散性. 因此, 上述 K-L 变换的主轴(即本征矢  $w_1$ ) 方向就可认为是人脸的对称轴方向.

根据 K-L 变换的基本性质可知, 本征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  分别表示  $\xi_i$  和  $\eta_i$  的方差, 即

$$\lambda_1 = E\{\xi_i^2\} \quad \lambda_2 = E\{\eta_i^2\} \quad (12)$$

故有

$$\lambda_1 + \lambda_2 = E\{\xi_i^2 + \eta_i^2\} \quad (13)$$

它是边缘点集中的所有点到坐标原点的平均距离.

由于目前的 K-L 变换相当于绕原点的坐标旋转, 所以这一平均距离不会由于图像的旋转而变化, 即

$$\lambda_1 + \lambda_2 = E\{x_i^2 + y_i^2\} \quad (14)$$

且假定图像发生某一均匀的尺度伸缩, 即  $x' = kx$ ,  $y' = ky$ , 所得新的本征值之和

$$\lambda'_1 + \lambda'_2 = E\{k^2(x_i^2 + y_i^2)\} = k^2(\lambda_1 + \lambda_2) \quad (15)$$

可见

$$k = \left[ \frac{\lambda'_1 + \lambda'_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \right]^{1/2} \quad (16)$$

注意: 式(16)不仅对同一图像的尺度伸缩成立, 而且对所有具有近似相同灰度分布的人脸图像成立, 因为在推导中只利用了灰度分布的统计性质. 式(16)表明, 只要求出一幅人脸图像的边缘点集坐标的协方差矩阵的两个本征值之和, 将它与某一标准的人脸图像按同一方法获得的两个本征值作比较就可粗略确定该图像中的人脸部分相对于标准的人脸图像的尺度伸缩因子  $k$ . 同时, 如前所述, 由本征矢  $w_1$  的方向还可粗略确定该图像中的人脸对称轴方向. 这些粗略估计并不要求对图像中的人脸进行定位, 而只要求背景和衣着不严重影响边缘点集的统计特性.

## 2 人脸定位与几何归一化方法

### 2.1 人脸定位

采用文献[6,7]中提出的方法实现人脸眼球中心的准确定位. 文献[6]中提出的图像旋转对称性检测方法可以准确地定位面部特征点, 比如眼球中心, 嘴中心, 但是需要事前知道人脸的大概尺度, 否则就需要在不同的尺度上循环计算各像素的旋转对称强度, 导致算法复杂度高. 文献[7]中提出的基于梯度相角的镜像对称检测方法, 在已知图像对称轴方向和图像对象大概尺度的前提下, 可以快速准确地定位对称轴. 如果事先不知道对称轴的方向和尺度, 就要在多个方向和不同尺寸的窗口内进行对称强度计

算, 然后寻优以确定镜像对称轴方向. 第1节中提出的对称轴方向和尺度因子的估算方法正好提供了上述两种精确定位方法的前处理.

### 2.2 人脸图像的几何归一化

在 2.1 节实现双眼球中心的准确定位后, 可以更精确地求出人头图像的偏转角度  $\alpha$  和图像伸缩因子  $k$ , 然后根据  $\alpha$  和  $k$  对图像进行旋转和伸缩, 再根据中心位置平移量对图像进行平移, 这样就可以得到归一化人脸图像.

记左、右眼球中心位置分别为  $p_i(x_i, y_i)$  和  $p_j(x_j, y_j)$ , 那么将人脸区域作旋转、伸缩与平移变换(如图1)为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} m \\ n \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中  $\alpha$  为旋转角度,  $k$  为伸缩系数, 而  $(m, n)$  为平移矢量.

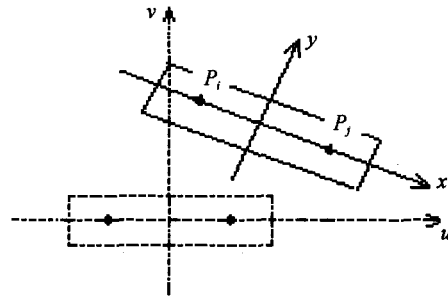


图1 双眼区域的旋转、伸缩与平移  
Fig. 1 Rotation, resizing and shift of eyes area

## 3 算法与实验结果

### 3.1 算法步骤

根据以上讨论, 人脸图像定位与几何归一化的算法步骤可以归纳如下:

- 1) 对人脸图像进行反对称双正交小波分解, 由小波系数计算图像的多尺度方向梯度<sup>[6]</sup>, 得到各分辨率级别上的二值化边缘点集; 2) 对低分辨率级别(如  $j = -2$  级)的边缘点集合, 进行主元分析, 得到人脸中轴线的粗略方向和人脸尺度的估计; 3) 根据步骤(2)得到的方向和尺度的初步结果, 使用文献[7]中的镜像对称性检测方法, 得到双眼连线的中心位置  $(x, y)$ ; 4) 根据步骤(2)估计的人脸尺度设置文献[6]中要求的高斯距离因子、方向因子, 根据人脸器官的分布规律, 只需在  $(x, y)$  两边的很小范围内进行对称变换, 找到两个眼球的中心位置; 5) 在高一分辨率上在第(4)步骤求得的双眼中心位置的小邻域内求精, 直至求得在原始图像上的两个眼球的中心位置  $p_i(x_i, y_i)$  和  $p_j(x_j, y_j)$ ; 6) 根据式(17)对原始图像进行变换, 得到归一化的人脸区域.

### 3.2 实验结果

为了验证所提方法的有效性,使用 MIT 图像库中的多幅图像进行了归一化实验. 选择图 2 作为标准人脸图像,其双眼在一条水平线上,眼球中心之间距离为 38 像素,黑线框内为人脸部分. 图 3 是其中一幅头部偏转的待归一化图像.

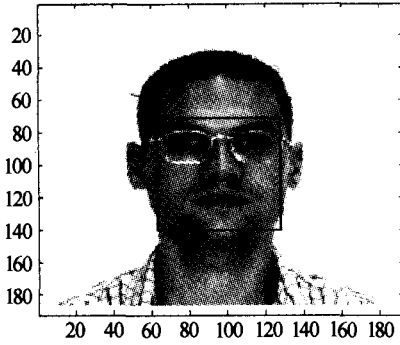


图 2 标准尺度人脸图像  
Fig. 2 Standard scale face image

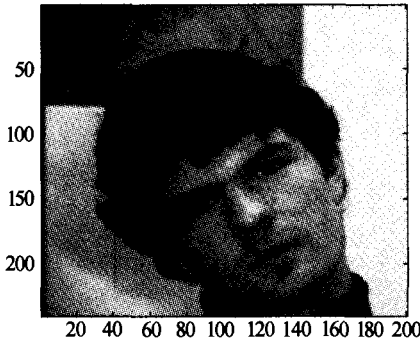


图 3 待归一化图像  
Fig. 3 Test image

首先对图 2 提取边缘,对二值化边缘点集进行主元分析,测得其两个特征值之和  $\lambda_1 + \lambda_2 = 2957.0$ .

按上面所述算法,选用 MATLAB 中 bior1.5 小波对图 3 做二级小波分解,由小波分解系数计算图像的多尺度方向梯度.

对  $j = -2$  级梯度模值图进行二值化,保留 35% 比率的强边缘构成二值化边缘图(图 4(a)). 在边缘点集上做主元分析,求得图像镜像对称轴粗略方向  $\beta = 32.8^\circ$ ,依据  $\lambda_1 + \lambda_2 = 307.0$ ,可以估计出在  $j = -2$  近似图像上,双眼中心的距离为  $38 \times \sqrt{\frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}} = 38 \times \sqrt{\frac{307.0}{2957.0}} = 12.2$  像素. 人脸主轴的粗略方向如图 4(b).

由对称轴方向估计结果,顺时针旋转实验图像  $\alpha = 32.8^\circ$ ,由尺度估计结果及人脸器官分布知识可估计此时人脸宽度约为  $12.2 \times 2.5 = 30.5$  像素(人脸宽度约为双眼中心间距的 2.5 倍). 这样就可以使用文献[7]中的镜像对称性检测方法,得到双眼连线的中心点如图 4(c).

根据估计的人脸尺度和定位的双眼连线的中心

点,只需在该中心点两侧的较小区域内采用文献[6]中方法进行对称变换,分别求得两个眼球的中心位置,如图 4(d),再到  $j = -1$  上进行局部求精,求得眼球中心的定位结果,如图 4(e).

从图 4(e)上双眼中心的坐标  $p'_i(x'_i, y'_i)$  和  $p'_j(x'_j, y'_j)$ ,和主元分析时所做的旋转矫正角度  $\beta$ ,可以得到在原始实验图像(图 3)上的双眼中心坐标  $p_i(x_i, y_i)$  和  $p_j(x_j, y_j)$ .

由双眼中心坐标可以得出实验图像的归一化参数,  $\alpha = 34^\circ$ ,  $k = 0.77$ ,及平移因子. 对原始实验图像进行坐标变换,并从结果中取出归一化人脸区域如图 4(f).

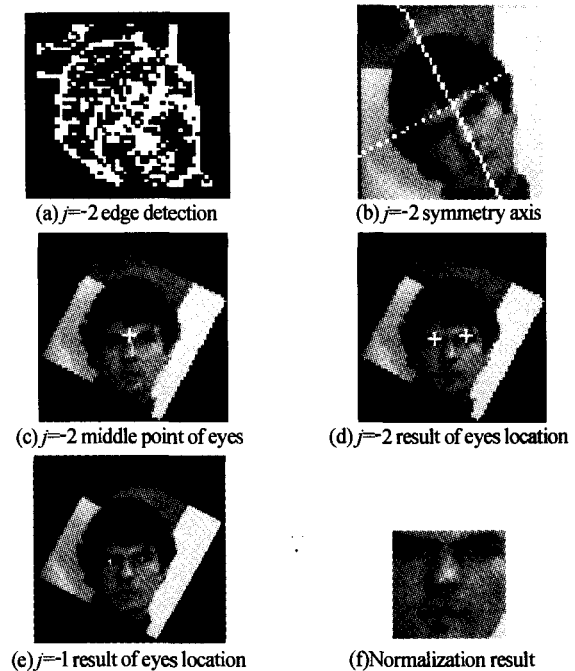


图 4 实验结果  
Fig. 4 Experimental results

### 4 结论

所提出的利用协方差矩阵的特征值和特征矢量估计图像尺度的方法,可以应用于其它同一类别的图像尺度估计中,尽管其估计的尺度是粗略的,但是完全可以作为人脸图像精确定位的前期处理,从而大大减少了定位的复杂度,使人脸图像几何归一化方法具有算法简单、速度快、准确度高的特点. 该方法适用于单一背景人脸图的校正,对于复杂背景下的情况则需要在使用该方法前,将人脸图像从背景中分割出来.

#### 参考文献

- 1 Chen S, Ni L. Face recognition based on eigenface analysis and wavelet transform. *Computer Applications*, 2004, 4(10): 75~81
- 2 彭进业,王大凯,俞卞章. 基于小波分解系数的贝叶斯人

- 脸识别方法. 光子学报, 2001, **30**(10):1263~1269
- Peng J Y, Wang D K, Yu B Z. *Acta Photonica Sinica*, 2001, **30**(10):1263~1269
- 3 侯榆青, 彭进业, 赵健, 等. 支持在压缩域提取识别特征的人脸图像压缩方法. 西北大学学报(自然科学版), 2004, **34**(3):283~285
- Hou Y Q, Peng J Y, Zhao J, *et al.* *Journal of Northwest University*, 2004, **34**(3):283~285
- 4 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition. *Cognitive Neurosci*, 1991, **3**(1):71~79
- 5 Reisfeld D. Context-free attentional operators: the generalizes symmetry transform. *Computer Vision*, 1995, **14**:119~30
- 6 Pen J Y, Yu B Z, Wang D K. Multi scale symmetry transform with application to location of feature points on human face image. *China Journal of Electronics*, 2002, **30**(3):363~367
- 7 Li N, Pen J Y, Pan J S. Face image symmetry detection and location based on multi-scale gradient angular. *Mini-Micro Systems*, 2003, **24**(10):1833~1836
- 8 Lu C Y, Zhang C S, Wen F. Principle component analysis based symmetry detection. *China Journal of Electronics*, 1999, **27**(5):25~28

## A Fast Approach to Face Location and Normalization

Hou Yuqing, Peng Jinye, Li Nan

*School of Electronics Engineer and Computer Science, Northwest University, Xi'an 710069*

Received date: 2005-06-11

**Abstract** A new method for human face image scale and direction estimation is proposed using covariance matrix eigenvalue and eigenvector of edge set, which is proved by theory and experiments. Based on the method, a novel approach to face location and normalization is presented, which is proved to be fast and precise.

**Keywords** Face location; Face normalization; Reflectional symmetry; PCA; Anti-symmetric biorthogonal wavelets



**Hou Yuqing** was born in 1963. She got her B. S(Physics) and M. S. degrees (Electronics) from Northwest University in 1984 and in 1990, respectively. She is now an associate professor in School of Electronics Engineer and Computer Science, Northwest University. Her current research interests are image and video processing, DSP system development.