

# 基于局部边缘检测的虹膜编码算法研究\*

田启川<sup>1,2</sup>, 潘 泉<sup>1</sup>, 程咏梅<sup>1</sup>, 张洪才<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072; 2. 太原科技大学 电子信息工程学院, 山西 太原 030024)

摘 要: 虹膜特征在于其纹理的细节性, 目前虹膜的编码主要采用小波方法。对虹膜区域进行二值化编码, 获得虹膜特征模板。在识别匹配阶段, 采用汉明距离进行模板匹配, 根据匹配准则, 进行身份识别。

关键词: 局部边缘检测; 虹膜编码; 分类标准; 汉明距离

中图法分类号: TP391. 41 文献标识码: A 文章编号: 1001-3695(2005)08-0230-03

## Iris Encoding Algorithm Based on Local Edge Detection

TIAN Qi-chuan<sup>1, 2</sup>, PAN Quan<sup>1</sup>, CHENG Yong-mei<sup>1</sup>, ZHANG Hong-cai<sup>1</sup>

(1. School of Automatic Control, Northwestern Polytechnic University, Xi 'an Shanxi 710072, China; 2. College of Electronic & Information Engineering, Taiyuan University of Science & Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China)

**Abstract:** Iris recognition is depending on texture details of iris. At present, iris-encoding methods adopt wavelet transform mainly. Two-value iris template will be achieved by compare every point of convolve image with zero. At the stage of iris matching, making decision for test iris is depending on HD by comparing test iris template with template known. According to the criterion of matching, if the HD is smaller than classification, the tested iris can be regard as the known iris.

**Key words:** Local Edge Detection; Iris-encoding; Classification Criterion; Hamming Distance (HD)

鉴别人的身份是一个非常困难的问题, 传统的身份鉴别方法把这个问题转化为鉴别一些标志个人身份的事物——身份标志物品和身份标志知识, 在一些安全性要求严格的系统中, 可以将这两者结合起来。传统的身份鉴别方法存在明显的缺点: 标志物品容易丢失或被伪造, 标志知识容易遗忘或记错, 更为严重的是这些身份鉴别方法无法区分真正的拥有者和取得身份标志物的冒充者, 一旦他人获得了这些身份标志事物, 就可以拥有相同的权力。

针对传统的身份鉴别方法存在的问题, 利用人体所固有的生理特征或行为特征来进行个人身份鉴定技术——生物特征识别技术成了近年来研究最热的内容。目前研究较多的是指纹、掌纹、虹膜、脸像、声音、笔迹等。虹膜作为一种稳定性好、可靠性高、随身携带、使用方便、防伪性好的识别手段, 具有广阔的应用前景, 容易实现自动身份识别, 对国家安全、社会安全、金融安全、网络安全具有非常重要的意义。

许多研究人员对虹膜特征编码算法作了大量的研究, 其中以 John Daugman 提出的系统最为典型, 通过 Gabor 滤波器, 对虹膜纹理进行简单的相位编码<sup>[1,2,7]</sup>, 匹配时用汉明距离, 文献[6]提供了对数尺度上的 Gabor 滤波器详细算法, 基本可以复现 John Daugman 提出的识别算法。R. Wildes 描述了基于虹膜识别的身份鉴定系统, 利用由四个不同分辨水平建立的拉普拉斯金字塔产生虹膜代码的方法, 利用相关性和 Fisher 线性判别式进行匹配计算, 该系统仅用于认证<sup>[3]</sup>。这两种系统对图

像和环境照度要求高, 是在理想情况下进行的, 因而精度很高。Boles 提出的基于小波变换过零检测方法<sup>[4]</sup>, 对环境要求不高, 对光照不敏感, 而且可以提取出适于虹膜识别的特征, 对于局部不完整的虹膜也能实现虹膜匹配。中国科学院提出的多通道 Gabor 滤波方法<sup>[5]</sup>, 采用每个通道滤波结果的均值和方差作为特征, 仅用 48 个特征, 对 10 人的 160 幅样本得到了 93.8% 的识别率。

### 1 虹膜的纹理结构

虹膜具有个体差异性, 这体现在虹膜最丰富的纹理信息表示上。虹膜模式的唯一性形成是随机和混沌的, 决定了其模式的唯一, 而且与遗传因素无关, 在眼睛上只有虹膜的色素沉着是依靠遗传的唯一特征, 决定虹膜颜色。虹膜的形成开始于胚胎生命的第三个月, 唯一性模式在生命的第一年形成, 基质的色素沉着发生在生命开始的几年。由于虹膜的外形成自然特性, 决定了双胞胎的虹膜模式也是毫不相关的, 没有任何虹膜的形状是完全相同的, 即使是同一个人的左眼和右眼的虹膜形状也是如此, 重复率极低。

虹膜是一层圆形薄膜, 它位于角膜和人眼透镜之间, 从外观看, 虹膜图像如图 1 所示。在虹膜的中心位置附近, 虹膜被瞳孔穿过。虹膜的功能是控制进入瞳孔的光通量, 通过括约肌和扩张肌的伸缩, 带动虹膜区域调节瞳孔大小。虹膜的平均直径为 12mm, 瞳孔的大小是虹膜直径的 10% ~80%。虹膜由许多层组成, 最底层是上皮细胞层, 它包含密集的色素沉着细胞, 基质层位于上层细胞上面, 包含血管、色素细胞和两块虹膜肌, 基质色素单元细胞密度决定虹膜颜色。

虹膜具有适于身份识别的特征, 除了模式的独特外, 虹膜

收稿日期: 2004-06-11; 修返日期: 2004-09-14  
基金项目: 国家自然科学基金项目(60372085); 陕西省科学技术研究发展计划项目(2003K06-G15); 太原科技大学青年科技研究基金资助项目(2004008)

模式还具有稳定性、可检测性、防伪性、随身携带、随地可用等适于身份识别的特性。虹膜识别技术与相应的算法结合后, 可以到达十分优异的准确度, 即使全人类的虹膜信息都录入到一个数据中, 出现认假和拒假的可能性也相当小<sup>[3]</sup>。虹膜的这些特点决定了它适于作为身份识别的特征。

在采集图像时, 由于对被采集者无要求, 实际采集到的虹膜区域往往大小、分辨率等都不相同, 这使得虹膜模式变得比较困难。虹膜具有天然的极坐标形式, 因此采用极坐标将虹膜区域标准化是常用的方法。如图 2 所示, 标准化后的虹膜区域为矩形区域, 它通过对人眼图像的区域分割和标准化处理, 将环形虹膜区域统一变为大小一定的矩形区域, 使得由于距离带来的图像大小变化不会影响虹膜特征表示, 标准化后特征具有对尺度的不变性, 这样的表示有利于进一步的虹膜比较。由于人眼虹膜具有圆环结构, 所以虹膜特征具有平移不变性。

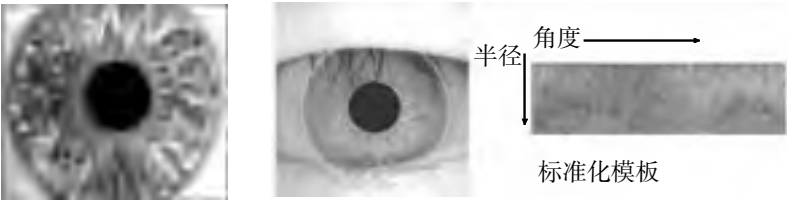


图 1 虹膜的纹理图像      图 2 虹膜区域分割和标准化后的结果

## 2 基于局部边缘检测的虹膜编码算法

### 2.1 局部边缘检测模板

虹膜识别的关键是虹膜区域的分割和特征的提取, 图像特征提取是检测或获取图像中特征的技术。在计算机图像处理及机器人视觉中, 特征一般指点、线、边缘、纹理, 以及一些特定的形状, 是图像中不连续的或者说是空间(即二维图像平面)中的亮度(或颜色分量)不光滑过渡而形成的, 所以特征提取也就是检测图像中的不连续特性的过程, 而这些不连续特性一般是表现在点、线、边缘。图像特征的提取对于图像分割及图像识别都有很重要的意义。例如, 检测到的边缘往往被认为是图像中不同物体或同一物体不同表面的分界, 纹理特征也表现在边缘信息中, 这就是本文利用纹理模板提取虹膜信息的原因。虹膜的细节表现在局部区域, 对于纹理, 采用局部边缘特征最能表示纹理信息, 因此本文考虑采用局部边缘特征提取方法对虹膜纹理局部信息进行提取。

局部边缘的检测一般采用模板进行检测。常用的  $3 \times 3$  模

板有  $T_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$   $T_2 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$  (1)

$T_3 = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -\sqrt{2} \end{bmatrix}$   $T_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \sqrt{2} \\ -1 & 0 & 1 \\ -\sqrt{2} & -1 & 0 \end{bmatrix}$  (2)

在局部边缘检测中更小的边缘检测也可以用  $2 \times 2$  模板来进行, 它们是  $T_5 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$   $T_6 = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$  (3)

上面介绍的特征提取模板技术是对像素而言的, 可以用来检测水平、垂直、45°和 135°边缘。

### 2.2 局部边缘提取

对于图像局部特征的信息获取, 需要通过图像邻域运算, 以图像中某一个像素点为参考基准, 利用该像素及其邻域像素的灰度进行运算。邻域运算的方法有: 空间域中的线性滤波

(卷积)、非线性滤波(选择性平滑、中值滤波等)及图像相关运算等。模板卷积是一种非常有用的空域线性滤波的基本方法, 可用于增强图像中的某种特征, 削弱另外一些特征, 检测边界和平滑噪声等。模板是具有特定值的阵列, 当一个模板在图像上移动、相乘、求和, 就完成了所谓的卷积操作。

设  $T(i, j)$  是一个  $m \times n$  模板( $m, n$  为正整数),  $I(x, y)$  是一幅  $M \times N$  的图像, 则  $T$  和  $I$  的卷积可写成:

$$g(x, y) = T \cdot I(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} T(i, j) I(x-i, y-j)$$
 (4)

在一些图像处理文献及应用中, 所谓的卷积往往表示的是互相关计算, 即

$$g(x, y) = T \cdot I(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} T(i, j) I(x+i, y+j)$$
 (5)

这样做只是处理上的方便, 因为式(4)进行计算时, 需要对模板进行反折。

经过卷积运算, 获得了该点对应的卷积输出, 这个输出可以表示以该点为中心的图像区域与卷积模板的相关性。

### 2.3 基于局部边缘检测的编码

基于局部边缘检测用来提取的纹理特征, 由于存在灰度差异, 不同纹理的这些卷积无法用来实现期望的比较结果。为了能够精确比较特征点, 采用符号编码对卷积结果进行二值编码, 形成最终的特征模板。因此通过边缘检测模板, 对整个图像中存在的纹理信息灰度边缘检测出来, 并经过符号编码, 产生纹理的特征模板, 是本文特征提取和编码算法的基本思想。

采用式(6)进行符号编码:

$$h(x, y) = \text{sign}(g(x, y))$$
 (6)

其中,  $\begin{cases} \text{sign}(a) = 1, & \text{if } a \geq 0 \\ \text{sign}(a) = 0, & \text{if } a < 0 \end{cases}$ , 这样对于每一点的特征都可以用

它的卷积符号表示, 形成了与原图像对应的位特征图像。当然这样的纹理特征编码不能用来重建原来的纹理, 而且它也不是为了重建原来的纹理图像。

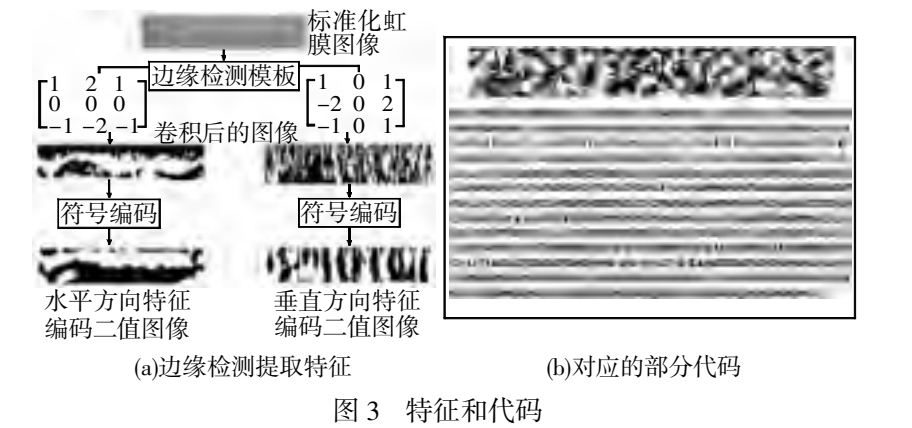
### 2.4 基于局部边缘检测的虹膜编码算法

与通常提到的大纹理(如白云、森林、沙漠、草原等)的识别问题不同, 虹膜的识别不是采用重复性的相似性进行识别, 而是要求基元以及排列顺序都要相同, 是属于细节纹理的识别。基于模板基元排列顺序的识别已经用在了许多方面, 如文字识别等。虹膜区域具有纹理结构, 将虹膜纹理表示成某种模板基元或者多种模板基元的特征组合, 形成空间位置上具有其独特的排列顺序特征模板, 可以根据特征模板匹配的匹配程度识别, 因此在基于局部边缘检测的虹膜编码算法中需要首先确定或者选择基元模板, 然后卷积提取特征, 最后符号编码形成特征模板。基于局部边缘检测的虹膜特征提取算法思想, 具体步骤描述如下: 首先对标准化图像进行预处理; 采用式(5)用局部边缘检测算子分别和标准化的虹膜区域进行卷积运算; 采用式(6)进行编码; 形成特征模板, 将图像上所有点的编码, 按对应的图像位排列。

根据选择模板数的个数  $n$ , 可以得到图像上的一个点对应编码的位数, 最终将得到的编码位数为原图像维数的  $n$  倍。

图 3 是图 2 的标准化虹膜区域经过边缘检测提取的特征和按照位排列的部分代码。从图 3 看出虹膜区域在角度方向具有丰富的纹理, 而在径向方向纹理较少, 因此在角度方向的

模板更有利于模式分类。由于头部倾斜和眼球转动带来的虹膜区域旋转表现在虹膜特征模板的移位变化上,这个影响可以在匹配比较时通过模板左右移位取最好的匹配来避免,实现同一虹膜特征的旋转不变性。



### 3 汉明距离

虹膜识别的性能最后体现在其分类效果上,二值编码的模板匹配和分类算法通常都是采用汉明距离。汉明距离是通过统计两个模板上对应位编码不同的个数占总模板位数的比例作为这两个模板之间的距离,距离越小表明两模板越匹配。汉明距离是解决模板匹配问题最好的分类方法。汉明距离定义<sup>[1,6]</sup>为

$$HD = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A_{i,j} \oplus B_{i,j}) \quad (7)$$

其中,  $M, N$  为特征模板的大小,  $A, B$  为两个模板。

由于存在眼皮、睫毛等的干扰,要考虑到噪声的影响,将噪声图像区域进行代码比较是无意义的,必须把噪声区域点排除,所以还要统计噪声点的个数,这时的汉明距离应该是有效的虹膜代码不匹配位数占整个有效代码位数的比例,定义为

$$HD = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A_{i,j} \text{ xor } B_{i,j}) \text{ and } (\text{Noise}(A_{i,j})) \text{ and } (\text{Noise}(B_{i,j}))}{M \cdot N - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\text{Noise}(A_{i,j}) \text{ or } \text{Noise}(B_{i,j}))} \quad (8)$$

其中,  $\text{Noise}$  为标准化虹膜区域对应的噪声图像。

在识别时,需要确定一个分类标准,以此为分界点,小于分界点可认为两模板匹配,大于分界点认为两模板不同。分类标准的确定可以根据统计后验概率密度分布得到。

### 4 性能评价

虹膜识别的性能好坏可以用分类决策能力和不同模式之间的独立自由度来评价。因为相同虹膜之间以及不同虹膜之间的汉明距离概率分布近似于高斯正态分布,所以分类决策能力<sup>[7]</sup>采用类内间距均值、方差,类间间距均值、方差根据以下公式计算:

$$D = \left| \mu_{same} - \mu_{diff} \right| / \sqrt{\frac{\sigma_{same}^2 + \sigma_{diff}^2}{2}} \quad (9)$$

其中,  $\mu_{same}, \mu_{diff}, \sigma_{same}, \sigma_{diff}$  分别表示类内间距均值、方差,类间间距均值、方差。分类决策能力越大,分类算法越好。

独立自由度<sup>[7]</sup>为不同模式之间存在的独立特征个数,通过统计分布的均值和方差根据以下公式计算:

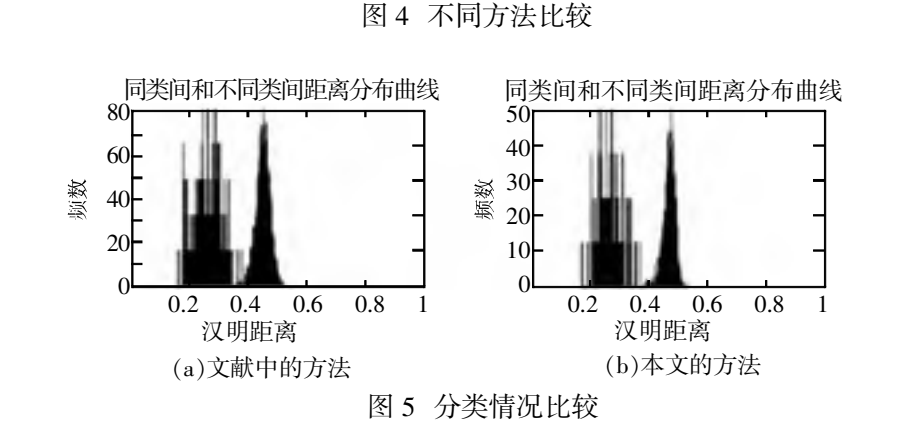
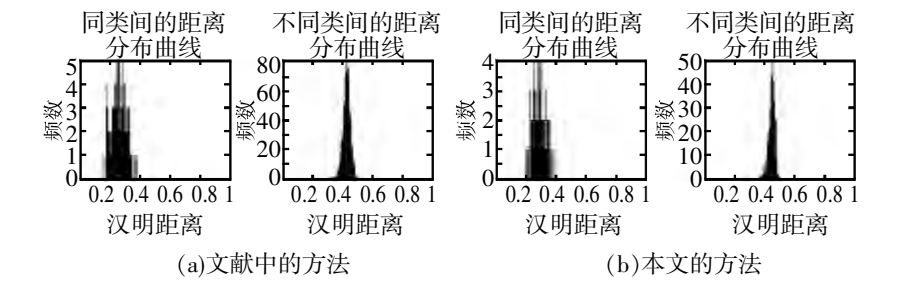
$$DOF = \mu_{diff} \cdot (1 - \mu_{diff}) / \sigma_{diff}^2 \quad (10)$$

一般情况独立自由度要小于模板的位数,如本文模板为  $18 \times 240$  位,而得到的独立自由度为 760,这样对于任意两个不同虹膜的代码完全相似的几率为  $2^{-760}$ ,是一个很小的数,可见

出现分错的概率是很小的,独立自由度是描述分类性能的一个重要参数,  $DOF$  越大,可分性越好。

### 5 实验研究

为了进一步验证本算法,采用中国科学院的虹膜数据库<sup>[8]</sup>进行了仿真研究。采用一个边缘检测模板提取虹膜特征,虹膜代码特征模板大小为  $18 \times 240$ ,对 108 个不同的人眼图像进行编码和汉明距离计算,并与文献的方法进行了比较,获得的分布距离如图 4 所示,为了直观地观察两种方法的分类好坏,将类内、类间分布放在一个图中显示如图 5 所示。



算法的分类性能的一些统计参数如表 1 所示。

| 算法   | $\mu_{same}$ | $\sigma_{same}$ | $\mu_{diff}$ | $\sigma_{diff}$ | $D$    | 自由度 |
|------|--------------|-----------------|--------------|-----------------|--------|-----|
| 文献方法 | 0.24716      | 0.042653        | 0.43194      | 0.022751        | 5.4057 | 474 |
| 本文方法 | 0.24886      | 0.036979        | 0.44857      | 0.018042        | 6.8642 | 760 |

采用本文方法,在零错误接收率时,对应的最大识别率为 99%,采用文献方法对应的最大识别率为 96.4%,本文方法比文献提供的方法分类效果明显要好。在统计上得到的独立自由度也有差别,本文方法在  $240 \times 18$  位代码中,独立特征数约 760 个,而文献方法  $190 \times 30 \times 2$  位代码中,独立特征数为 474 个。参数分类能力的比较也可以看出本文方法的优越。

### 6 结论

本文提出的基于局部边缘检测的虹膜编码算法,能有效提取虹膜特征信息,而且该方法具有平移、尺度、旋转、缩放不变性,后验概率分布也证明了这一点。该算法直接从局部纹理中检测边缘信息点,独立自由度达到 760,在零识别错误率条件下,正确识别率达到 99% 以上,说明该算法是有效的。

参考文献:

[ 1 ] ohn Dangman. High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence [ J ] . IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15( 11 ) : 1148-1161.

[ 2 ] John Daugman. High Confidence Personal Identification by Rapid Video Analysis of Iris Texture[ C ] . Proc. of IEEE. International Carnahan conf. On Security Technology, 1992. 50-60.

[ 3 ] R P Wildes. Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology [ J ] . Proceeding of IEEE, 1997, 85( 9 ) : 1348-1363.

Yale 人脸库进行实验。

第一个实验采用 ORL 标准人脸库进行测试, 该库由 40 人, 每人 10 幅图像组成。其中有些图像是拍摄于不同时期的; 人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化, 如笑或不笑, 眼睛或睁或闭, 戴或不戴眼镜; 人脸姿态也有相当程度的变化, 深度旋转和平面旋转可达 20%; 人脸的尺度也有多达 10% 的变化。每人选择五个模式为训练集, 另五个模式作为测试集, 训练集和测试集分别包含 200 张人脸图像。如图 1 第一行所示。

第二个实验采用 SKKU 标准人脸库, 该库由 10 人, 每人 10 幅图像组成。所有的图像都是正面人脸, 图像之间光照、面部表情、面部细节和发型不同。每人选择五个模式作为训练集, 另外五个模式作为测试集, 训练集和测试集分别包含 50 张人脸图像。如图 1 第二行所示。

第三个实验采用 Yale 标准人脸库进行测试, 该库由 15 人, 每人 11 幅图像组成。其中三幅图像光照情况不同, 七幅图像面部表情不同, 另外一幅是戴了眼镜的图像。每人选择六个模式作为训练集, 另外五个模式作为测试集, 训练集和测试集分别包含 90 张和 75 张人脸图像。如图 1 第三行所示。



图 1 人脸库示例

根据不同的特征数, 分别利用传统 PCA 方法、FLD 方法、ICA 方法和本文方法(ICA + FLD) 进行人脸识别结果如图 2 所示。对于 ORL 人脸库, 从图 2( a) 可以看出, 传统 PCA 方法在取 108 个主分量时, 识别率达到 90%; ICA 方法在取 102 个主分量时识别率达到 90%; FLD 方法取 85 个主分量时识别率达到 90%; 而本文方法在取 55 个主分量时能达到 93%, 最高识别率可达到 96. 5%。对于 SKKU 人脸库, 从图 2( b) 可以看出, 传统 PCA 方法在取 120 个主分量时, 识别率达到 83%; ICA 方法在取 120 个主分量时识别率达到 88%; FLD 方法取 110 个主分量时识别率达到 90%; 而本文方法在取 78 个主分量时能达到 93%, 最高识别率可达到 94%。对于 Yale 人脸库, 从图 2 ( c) 可以看出, 传统 PCA 方法在取 110 个主分量时, 识别率达到 81%; ICA 方法在取 90 个主分量时识别率达到 82%; FLD 方

法取 85 个主分量时识别率达到 90%; 而本文方法在取 68 个主分量时能达到 90%, 在取 85 个主分量时能达到 93%, 最高识别率可达到 99%。由此可以看出, 无论使用哪个人脸图像库, 利用本文方法进行的人脸识别, 其识别率均高于传统方法。

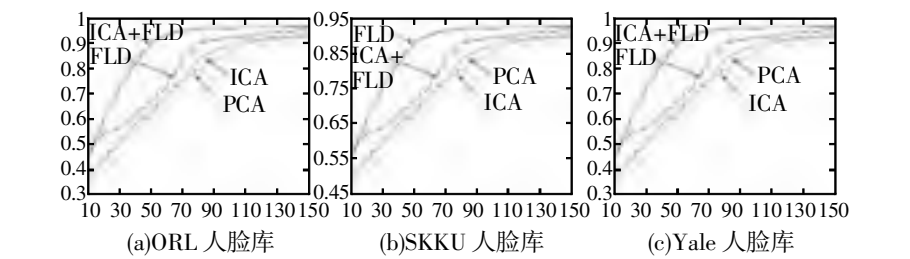


图 2 四种方法识别率的比较

4 结论

本文利用 ICA 与 FLD 相结合的方法进行人脸识别。该方法既充分利用了 ICA 方法能够很好表现数据分布多样性的优势, 又使 FLD 方法考虑类别信息的特点得以体现, 从而使其不仅适合于数据表示, 也适合于数据分类。分别使用 ORL 人脸库、SKKU 人脸库和 Yale 人脸库对该方法进行实验分析。结果表明, 其人脸识别效果优于 PCA 方法、FLD 方法和 ICA 方法。

参考文献:

[ 1] Bruneui, T Poggio. Face Recognition: Feature Versus Templates [ J] . IEEE Trans. on PAMI, 1993, 15( 10) : 1042-1052.

[ 2] M Turk, A Pentland. Face Recognition Using Eigenfaces[ C] . Proc. of IEEE Conf. on CUPR, 1991. 586-591.

[ 3] 章毓晋. 中国图像工程及当前的几个研究热点[ J] . 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14( 6) : 489-500.

[ 4] W Zhao. Face Recognition: A Literature Survey[ EB/OL] . <http://citeseer.nj.nec.com/cs>, 2000.

[ 5] 边肇祺, 张学工. 模式识别[ M] . 北京: 清华大学出版社, 2000. 212-227.

[ 6] Richard O Duda, Peter E Hart, et al. 模式分类[ M] . 李宏东, 姚天翔. 北京: 机械工业出版社, 中信出版社, 2003. 456-460.

作者简介:

赵明华( 1979-), 女, 河南沈丘人, 博士研究生, 从事数字图像处理、模式识别研究; 游志胜( 1945-), 男, 四川成都人, 教授, 博士生导师, 从事数字图像处理、计算机视觉与模式识别等研究; 吕学斌( 1976-), 男, 湖北武汉人, 博士研究生, 从事数字图像处理、信息融合等研究; 穆万军( 1968-), 男, 四川雅安人, 博士研究生, 从事数字图像处理、自动控制等研究。

( 上接第 232 页)

[ 4] W Boles, B. Boashash. A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform [ J] . IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46( 4) : 1185-1188.

[ 5] 王蕴红, 朱勇, 谭铁牛. 基于虹膜识别的身份鉴别[ J] . 自动化学报, 2002, 28( 1) : 1-10.

[ 6] Libor Masek, Peter Kovesi. MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns[ D] . The University of Western Australia, 2003.

[ 7] John Dangman. The Importance of Being Random: Statistical Principles of Iris Recognition [ J] . Pattern Recognition. 2002: 1-13.

[ 8] CASIA 虹膜图像数据库( v1. 0) . 中国科学院自动化研究所[ EB/OL] . <http://www.sinobiometrics.com>.

作者简介:

田启川( 1971-), 男, 山西孝义人, 讲师, 博士, 主要研究方向为图像处理、虹膜识别、智能控制、模糊神经网络等; 潘泉( 1961-), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为随机最优估计与控制、数据融合、多目标跟踪、智能信息处理、智能控制等; 张洪才( 1938-), 男, 江苏徐州人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为估计理论、系统辨识、随机控制; 程咏梅( 1960-), 女, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为主/被动式多目标跟踪、数据融合、图像处理。