

基于多子区域联合的高适应性虹膜识别算法

苑玮琦, 张 雷, 柯 丽

(沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 辽宁沈阳 110178)

摘 要: 由于在采集虹膜图像前, 无法预知眼睑、睫毛等噪声对虹膜纹理的干扰程度和不受干扰的可用虹膜区域的位置和大小, 这可能会使提取到的特征模板中包含了由噪声引起的不可靠和不稳定特征, 使识别的错误率增加。本文提出了多子区域联合的识别方法, 将相对不易受干扰的图像区域划分为 4 个子区域, 分别计算两幅图像对应子区域的相似度, 动态选择最相似的子区域, 将其特征作为判定依据进行分类。克服了之前算法只选择一个固定位置的区域用于特征提取的局限性。采用 CASIA 虹膜图库进行测试, 结果表明: 本方法能提高识别准确率、增强算法对采集图像质量要求的适应性, 改善了虹膜识别系统的性能。

关键词: 生物特征识别; 虹膜识别; 特征提取; 匹配

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 05-0981-06

An Iris Recognition Algorithm of High Adaptability Based on Multiple Region Combination

YUAN Wei qi, ZHANG Lei, KE Li

(Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110178, China)

Abstract: As eyelid and eyelashes are likely to disturb iris texture, the extent cannot be predicted before acquiring iris image. Some fluky and unfixed features are caused by the yawp in feature templates, which make iris classification false rate increase. In order to resolve this problem, a iris recognition algorithm based on multiple region combination is proposed in this paper, iris image that is not liable to be disturbed relatively is separated into four subarea, then the four similarities of corresponding subarea are calculated in two image, features of the closest subarea are considered as the judgment that is used to carry out classification. It overcomes previous limitation brought by selecting only a fixed position to extract features. Results show that proposed means achieves quite high accuracy, it is efficient for boosting up adaptability to image quality and improving iris recognition performance on CASIA iris database.

Key words: biometrics; iris recognition; feature extraction; matching

1 引言

虹膜识别是一种重要的生物识别手段, 虹膜作为一种生物特征, 具有终生不变性和唯一性^[1]。为了更广泛的适应这一领域发展, 如果能在人眼自然张开状态下或不用用户密切配合的情况下更好的完成识别, 将有重要意义。但在这两种状况下, 采集的图像都会受到眼睑、睫毛等噪声干扰, 并且受干扰的程度在采集图像前是无法预知的, 这可能使特征提取得到的模板中包含了由噪声引起的不稳定和不可靠特征, 增加了特征表征的难度。如何改善这种情况下的虹膜识别问题仍然值得研究。

虹膜识别中的特征提取一直是研究的热点, 能否在受不同程度噪声干扰的大样本空间中有效的表征每个

虹膜纹理的特征模板是至关重要的。Daugman 利用 Gabor 复小波滤波方法, 提取虹膜纹理局部的相位特征^[2]; Wildes 等人用拉普拉斯金字塔分解算法对虹膜图像进行 4 级处理来提取特征^[3]; Boles 和 Boashah 等人采用一维三次样条小波提取图像过零点信息作为特征^[4]; Ma 等人采用二进小波方法提取二值特征^[5]; Lim 等人采用二维的 Harr 小波变换来提取虹膜图像的高频信息作为特征^[6]; 田启川等人提出了过零检测提取局部特征的方法^[7]; 姚鹏等人利用二维奇对称 Gabor 滤波器同时提取虹膜纹理的局部频率特征和局部方向特征^[8]。经测试, 这些算法的识别率都很高, 但从这些文献[2~ 8]中表明, 目前的方法大多普遍存在一个问题, 那就是他们都需要在虹膜归一化图像中选取一个固定位置和大小

不受噪声干扰的区域用于特征提取,或者利用固定大小的屏蔽模板将眼睑和睫毛等干扰屏蔽掉再进行特征提取,或者采用虹膜图像质量评价系统将受噪声干扰大的登录图像排除在外.虽然这种方法能在一定程度上取得较好的效果,但仍不能很好的避免噪声干扰给特征提取带来的不稳定因素,如果预先选定的固定大小区域受到采集图像中噪声的干扰,或固定大小的模板不能将登录图像的眼睑和睫毛完全屏蔽掉等都会增加识别的错误率.目前的解决方法主要有两种:(1)自适应的进行眼睑和睫毛的检测,在特征提取前去除噪声的干扰,但这将花费一定的时间效率,并且目前的算法对睫毛的检测准确率并不高,这也是这一领域研究的一个难点;(2)利用虹膜图像质量评价系统将不符合算法要求的图像排除在外,然后尽量睁大眼睛重新采集符合条件的图像,如果噪声干扰非常严重,可以采用此方法,否则如果剩余的可用虹膜区域能完成识别,再使用该方法无疑将会增加整个系统识别的时间.所以在不能预知登录图像所受的干扰程度和干扰位置时,为增强提取特征的稳定性,并使算法更广泛、更大程度的适应登录图像的质量要求,这样就需要对相对不易受噪声干扰的虹膜子区域进行合理的划分,以便动态的选取不受干扰或受干扰最小的子区域用于识别.

基于以上思想,提出了多子区域联合的识别方法,从虹膜归一化图像中选取 4 个不易受噪声干扰的子区域,并分别对其进行特征抽取.在分类时,分别计算需要进行匹配的两幅图像的 4 个对应子区域的相似度,选择最相似的对应子区域(此对应子区域也是最可能不受噪声影响或受噪声影响最小的区域)的特征作为判决依据.结果表明本方法对提高识别准确率、增强算法对采集图像质量要求的适应性是有效的.

2 子区域划分

在采集的虹膜图像中,不仅包含了有用的虹膜信息,还包含了眼睑、睫毛、瞳孔、巩膜等与识别无关的信息,这使得很难在采集到的图像中直接进行匹配识别,所以需要先通过预处理来解决这些问题,虹膜预处理操作的具体方法参见文献[9].本文主要利用预处理后归一化的图像(如图 1(a)所示)作为算法的输入.

通过大量的观察发现,归一化的图像中右上侧的区域是相对不易受噪声干扰的,如图 1(b)所示的白色矩形内区域.因此很多方法都会选择这个区域用于特征提取,但在人眼自然张开状态下采集图像时,会产生如图 1(c)所示的情况,即眼睑、睫毛等会干扰所选取的区域,这将使提取到的特征模板中将包含由噪声引起的不可靠特征.

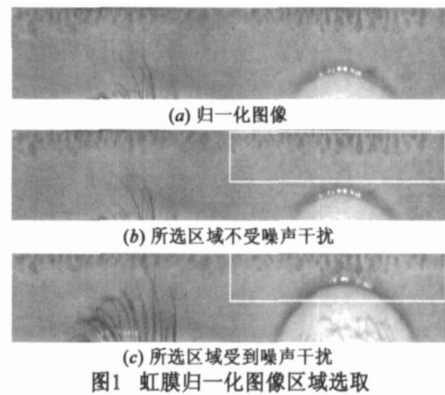


图1 虹膜归一化图像区域选取

因此本文从归一化注册图像中选取 4 个相对不易受噪声干扰的子区域 R_1 、 R_2 、 R_3 、 R_4 ,如图 2(b)、(c)所示.可能在用户登录时采集的图像中,4 个子区域的某几个遭受噪声的干扰,但只要其中有 1 个不受干扰即可完成识别,这样将会增强算法对采集图像质量要求的适应性,极大地减少了局部含噪声区域对整个识别过程的影响.

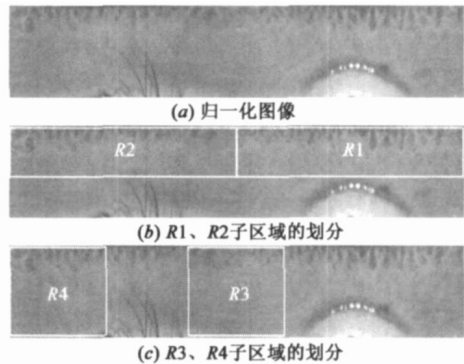


图2 虹膜注册图像的子区域划分

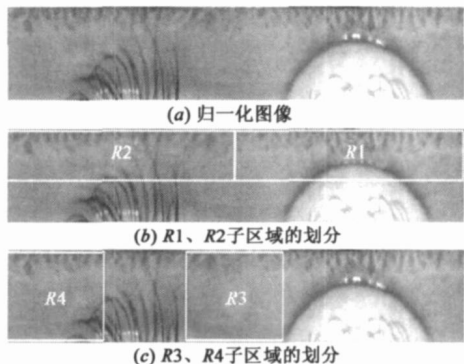


图3 虹膜登录图像的子区域划分

如果此时用户在登录时采集的图像如图 3(a)所示,则在图 3(b)、(c)中可以观察到, R_1 、 R_2 和 R_4 子区域均受到眼睑或睫毛的不同程度干扰,所以,此时的识别完全可以通过子区域 R_3 来完成,其他依此类推.这将免去了重新采集图像的时间,增强了算法的适应能力,提高了系统的性能.

3 特征提取与编码

3.1 特征提取

为了更加完备的描述虹膜的纹理特征, 提取了局部特征点、局部纹理方向和局部纹理的亮暗变化三种特征共同构成纹理的特征空间, 然后, 通过设计的模糊推理规则进行模式的分类. 步骤如下:

(1) 在划分的虹膜子区域($R1 \sim R4$ 中的任一区域)中, 用 $I(x, y)$ 表示. 如图 4 所示, 分别计算 8 邻域内中心像素与其相邻像素灰度的差分值 G_d ($d=1, 2, \dots, 8$) (这里将圆周 360 度等分成 8 个方向, 用 d 表示).

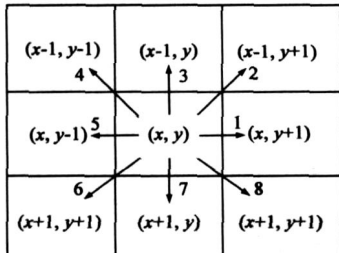


图4 8邻域方向示意图

将公式(1)~(8)求得的八个值中绝对值最大的一个作为该点的灰度变化特征值 $g_d(x, y)$, 如公式(9), 并记录此时 d 的值作为该处的纹理方向(d 取值从 1-8); 同时记录该方向差分值 G_d 的符号正负, 用 s 表示. s 为正表示此处纹理由亮到暗, 否则表示由暗到亮, s 为正时在此处标记为 1, 否则标记为 0. 依次, 在虹膜图像每一像素点处, 都会得到灰度变化特征值 $g_d(x, y)$ 、纹理方向 d 和亮暗变化的符号 s 三个特征.

$$G_1 = I(x, y) - I(x, y + 1) \quad (1)$$

$$G_2 = I(x, y) - I(x - 1, y + 1) \quad (2)$$

$$G_3 = I(x, y) - I(x - 1, y) \quad (3)$$

$$G_4 = I(x, y) - I(x - 1, y - 1) \quad (4)$$

$$G_5 = I(x, y) - I(x, y - 1) \quad (5)$$

$$G_6 = I(x, y) - I(x + 1, y - 1) \quad (6)$$

$$G_7 = I(x, y) - I(x + 1, y) \quad (7)$$

$$G_8 = I(x, y) - I(x + 1, y + 1) \quad (8)$$

$$g_d(x, y) = \max(|G_1|, |G_2|, \dots, |G_8|) \quad (9)$$

(2) 按 8×8 大小为一块的原则将 $I(x, y)$ 等分成若干个互不重叠的小区域 $FP_{i,j}$, 求每个 8×8 小区域内 64 个像素的灰度变化特征值 $g_d(x, y)$ 之和, 得到此区域的灰度变化度 $G(FP_{i,j})$, 如公式(10). 从统计意义上讲, $G(FP_{i,j})$ 越大, 表明在该区域内纹理的阶跃变化越强.

$$G(FP_{i,j}) = \sum_{(x,y) \in FP_{i,j}} g_d(x, y) \quad (10)$$

并把每 8×8 小区域内 64 个像素的纹理方向 d 做直方图统计, 直方图的峰值代表该区域的主方向, 把主方向值作为该子区域的方向特征码.

同时, 统计 8×8 小区域内符号为正的个数, 如果符号为正的个数超过 32, 则表示此区域纹理统计变化由

亮到暗(标记 flag 为 1), 否则由暗到亮(标记 flag 为 0), 将 flag 的值作为此小区域的亮暗变化特征码.

(3) 将虹膜 8×8 小区域 $FP_{i,j}$ 标记为一个单位, 按照 2×2 单位大小的原则组成子图像, 即 4 个 8×8 小区域组成 1 个子图像. 把子图像 $GP_{k,l}$ 中灰度变化度 $G(FP_{i,j})$ 的值最大的小区域作为子图像的特征, 并将此小区域标记为 1, 其余 3 个小区域标记为 0, 将此作为点特征码.

3.2 编码

每个子图像包含 4 个 8×8 小区域, 这样, 每个子图像中都包含 4 个点特征码、4 个纹理方向特征码和 4 个亮暗变化特征码, 分别按照子图像和小区域行优先的顺序进行特征编码. 如图 5 所示, 编码顺序: $11 \textcircled{1} 11 \textcircled{2} 11 \textcircled{3} 11 \textcircled{4} 12 \textcircled{1} 12 \textcircled{2} 12 \textcircled{3} 12 \textcircled{4} \dots \dots 1n \textcircled{1} 1n \textcircled{2} 1n \textcircled{3} 1n \textcircled{4} 21 \textcircled{1} 21 \textcircled{2} 21 \textcircled{3} 21 \textcircled{4} \dots \dots 2n \textcircled{1} 2n \textcircled{2} 2n \textcircled{3} 2n \textcircled{4} \dots \dots \dots m1 \textcircled{1} m1 \textcircled{2} m1 \textcircled{3} m1 \textcircled{4} \dots \dots mn \textcircled{1} mn \textcircled{2} mn \textcircled{3} mn \textcircled{4}$ 将点特征码、方向特征码和亮暗变化特征码分别用 p, d, v 表示.

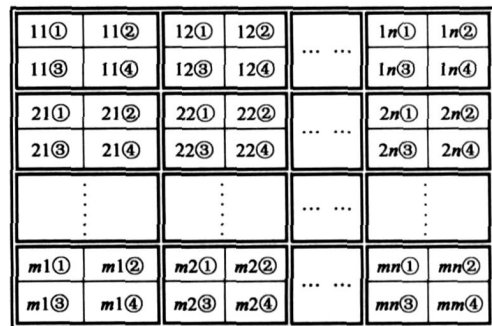


图5 编码顺序示意图

4 匹配

(1) 点特征匹配

$$D_p = \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} p_j^* (XOR) p_j \quad (11)$$

其中 p_j^* 和 p_j 分别表示两幅虹膜图像第 j 个位置处的点特征编码值, N_p 表示点特征码长, D_p 表示两组点特征编码的海明距离.

(2) 方向特征匹配

$$D_d = \frac{1}{N_d} \sum_{j=1}^{N_d} |d_j^* - d_j| \quad (12)$$

其中 d_j^* 和 d_j 分别表示两幅虹膜图像第 j 个位置处的方向特征编码值, N_d 表示方向特征码长, D_d 表示两组方向特征编码的距离.

(3) 亮暗变化特征匹配

$$D_v = \frac{1}{N_v} \sum_{j=1}^{N_v} v_j^* (XOR) v_j \quad (13)$$

其中 v_j^* 和 v_j 分别表示两幅虹膜图像第 j 个位置处

的亮暗变化特征编码值, N_v 表示亮暗变化特征码长, D_v 表示两组亮暗变化特征编码的海明距离.

(4) 融合特征匹配

$$D_f = \lambda_1 \cdot D_p + \lambda_2 \cdot D_d + \lambda_3 \cdot D_v \quad (14)$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是加权系数.

5 模糊推理规则设计

为了有效的结合三种纹理特征, 设计了模糊推理规则用于模式的分类, 规则如下:

规则 1: if 融合三特征 && $D_f(k) < T_fL$ then 虹膜属于同一类

规则 2: if 融合三特征 && $D_f(k) \geq T_fH$ then 虹膜属于不同类

规则 3: if 融合三特征 && $T_fH > D_f(k) \geq T_fL$ then 用点特征进行分类

规则 4: if 点特征 && $D_p(k) < T_pL$ then 虹膜属于同一类

规则 5: if 点特征 && $D_p(k) \geq T_pH$ then 虹膜属于不同类

规则 6: if 点特征 && $T_pH > D_p(k) \geq T_pL$ then 用方向特征进行分类

规则 7: if 方向特征 && $D_d(k) < T_dL$ then 虹膜属于同一类

规则 8: if 方向特征 && $D_d(k) \geq T_dH$ then 虹膜属于不同类

规则 9: if 方向特征 && $T_dH > D_d(k) \geq T_dL$ then 用亮暗变化特征进行分类

规则 10: if 亮暗变化特征 && $D_v(k) < T_v$ then 虹膜属于同一类

规则 11: if 亮暗变化特征 && $D_v(k) \geq T_v$ then 虹膜属于不同类

其中, D_f, D_p, D_d, D_v 分别为融合三特征加权和距离、点特征距离、方向特征距离、亮暗变化特征距离; T_fL, T_fH 表示用三特征相融合进行分类的两个阈值; T_pL, T_pH 表示用点特征进行分类的两个阈值; T_dL, T_dH 表示用方向特征进行分类的两个阈值; T_v 表示用亮暗变化特征进行分类的阈值.

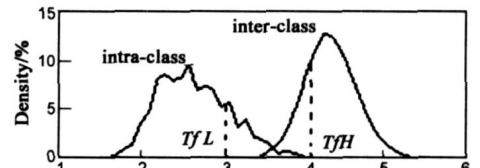
6 实验

采用中国科学院自动化研究所的 CASIA(ver1.0) 虹膜图像数据库^[10], 也是目前国内最权威的图库, 图库中的虹膜图像是在人眼自然张开状态下采集的, 没有要求用户密切配合, 因此存在光照、对比度、眼睑、睫毛等不同程度的干扰, 包括 108 个人, 每人 7 幅图像, 共图像 756 幅. 通过观察发现, R1~ R4 四个子区域中, R1 子区

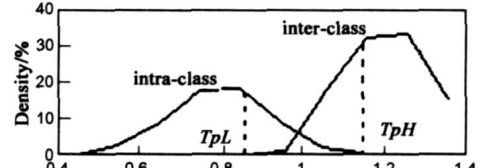
域是最不易受噪声干扰的, 在 108 个人的图库中有 60 个人图像的 R1 子区域基本不受噪声干扰.

6.1 特征提取和分类方法的有效性验证

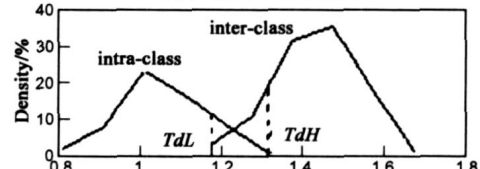
从 CASIA 图库中选择 R1 子区域不受噪声干扰的 60 个类, 每类 7 幅图像进行实验. 采用类内和类间图像的两两匹配, 共进行实验 $C_{40}^2 = 87990$ 次, 其中类内匹配 $60 \times C_7^2 = 1260$ 次, 类间匹配 $87990 - 1260 = 86730$ 次. 实验结果如图 6 所示, 其中(a)图表示利用融合特征(Fusion feature)进行分类的距离分布曲线, 依据设计的模糊推理规则 1、2、3, 取得两个阈值 T_fL 和 T_fH , 当 $D_f(k) < T_fL$ 时, 认为两样本属于同一只眼睛; 当距离 $D_f(k) \geq T_fH$ 时, 认为两样本不属于同一只眼睛; 当 $T_fH > D_f(k) \geq T_fL$ 时, 表明通过此特征不能区分两样本是否属于同一类, 此时将不能区分是否同类的样本再利用点特征判别, 如(b)图所示. 依此类推, 依次再利用方向特征和亮暗变化特征对每次不能区分的样本进行分类, 实验结果如图(c), (d)所示, 分别取得阈值 $T_pL, T_pH, T_dL, T_dH, T_v$ 后, 使不能被区分的样本逐次减少. 最后, 算法的正确识别率为: 99.41%, 等错误率为 0.62%. 实验表明: 算法性能非常优越, 同时也验证了本文提出的特征提取和分类方法用于虹膜识别是有效的.



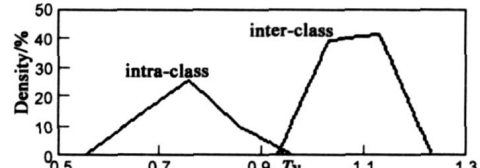
(a) 融合特征匹配距离分布



(b) 点特征匹配距离分布



(c) 方向特征匹配距离分布



(d) 亮暗变化特征匹配距离分布

图6 类内和类间匹配距离分布曲线

6.2 多子区域联合识别

为了验证算法对采集图像质量更强的适应性, 实验采用 CASIA 图库中的所有 756 幅图像, 实验进行了图

像的两两匹配, 共进行匹配 $C_{756}^2 = 285390$ 次, 其中类内匹配 $108 \times C_7^2 = 2268$ 次, 类间匹配 $285390 - 2268 = 283122$ 次. 表 1 中列举了单独通过 4 个区域进行识别和利用 4 个子区域联合动态识别的实验数据.

由于 $R1$ 子区域是 4 个子区域中相对不易受遮挡干扰的, 因此从表 1 中数据能看出, 利用 $R1$ 子区域进行识别的效果最好, 正确识别率达到 97.21%, 但与 6.1 节实验的识别率 99.41% 相比有所下降, 主要是由于整个图库中包含了各种复杂的情况, 有些图像的 $R1$ 子区域受到了噪声干扰.

但是, 利用本文提出的多子区域联合识别方法, 动态的选择不受遮挡干扰或受干扰相对较少的子区域进行识别, 识别准确率达 99.27%, 比通过单一子区域进行识别的效果都要好. 虽然和 6.1 节实验的识别率 99.41% 相比略有降低, 这主要是由于在 CASIA 图库中有些图像受的噪声干扰非常严重, 剩余的可用虹膜区域不足以进行识别所造成的. 因此仿真实验说明多子区域联合识别的方法对于人眼自然张开状态下采集复杂条件的虹膜图像能提高识别准确率, 对增强算法的广泛适应性是有效的.

6.3 实验结果分析

尽管算法具有很好的识别性能, 但仍存在错误识

别的情况, 通过分析, 主要有三个原因:

(1) 采集到图像的可用虹膜区域非常有限或噪声干扰非常严重, 如图 7(a) 所示. 根据计算: 所有错误匹配的 68.2% 是由于这种情况造成的.

(2) 采集图像中, 光照强时会使瞳孔收缩变小, 光照暗时会使瞳孔放大, 这使虹膜纹理受到瞳孔缩放的影响而发生形变, 如图 7(b) 所示. 实验中错误匹配的 12.9% 是由于这种情况造成的.

(3) 空间域直接提取特征具有速度快、计算量小等优点, 但由于光照的变化, 使得局部纹理阶跃变化较弱的位置信息提取不够准确, 实验中错误匹配的 18.9% 是由于这种原因造成的, 这也是目前在空间域提取特征所遇到的共同需要解决的问题. 本方法也正是在这方面存在一定的弱势, 特征的表征不稳定或容易出现错误.

7 结论

针对人眼自然张开状态下, 采集到的虹膜图像会在不同程度上受眼睑、睫毛等遮挡干扰问题, 提出了多子区域联合的高适应性识别算法. 利用在归一化虹膜图像中划分的 4 个子区域, 分别计算两幅待匹配图像的 4 个对应子区域相似度, 动态的选择了不受遮挡干扰或受干扰相对最少的子区域进行识别, 提高了算法的识别准确率, 增强了对采集图像质量要求的适应性. 仿真结果表明: 这种划分多子区域进行联合识别的方法解决了局部虹膜图像未知位置受到干扰后不能完成识别的问题, 改善了系统的识别性能, 增强了算法的适应性, 说明本文提出的方法是有效的. 同时本文多子区域的动态联合识别方法也可以配合其他特征提取和分类方法使用.

参考文献:

- [1] Flom L, Safir A. Iris Recognition System: US Patent, 4641394 [P]. 1987.
- [2] John Daugman. How iris recognition works[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [3] Richard P W. Iris recognition: an emerging biometric technology[J]. Proceeding of IEEE, 1997, 85(9): 1348-1363.
- [4] W W Boles, B Boashah. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185-1188.
- [5] L Ma, T Tan, Y Wang, et al. Efficient iris recognition by characterizing key local variations[J]. IEEE Transactions Image Processing, 2004, 13(6): 739-750.
- [6] S Lim, K Lee, O Byeon, et al. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier[J]. ETRI Journal,

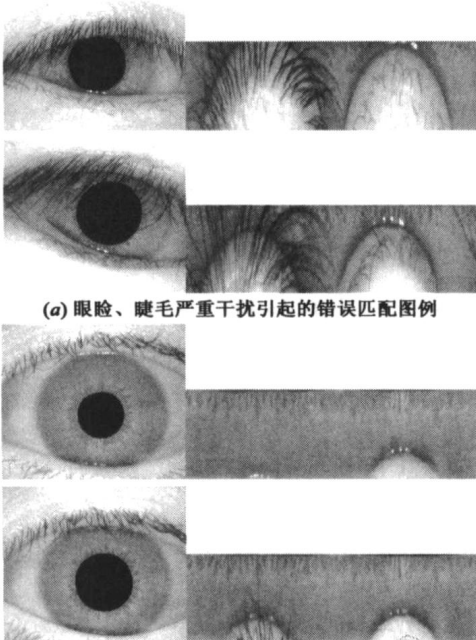


图 7 错误匹配示例图

2001, 23(2): 61- 70.

- [7] 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 Qi chuan, 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)
- [8] 姚鹏, 叶学义, 庄镇泉, 等. 基于局部频率特征和局部方向特征的虹膜识别算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(4): 663- 667.
YAO Peng, Ye Xue yi, ZHUANG Zher quan, et al. An Iris Recognition Algorithm Combining Local Frequency Features with Local Orientation Features[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(4): 663- 667. (in Chinese)
- [9] 苑玮琦, 林忠华, 徐露. 改进的基于人眼结构特征的虹膜识别方法 [J]. 光电工程, 2007, 34(8): 105- 109
YUAN Wei qi, LIN Zhong hua, XU Lu. Improved iris recognition method based on iris structure [J]. Optoelectronic Engineering, 2007, 34(8): 105- 109. (in Chinese)
- [10] Chinese Academy of Sciences. CASIA Iris Image Database [DB]. <http://www.sinobiometrics.com/casiairis.htm>.

作者简介:



苑玮琦 男, 1960 年生, 博士后, 教授, 博士生导师, 主要从事机器视觉检测、图像处理与模式识别、生物特征识别、基于数字信号处理的图像采集与处理系统等研究。在国内外重要学术刊物上发表论文 140 余篇, 50 余篇被 SCI、EI 或 ISTP 收录。

E mail: yuan60@126.com



张雷 男, 1978 年生, 硕士, 中国计算机学会会员, 主要研究方向为生物特征识别、图像处理与模式识别。

E mail: z_zhanglei@126.com

柯丽 1977 年生, 女, 博士后, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为生物医学成像、数字图像处理、生物特征识别。