

基于稳定特征的虹膜分类算法

田启川^{1,2}, 刘正光¹, 潘 泉³, 李临生²

(1. 天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072; 2. 太原科技大学电子信息工程学院, 山西太原 030024;
3. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 虹膜分类中, 由于虹膜的相似度计算会受到特征模板中不可靠和不固定特征的影响, 使得虹膜分类的错误率(错误识别率+ 错误拒绝率)增加. 为了解决这个问题, 本文提出了一种稳定特征提取的方法, 从同一虹膜的多个图像中提取虹膜的稳定特征, 并利用这些稳定特征建立该虹膜的特征模板, 然后用于虹膜的分类. 采用 CASIA 虹膜数据库进行测试, 仿真结果表明, 基于稳定特征的虹膜分类算法能提高虹膜分类精度和改善虹膜识别系统性能.

关键词: 虹膜分类; 稳定特征; 特征模板

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 04-0760-07

Iris Classification Algorithm Based on Stable Features

TIAN Qizhuan^{1,2}, LIU Zhengguang¹, PAN Quan³, LI Linsheng²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. College of Electronic and Information Engineering, Tai Yuan University of Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;
3. School of Automatic Control, Northwestern Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: Iris matching similarity will be affected by some fluky and unfixed features among iris feature templates, that make iris classification false rate(include false accept rate and false reject rate) increase. In order to resolve this problem, a stable feature extraction algorithm is proposed in this paper, the stable features of an iris can be extracted from its several images, then iris feature template can be built based on these stable features, thus, iris feature template can be used for iris classification. Simulation results show that the selected stable features achieve quite high classification accuracy and the proposed algorithm is effective for improving iris recognition performance on the CASIA Iris database.

Key words: iris classification; stable feature; feature template

1 引言

虹膜识别是一种重要的生物识别, 它具有许多作为身份特征的优点: 具有唯一性、长期稳定性、高防伪性、随身携带、不会遗忘和丢失^[1]. 随着信息技术和生物技术的发展, 虹膜识别在近 20 多年有了大的发展, 取得了突破性进展, 国内外都已经有了此类的演示和应用系统. 由于虹膜识别安全性高、很难让冒充者成功通过^[2], 受到身份安全领域的普遍认可, 但是, 由于虹膜图像受对比度、光照、干扰等的影响, 导致提取的虹膜特征模板中存在一些不稳定的特征, 增加了虹膜识别的难度, 如何改善这种情况下的虹膜识别问题仍然值得研究.

虹膜识别主要包括虹膜图像采集、虹膜图像预处理、特征提取和模式比对几个部分. 虹膜特征的提取一直是虹膜识别中研究的热点, Daugman 提出的 2D Gabor

滤波方法^[2,17], 提取纹理相位信息作为虹膜特征代码, 并通过 Hamming Distance 计算比对虹膜的差别. Bole 和 Boashash 提出用变分辨的小波过零表示虹膜纹理, 虹膜的比对通过两个不相似度函数实现^[5]. Wildes 等提出用拉普拉斯金字塔获得四个不同分辨率的虹膜纹理图像, 然后根据标准化相关性判断注册图像和输入图像是否相关^[3,4]. Seung-In Noh 等提出了 ICA(Independent Component Analysis) 方法, 通过提取几个尺度上的系数建立二值虹膜特征模板, 用 Hamming Distance 计算比对虹膜的差别^[9,10]. Ma Li 等提出的基于感兴趣区域的多通道空域滤波方法, 取滤波均值和方差作为特征, 然后根据距离分类器比对模式匹配度^[7]. 文献[13]提出了二进小波方法提取二值特征, 然后采用异或进行相似度计算. 文献[8,15]提出了过零检测提取局部特征的方法, 然后采用相似度计算公式比较虹膜的相似性. 经过实验测试,

这些算法对虹膜的分类正确率都很高, 文献表明, 基于二值相位编码的方式是虹膜识别的一个通用框架^[14], 只要采用某种数学变换, 将虹膜的纹理特征转化为相位特征序列, 识别的正确率差别是不大的^[16]. 但是这些算法普遍存在一个问题, 那就是分类阈值选择范围小、阈值选择不好容易导致分错率和拒分率剧增的问题, 特别是图像存在干扰时对分类的影响更大. 近年来, 分类器算法在模式识别领域掀起了一个研究高潮, 分类效果的好坏与特征的选择有关, 通过特征的有效选择能够改进分类效果^[6]. 在虹膜识别中, 对每一类虹膜构造一个特征模板, 要想提高分类效果, 必须采用有效特征进行表示, 其实质就是要对特征模板进行特征选择. 虽然虹膜的纹理不变, 但是图像采集设备获取的虹膜图像却会受到光照、对比度等的影响, 使得采集的图像中虹膜的纹理清晰程度发生变化, 而特征提取算法无法测量光照、对比度这些变化对纹理的影响, 因此, 往往只能直接在图像上进行特征提取, 再加上特征提取算法本身的带通特性, 免不了得到的特征模板中包括许多不可靠的、重复性差的特征点. 如果能确定特征模板中重复性差的特征点, 就可以消除这些点对虹膜的错误表示, 只用那些重复性好、稳定的特征来表示虹膜, 必然会提高虹膜的表示精度. 对于模式识别来说, / 特征的错误表示 0 要比 / 特征没有表示 0 带来的后果严重得多.

虹膜的特征中, 明显的干扰(眼皮、睫毛等)可以通过有效定位这些干扰将其去掉^[15], 但是有些特征是无法直接定位找到的, 这就需要我们借鉴学习分类的算法, 通过多个图像进行比较, 寻找它们的不变特征.

基于上述思想, 本文提出了基于稳定特征的虹膜分类算法, 通过对同类图像的特征比较, 找到稳定特征, 使得注册的虹膜仅仅通过稳定特征点来表示, 这样该类虹膜在稳定特征表示的低维投影空间具有很好的聚类性能. 在分类时, 只要用待分类模式和注册模式的稳定特征点进行相似度计算, 就可根据设定阈值对其归类. 最后的结果表明基于稳定特征的虹膜分类结果要明显好于未进行稳定特征选择的虹膜分类结果, 说明本文提出的算法对于提高虹膜的分类性能是有效的.

2 虹膜边界定位、干扰检测和规范化

虹膜边界定位、干扰检测、规范化属于虹膜识别中的预处理阶段, 常采用的边界定位方法有 Hough 变换和微积分方法等^[2, 4, 12, 17]. 虹膜区域通常都会受到眼皮、睫毛、光斑等的遮挡, 使得这部分虹膜信息难以获得, 在特征提取时显然这一部分区域特征信息是不真实的, 因此在虹膜边界定位之后, 采用圆弧、直线的 Hough 变换方法以及阈值的方法进行这部分干扰的检测有利于

提高虹膜区域的分割精度^[4, 11].

对于不同分辨的图像, 分别在角度方向和径向方向采用相同的采样率进行规范化处理, 将虹膜区域转换为相同大小的矩形区域^[2].

设 $I(x, y)$ 为虹膜图像的直角坐标表示, $I(r, \theta)$ 为极坐标表示, (x_p, y_p) 和 (x_1, y_1) 分别为内外边界直角坐标向量, 那么坐标变换公式为:

$$\begin{cases} I(x(r, \theta), y(r, \theta)) = I(r, \theta) \\ x(r, \theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_1(\theta) \\ y(r, \theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_1(\theta) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $r = \frac{i}{m+1}$, $i = 1, 2, \dots, m$, $\theta = \frac{j}{n} \cdot 2\pi$, $j = 1, 2, \dots, n$, m 为径向采样数, n 为角度方向采样数.

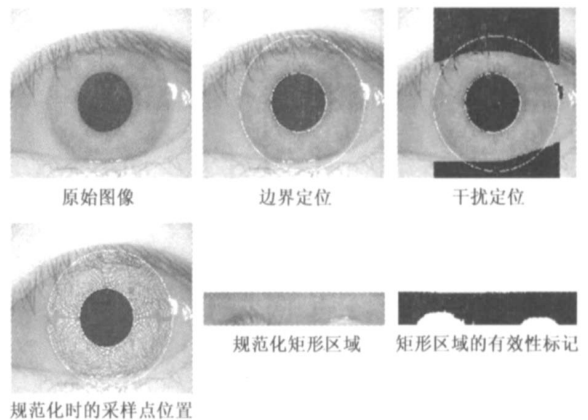


图 1 虹膜图像的预处理

下面是 050. 1. 3. bmp 的图像预处理结果, 描述了预处理的一般过程: 首先进行边界定位, 然后进行干扰检测, 最后通过分辨率要求确定规范化采样点, 将虹膜区域转化为矩形区域, 同时建立一个反映虹膜区域信息有效性的矩阵, 与规范化区域对应, 用来表示对应点信息的有效性. 如果虹膜区域中某些点属于干扰, 那么有效性矩阵中的对应位置用 / 0 表示, 相反, 用 / 00 表示信号有效, 该图中白色表示其所对应的虹膜区域信息为干扰部分(如眼皮、睫毛等), 黑色表示其所对应的区域为虹膜有效信息.

3 虹膜区域稳定特征点的选择

3.1 虹膜特征提取算法

由于二值特征比幅度特征对光照等变化具有更强的鲁棒性, 相似度的计算也简单, 所以本文在过零检测二值编码的框架下, 研究虹膜稳定特征的提取.

如果 I 表示图像, $D_{z\text{er}\text{c}\text{ross}\text{ing}}$ 为过零检测算子^[8], F 表示特征矩阵, 如取 $[-1 - 1 2 2 - 1 - 1]$, 那么基于过零检测算子的虹膜特征提取公式为:

$$F = \text{sign}(I * D_{z\text{er}\text{c}\text{ross}\text{ing}}) \quad (3)$$

F 中元素的取值为 1 或者 -1, * 为卷积运算, $\text{sign}(\#)$ 为

符号函数.

若 A 和 B 为两幅虹膜图像对应的标准化矩形区域, 采用公式(3)提取的特征分别为 F_A 和 F_B , N_A 和 N_B 分别为 A 和 B 的有效性矩阵, 元素的取值为 / 10 或者

$$\text{SIM} \left(\begin{bmatrix} F_A \\ N_A \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} F_B \\ N_B \end{bmatrix} \right) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \max_{\text{shift}} G \frac{\sum_{i,j} \left(F_A(i,j) \# \overline{N_A(i,j)} \# F_B^{\text{shift}}(i,j) \# \overline{N_B^{\text{shift}}(i,j)} \right)}{\left| F_A(i,j) \# \left(\overline{N_A(i,j)} \dot{\vee} \overline{N_B^{\text{shift}}(i,j)} \right) \right|_2 \# \left| F_B^{\text{shift}}(i,j) \# \left(\overline{N_A(i,j)} \dot{\vee} \overline{N_B^{\text{shift}}(i,j)} \right) \right|_2} \quad (4)$$

取比对的最大相似度作为特征点配准后的真正匹配相似度, 这时的移位数 shift 对应于图像相对旋转变化造成的特征模板的相对错位, 通过移位比较就是要实现旋转虹膜的特征对齐.

/ 00, / 10 表示虹膜信息不可靠, / 00 表示信息有效. shift 为移位数, 取值为整数, 值的正负分别用来表示矩阵的左右循环移位位数. 二值模板的归一化相似度可以根据式(4)计算, 相似度取值范围为 [0.0, 1.0].

匹配的不稳定特征.

3.1.2 稳定特征点的选择算法

虹膜的特征信息蕴含在虹膜图像中, 由于光照、对比度等的影响, 图像中的某些细节变得可能模糊、不再清晰, 甚至消失, 使得提取的图像特征发生这样或者那样的变化, 那些容易变化的特征称为不稳定特征, 稳定不变的特征称为稳定特征. 既然同一个虹膜的不同图像上能够反映出特征的变化情况, 我们何不从同一虹膜的多个图像来定位这类虹膜的稳定特征点呢? 在特征提取算法确定的情况下, 采用一些学习的方法, 是可以进一步改善模式的表示精度的. 一个好的识别算法就是因为它能找到每个模式的稳定特征点.

稳定特征需要从有变化的图像中选择, 只有在变化的图像中才能更好地找到稳定不变的特征, 因此稳定特征提取时应该从差别大的图像中寻找. 稳定特征点是模式中的本质特征, 只有用这样的特征描述模式才是可靠的, 不稳定的特征不但起不到好的作用反而会导致模式的错误表示, 因此不稳定特征不可用来作为模式特征, 应该尽量去掉模式表示中的不稳定特征. 如果能够去掉不稳定特征, 只考虑稳定特征点的作用, 将有助于提高同类虹膜图像之间的相似度, 减小类内样本分布的离散度, 更容易形成聚类效果. 但是稳定特征的数量能否充分描述一类模式, 以区别于其他模式, 这需要通过实验来验证.

在同一模式的多个特征图像中, 那些特征相同的点正是我们需要找的稳定特征点, 那些特征不同的点就是模式上不稳定的特征点. 稳定特征点的寻找只能从多幅图像的对比中寻找, 假设根据公式(4)配准的两个特征模板为 F_A 和 F_B , 在 N_A 、 N_B 中分别用 / 00 和 / 10 表示虹膜特征的有效性, N_A 、 N_B 的初始取值是将那些噪声对应的位置标记为不稳定特征部分, 然后在根据下面法则来进一步确定稳定特征和不稳定特征.

法则 1 如果 F_A 和 F_B 对应点的特征相同, 且 N_A 和 N_B 的对应点为 / 00, 那么可以认为该点没有被干扰影响, 这些特征点为重复性好的稳定特征点.

法则 2 如果 F_A 和 F_B 对应点的特征不同, 或者被干扰影响 (N_A 和 N_B 中取值为 1), 那么对应的特征是不可靠的, 这些点的特征重复性差, 称这些重复性差的不可靠.

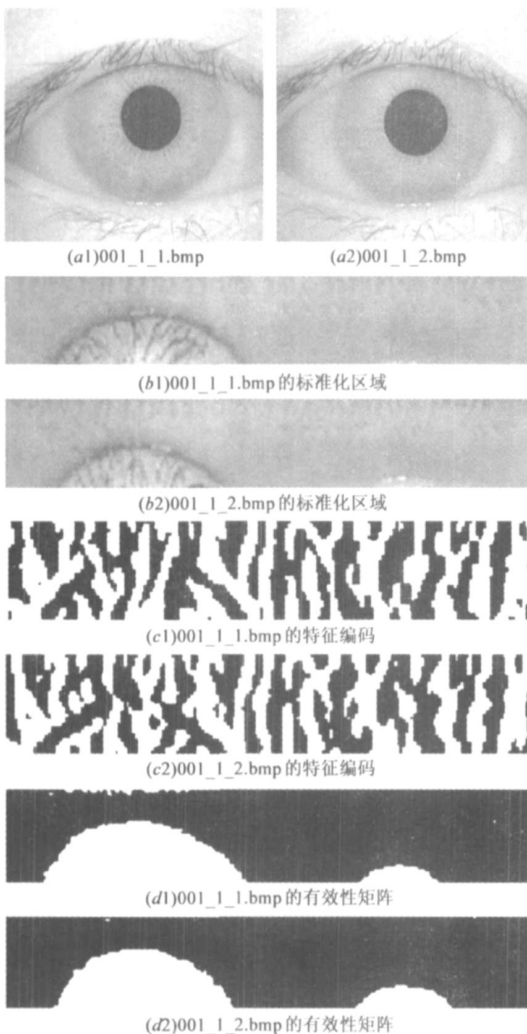


图 2 同一虹膜的两幅图像的特征提取结果

图 2 给出了同一虹膜在相同光照条件下得到的两幅图像, 规范化处理后进行特征提取, 如图 2(c1) 和 (c2), 利用相似度公式, 得到两个模板之间的相似度为: 01 83 1705, 说明它们之间即使在同样光照下仍有一些特征是不同的, 这部分特征就是影响这两个虹膜图像完全

可靠点为不稳定特征点。

根据这两条法则,对于同一虹膜的两幅图像得到的特征模板 F_A 和 F_B , 重复性好的稳定特征点的坐标就可用下面公式(5)求得。

$$(x, y) \in \left\{ (i, j) \left\{ \begin{array}{l} F_A(i, j) = F_B(i, j) \\ N_A(i, j) = 0 \\ N_B(i, j) = 0 \end{array} \right. \right\} \mid \begin{array}{l} 1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n \end{array} \right\} \quad (5)$$

在上述集合中,稳定特征由公式(6)计算,取 F_A 和 F_B 的交集,但这个交集中并非全部都是稳定特征,至于 / 哪些点是重复性好的、哪些点是重复性差的,稳定特征怎样确定0这些问题,我们可以通过修改有效性矩阵 N 来实现,通过公式(7)修改有效性矩阵可确定出除干扰以外的其它不稳定特征点,这样, $N(x, y) = 0$ 对应的 $F(x, y) = 0$ 就可以认为是稳定特征。虹膜特征可以用数据对 $\text{Template}(x, y) = (F(x, y), N(x, y))$ 来表示。

$$F(x, y) = F_A(x, y) \cap F_B(x, y) \quad (6)$$

$$N(x, y) = (A(x, y) \times B(x, y)) \cup N_A(x, y) \cup N_B(x, y) \quad (7)$$

例如,对于图 2 中的虹膜图像进行稳定特征点定位,得到的结果如图 3 所示, (a) 表示提取的特征(用灰色和白色表示,黑色代表不稳定特征及干扰), (b) 表示有效性矩阵,白色部分对应的正是稳定特征的位置。

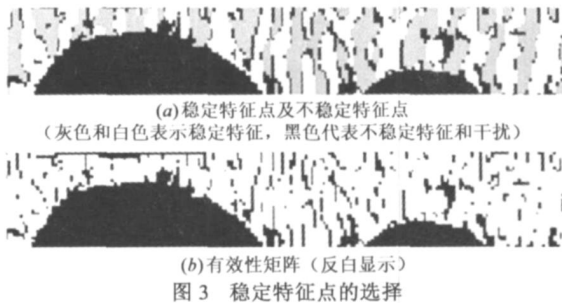


图 3 稳定特征点的选择

可以看出,有效性矩阵中重新标记出了一些不稳定点,同时还会发现这些不稳定的特征点多数出现在纹理变化的边缘,正对应于易受光照影响的高频不稳定特征,而那些灰度变化平缓的区域对光照不敏感,因此稳定的特征点实际上是低频特征。边缘附近属于高频部分,最容易受干扰影响而导致特征提取结果的改变,形成不稳定特征,因此稳定特征选择就是要从多个图像的比中选择那些稳定可靠的低频特征、同时标记不稳定特征的过程。

4 基于稳定特征的虹膜分类算法

特征提取后得到的虹膜特征包括稳定特征和不稳定特征,为了有效表示模式,虹膜的特征应该通过虹膜的稳定特征来表示,因此基于稳定特征的虹膜特征身份注册算法思想为:(1)首先采集同一虹膜的多幅图像;

(2)对每幅图像进行虹膜边界定位、干扰检测、规范化处理;(3)进行特征提取;(4)通过本文算法从多幅图像特征比中进行稳定特征的选择,建立该虹膜的特征模板。经过这四个步骤,完成了从同一虹膜的多幅图像中提取稳定特征注册虹膜身份的工作。由于算法将多幅图像特征的交集作为稳定特征,所以对于训练数据来说,注册的虹膜模板与每个图像的相似度都是 1.0,见图 4 (b),提高了类内图像之间的相似度和减小了类内图像的离散度。

在模式分类和识别时,算法步骤为:(1)首先采集待识别的虹膜图像;(2)进行虹膜边界定位、干扰检测、规范化处理;(3)提取待识别虹膜图像的特征;(4)与注册的虹膜模板进行相似度计算,并与设定阈值比较进行模式分类和识别。

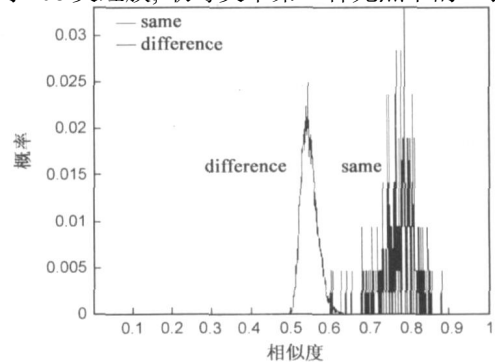
识别时也可以采集待识别虹膜的序列图像,从序列虹膜图像中提取稳定特征后再与注册的特征模板进行相似度比对,再根据设定阈值进行分类和识别。

5 仿真研究

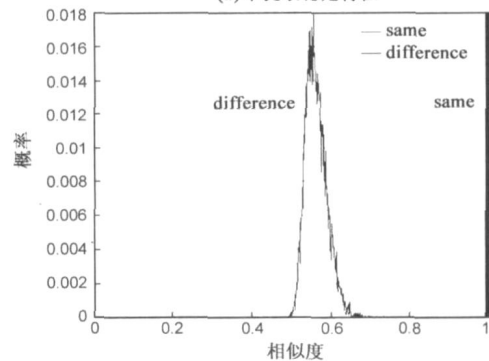
本文利用虹膜图像数据库进行仿真实验,这些图像存在光照、对比度、以及各种干扰,采集时间相差一个月,共有 108 类虹膜的 756 幅图像。

5.1 对训练集虹膜的分类

对 108 类虹膜,取每类中第一种光照下的一张图像



(a) 未提取稳定特征



(b) 采用稳定特征

图 4 训练集数据分类结果

和第二种光照下的两张图像, 构成训练集, 其余构成测试集. 实验分为未提取稳定特征的分类实验和采用稳定特征的分类实验. 由于多类虹膜的分类问题可以看作是两类问题的分类, 一类来自同类虹膜的比较(称为 same 类), 一类来自不同虹膜的比较(称为 difference 类), 这样多类问题分类变为 same 类和 difference 类样本的分类. 实验结果如图 4 所示.

从图 4 可以看出, 虽然经过特征提取, 但是 same 类和 difference 类样本存在大的交叉区域, 无论选择多大的分类阈值都难以实现数据的正确分类见图 4(a), 而提取稳定特征作为特征模板, 然后对训练数据进行分类, 将会非常容易, 达到 100% 的分类正确率, 如图 4(b), 同类间的相似度都为 1.0, same 类和 difference 类的分布完全没有交叉, 这说明特征的选择是有效的.

5.1.2 对测试集虹膜的分类

该实验分为三种情况, 分别对应于特征模板不同的注册方法: 1 每类用一幅图像的特征模板注册; ° 每类用两幅图像训练的的稳定特征注册; » 每类用三幅图像训练的的稳定特征注册. 实验中, 为了进行有效比较, 采用同样的测试数据进行虹膜分类测试, 测试集图像共有 108 类 @4 幅图像= 432 幅图像, same 类样本数为 108 @4= 432, difference 类的样本数为 108 @107/2 @4= 23112.

采用三种不同方法, 分别对测试集的虹膜进行了分

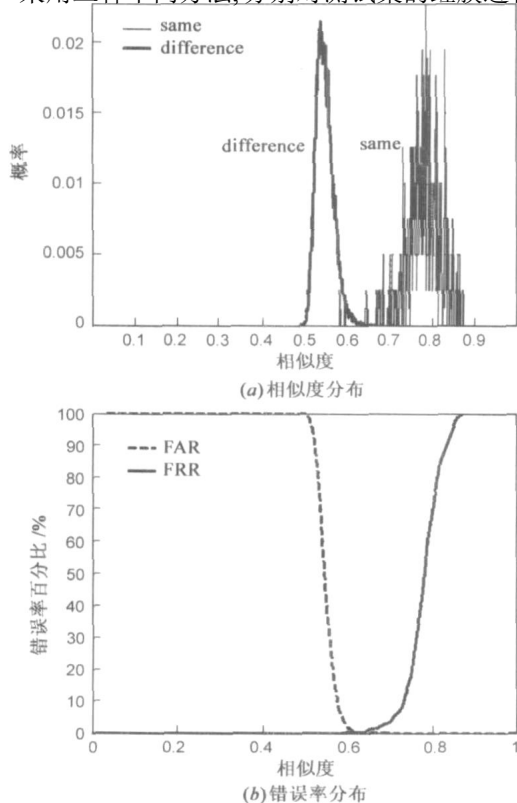


图 5 每类用一幅图像注册的实验结果

类, 实验结果如图 5~ 图 8 的样本分布、ROC(Receiver Operating Characteristic) 曲线和错误率分布, 表 1 为性能评价的结果, 包括错误率评价指标 EER(Equal Error Rate)、FAR(Fault Accept Rate)和 FRR(Fault Reject Rate), FAR1000 表示 FAR= 0.1% 时对应的 FRR, FAR100000 表示 FAR= 0.001% 时对应的 FRR, 另一个为由样本总体分布的均值和方差构造的函数:

$$D = \frac{|L_{\text{same}} - L_{\text{difference}}|}{\sqrt{(R_{\text{same}}^2 + R_{\text{difference}}^2) / 2}}$$

其中 L_{same} , $L_{\text{difference}}$, R_{same} , $R_{\text{difference}}$ 分别为 same 类样本分布均值、方差、difference 类样本分布均值、方差^[2], D 的大小反映 same 类和 difference 类样本在统计意义上的可分性, 与样本的均值差成正比, 与样本的分布方差成反比, D 越大表示样本越容易分开.

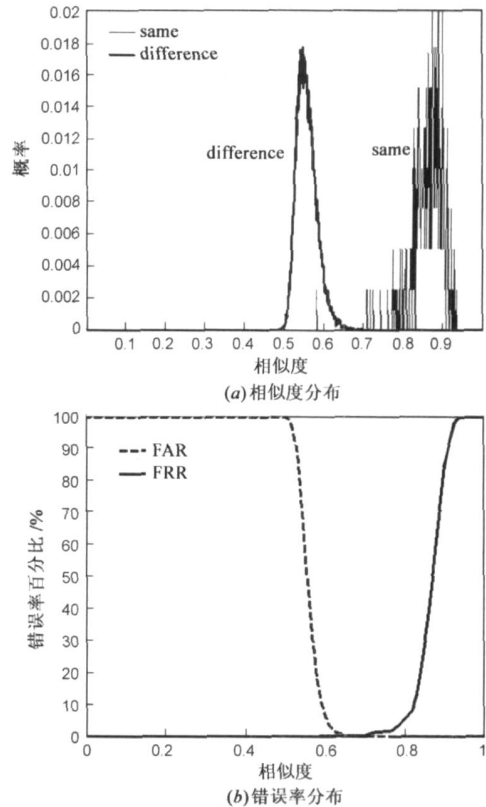


图 6 每类用两幅图像训练后的实验结果

从图 5~ 图 8 和表 1 可以看出, 基于稳定特征的分类算法具有以下优点:

1 same 类内样本的均值增大, 增大了同类虹膜图像之间的相似性, 同时样本分布方差减小, 聚类能力增加, 这是采用稳定特征精确表示模式的结果;

° same 类的分布和 difference 类的分布均值之间的差值增加, 主要是提高了 same 类内样本的相似度, difference 类分布均值变化不大, 这样加大了两个样本总体之间的距离;

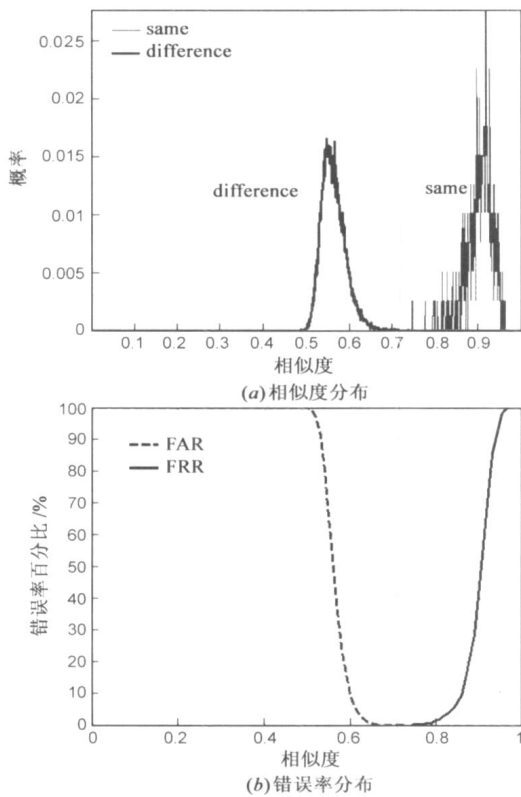


图 7 每类用三幅图像训练后的实验结果

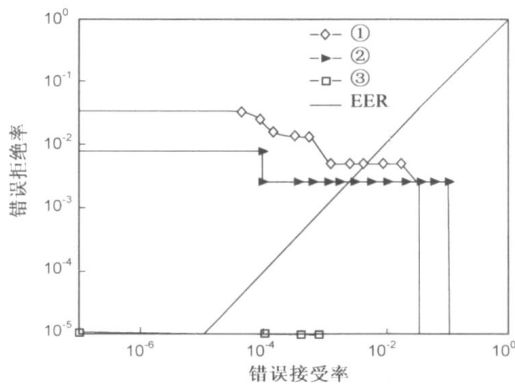


图 8 三种情况下的 ROC 曲线

表 1 性能测试结果

评价指标	采用一幅图像训练	采用两幅图像训练	采用三幅图像训练
EER	0.5063%	0.2532%	0.0000%
FAR1000	0.8052%	0.2532%	0.0000%
FAR100000	5.0848%	0.9857%	0.0000%
D	7.0432	9.3554	10.9420

» 基于稳定特征点的方法, 错误率曲线随训练图像增加, 等错率减小, 甚至达到零, 分类阈值的选择范围增大;

¼ 采用多幅图像训练得到的稳定特征对虹膜分类的性能指标全部优于单图像分类的性能指标, 证明注册

稳定特征点对于提高模式分类的正确率是有效的, 整体错误率低, 说明稳定特征点具有足够的特征反映模式间的差异, 对于虹膜的分类是有效的。

6 结论

针对不稳定特征影响虹膜的正确分类问题, 本文提出了基于多图像进行稳定特征定位的特征注册方法, / 求同弃异0, 从同一虹膜的多幅图像中提取重复性好的稳定特征点来表示该虹膜, 消除了不稳定特征点的影响, 提高了同一模式的各图像间的相似度. 仿真结果表明, 该算法对于提高虹膜识别率是有效的. 本算法与参考文献中的方法相比, 关键在于从提取的特征中又对特征进行了选择, 提高了虹膜的表示精度, 由于识别过程也是提取特征和进行相似度计算, 实际应用时计算量并不会增加. 由于稳定特征点是多幅图像的交集, 所以稳定特征点会随图像数增加有减少的趋势, 因此注册时图像数不易过多, 每类虹膜取 2~ 4 幅不同光照的图像即可. 该方法同样可用于其他模式识别和分类问题.

参考文献:

- [1] Alef Muro, Jaroslav Pospilil. The human iris structure and its usages[J]. Acta University Palacki Olomuc, fac. rer. nat. phys2ca, 2000, 39: 87- 95.
- [2] John Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions, 1993, PAM215(11): 1148- 1161.
- [3] Richard P W, Jane C A, Gilbert L G, et al. A machine2vision system for iris recognition[J]. Machine Vision and Application, 1996, 9(1): 1- 8.
- [4] Richard P W. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. Proceeding of IEEE, 1997, 85(9): 1348- 1363.
- [5] W. W. Boles and B. Boashash. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans2actions, 1998, SP246(4): 1185- 1188.
- [6] Linlin Shen, Li Bai, et al. Gab2r feature selection for face recognition using improved AdaBoost learning[A]. In Proc. of Advances in Biometric Person Authentication [C]. 2005, LNCS3781, 39- 49.
- [7] Li Ma, Tieniu Tan, et al. Personal identification based on iris texture analysis[J]. IEEE Transactions, 2003, PAM225(3): 1519- 1533.
- [8] 田启川. 不完美虹膜的定位分割、特征提取与分类识别 [D]. 西安: 西北工业大学博士学位论文, 2006.
Tian Q2chuan. Localization, Segmentation, Feature Extraction, Classification and Identification of Imperfect Irises [D]. Xi an, Shaanxi: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)
- [9] Seung2In Nch, Kwanghuk Pae, Chulhan Lee, et al. Multiresolu2tion independent component analysis for iris identification[A]. In Proc. of the 2002 International Technical Conference on Cir2

- uits/ Systems, Computers and Communications [C]. Phuket, Thailand, 2002, 1674- 1677.
- [10] Kwanghyuk Bae, Seungin Noh, Jaihie Kim. Iris feature extraction using independent component analysis [A]. In Proc. of Audio and Video Based Biometric Person Authentication [C]. LNCS2688, 2003, 838- 844.
- [11] WaiKin Kong, David Zhang. Detecting eyelash and reflection for accurate iris segmentation [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 17(6): 1025 - 1034.
- [12] 田启川, 潘泉, 梁彦等. 瞳孔中心指导的虹膜边界快速定位算法 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(7): 1777- 1780.
Tian Qichuan, Pan Quan, Liang Yan, et al. Fast iris boundary localization algorithm supervised by pupil center [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(7): 1777- 1780. (in Chinese)
- [13] Li Ma, Tieniu Tan, Yunhong Wang, et al. Efficient iris recognition by characterizing key local variations [J]. IEEE Transactions, 2004, IP213(6): 739- 750.
- [14] Zhenan Sun, Tieniu Tan, Yunhong Wang. Robust encoding of local ordinal measures: A general framework of iris recognition [A]. In Proc. of European Conference on Computer Vision workshop on Biometric Authentication [C]. 2004, 270- 282.
- [15] 田启川, 潘泉等. 基于过零检测的虹膜特征提取算法 [J]. 电子与信息学报, 2006, 28(8): 1452- 1457.
Tian Qichuan, Pan Quan, et al. Iris feature extracting algorithm based on zero crossing detection [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006, 28(8): 1452- 1457. (in Chinese)
- [16] Vatsa M, Singh R, Gupta P. Comparison of iris recognition algorithms [A]. in Proc. IEEE ICISIP. 04 [C]. Chennai, India, 2004. 354- 358
- [17] John Daugman. How iris recognition works [J]. IEEE Transactions, 2004, CSVT214(1): 21- 30.

作者简介:



田启川 男, 1971 年 3 月出生于山西孝义. 2006 年西北工业大学获得博士学位, 现为天津大学博士后、副教授 / 电路与系统 0 首席学科带头人、硕士生导师、中国电子学会高级会员、中国计算机学会会员. 主要从事图像处理、模式识别、智能信息处理等方面的研究工作.

E-mail: tianqichuan@163.com



刘正光 男, 教授, 博士生导师, / 模式识别与智能系统 0 学术带头人, 从事图像处理、智能信息处理、模式识别和智能仪器等方面的研究工作. 有关研究成果获两次国家科技进步奖和三次省部级科技进步奖. 在国内外重要学术刊物上发表学术论文 30 余篇. E-mail: zh.liu@tju.edu.cn

潘泉 男, 1961 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理和智能信息处理等.

李临生 男, 1959 年生, 副教授、硕士生导师, 研究方向为智能信息处理和模式识别等.