



基于虹膜识别的身份鉴别¹⁾

王蕴红 朱勇 谭铁牛

(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080)

(E-mail: wangyh@nlpr.ia.ac.cn yongzhu@cc.gatech.edu tnt@nlpr.ia.ac.cn)

摘要 描述了基于虹膜识别的身份鉴别系统,该系统包括虹膜图像摄取、图像预处理、特征提取和匹配四个部分.虹膜图像摄取采用了自主开发研制的装置,特征提取采用 Gabor 滤波和 Daubechies-4 小波变换等纹理分析方法,匹配采用方差倒数加权欧氏距离方法.与现有的其它方法相比,该方法利用了二维虹膜图像丰富的纹理信息并具有旋转、平移和尺度不变性.

关键词 虹膜识别,身份鉴别,生物特征

中图分类号 TP391.41

BIOMETRICS PERSONAL IDENTIFICATION BASED ON IRIS PATTERN

WANG Yun-Hong ZHU Yong TAN Tie-Niu

(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

(E-mail: wangyh@nlpr.ia.ac.cn; yongzhu@cc.gatech.edu; tnt@nlpr.ia.ac.cn)

Abstract A personal identification system based on iris patterns is presented in this paper. It is composed of iris image acquisition, image preprocessing, feature extraction and matching. Iris feature extraction is based on texture analysis using multi-channel Gabor filtering and Daubechies-4 wavelet transform. Compared with existing methods, our method employs the rich 2-D information of the iris and is translation, rotation, and scale invariant.

Key words Iris recognition, personal identification, biometrics

1 引言

在高度信息化的现代社会,人们的身份鉴别已经渗透到日常生活的每一个方面.同时,由于交通、通讯和网络技术的飞速发展,人类的活动范围越来越大,身份鉴别的难度和

1) 国家杰出青年基金(59825105)资助.

重要性也越来越突出. 对于我们这样一个人口众多的国家, 身份鉴别有着特别广泛的应用前景和重要的战略意义, 金融、安全、网络、电子商务等无一不需要可靠的身份鉴别. 传统的利用密码等身份鉴别的方法具有易遗忘、易假冒等缺点, 已不符合现代数字社会的需求. 基于生物特征的身份鉴别技术利用人本身所拥有的生物特征来判别人的身份, 这些生物特征具有“人各有异、终生不变、随身携带”三个特点, 具有稳定、便捷、不易伪造等优点, 近年来已成为身份鉴别的热点. 常用的生物特征包括指纹、掌纹、虹膜、脸像、声音、签名和笔迹等.

虹膜作为重要的身份鉴别特征, 具有唯一性、稳定性、可采集性、非侵犯性等优点. 非侵犯性(或非接触式)的生物特征识别是身份鉴别研究与应用发展的必然趋势, 与脸像、声音等非接触式的身份鉴别方法相比, 虹膜具有更高的准确性. 据统计虹膜识别的错误率是各种生物特征识别中最低的^[1]. 基于虹膜的身份鉴别技术逐渐得到学术界和企业界的重视.

对于每个人来说, 虹膜的结构各不相同, 并且这种独特的虹膜结构在人的一生中几乎不发生变化. 眼科学家^[2]和解剖学家^[3]经过大量的观察发现虹膜具有独特的结构, 即便对于同一个人, 左眼和右眼的虹膜区别也是十分明显的, 而且自童年以后, 虹膜在人的一生中所发生的变化十分微小. 发育生物学界的科学家们同时发现, 尽管虹膜的基本结构是由内在的遗传基因决定的, 但是外界的环境却对虹膜独特的细微结构起着决定性作用^[4,5]. 这种外部环境是指在生命初期, 虹膜形成之前的胚胎发育环境. 因此, 自然界不可能出现完全相同的两个虹膜. 发育生物学家通过大量观察发现当虹膜发育完全以后, 它在人的一生中是稳定不变的, 因而具有稳定性^[3]. 另外, 由于虹膜的外部有透明的角膜将其与外界相隔离, 因此发育完全的虹膜不易受到外界的伤害而产生变化.

虹膜的上述特点为其作为身份鉴别的特征提供了有说服力的依据. 本文提出了一种基于虹膜的身份鉴别方法, 成功地实现了具有旋转、平移和尺度缩放的不变性的虹膜识别. 基于虹膜的身份鉴别系统主要由四个部分构成: 虹膜图像获取、图像预处理、虹膜特征提取、匹配与识别.

2 虹膜图像的获取

虹膜识别的第一步, 同时也是最困难的一步就是虹膜图像的获取. 虹膜是一个很小的器官, 直径约十几毫米, 不同人种的虹膜颜色有着很大的差别. 白种人的虹膜颜色浅, 纹理显著; 而黄种人的虹膜则多为深褐色, 纹理非常不明显. 虹膜图像获取有很多困难, 在普通的条件下, 使用 CCD 摄像头很难拍摄到可用的图像. 经过反复实验, 我们研制出了一套小型、简易、灵活、能够清晰采集虹膜图像的装置, 并已获得实用新型专利^[6].

我们的装置拍摄的虹膜图像为 8 位灰度图像, 图 1(a)是拍摄到的典型的经过处理后的虹膜图像样本(其中图中所示圆环部分即是虹膜区域); 图 1(b), (c)是同一个人在时间间隔为两周拍摄的左眼的虹膜图像; 图 1(d)是此人的右眼虹膜图像; 图 1(e), (f), (g)分别是另外三个人的虹膜图像. 从图中可看出, 同一人的同一只眼睛虹膜几乎是一样的, 具有稳定性, 有些人的左眼和右眼虹膜具有一定的相似性, 不同人的虹膜区别很大.

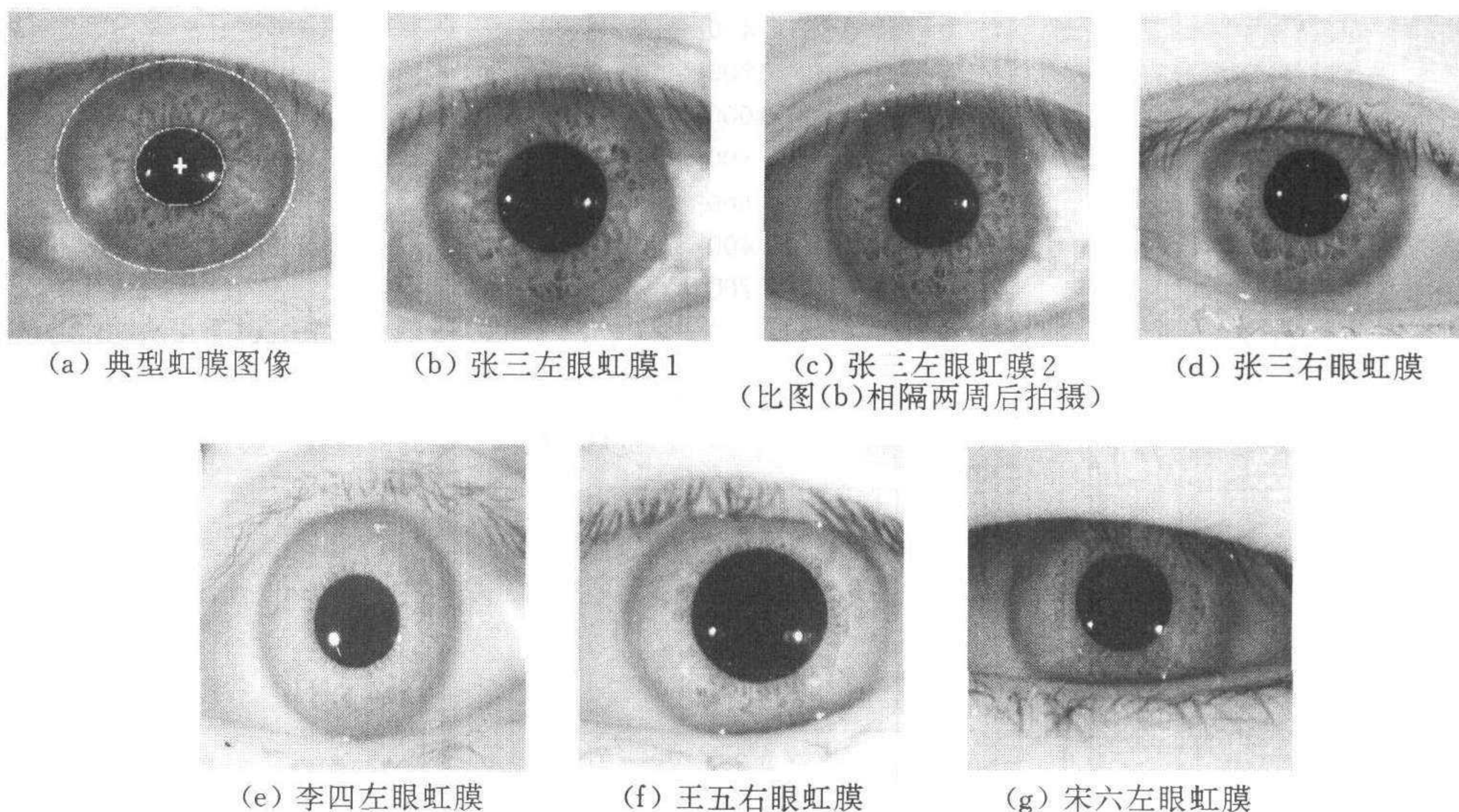


图 1 虹膜图像示例

3 虹膜图像的预处理

虹膜图像预处理的目的是虹膜定位与归一化. 通过获取装置采集的虹膜图像通常不可能仅仅包含虹膜, 往往还有眼睛的其它部分, 比如眼睑、睫毛、眼白等, 而且在高度非侵犯性系统中, 由于对被试者不做要求, 虹膜在图像中的位置与大小都会发生变化. 因此, 在进行虹膜识别之前, 必须先确定出虹膜在图像中的位置并进行大小归一化. 在某些情况下, 虹膜图像的光照是不均匀的, 这样会给虹膜识别的准确性带来影响; 同时, 虹膜的内边界即瞳孔的大小是会发生变化的, 这将会使虹膜的纹理产生变形. 以上这些情况都会影响虹膜图像的质量从而给下一步的特征提取和准确匹配带来困难. 为了实现精确的匹配, 就要通过预处理消除上述各种因素对虹膜图像的影响. 虹膜图像的预处理包含虹膜定位、虹膜图像归一化和虹膜图像增强等三个步骤. 图 2 表示了预处理的全过程.

3.1 虹膜的定位

由图 2(a)可以看出, 虹膜包含纹理的部分是内外两个近似圆形边界之间的部分, 虹膜内侧与瞳孔相邻, 外侧与眼白相邻. 但是, 这两个圆不是完全同心的^[5], 需要分别对内外两个边界进行处理.

1) 内边界的提取

与眼睛的其它部分相比, 瞳孔要暗得多. 我们采用二值化的方法分离出瞳孔, 提取内虹膜边界. 二值化方法的关键在于阈值的选取, 具体做法是, 先计算出整个图像的灰度直方图, 它应该有两个主要的峰值, 其中的第一个峰值, 对应的就是瞳孔区域灰度集中的范围, 第二个峰值对应的是虹膜区域的灰度集中范围. 显然, 提取瞳孔的二值化阈值应该选择在第一个峰值的右侧(如图 2(b)所示). 图 2(c)是二值化后的结果, 可以看出, 瞳孔被成功地分离出来.

2) 外圆边界的提取

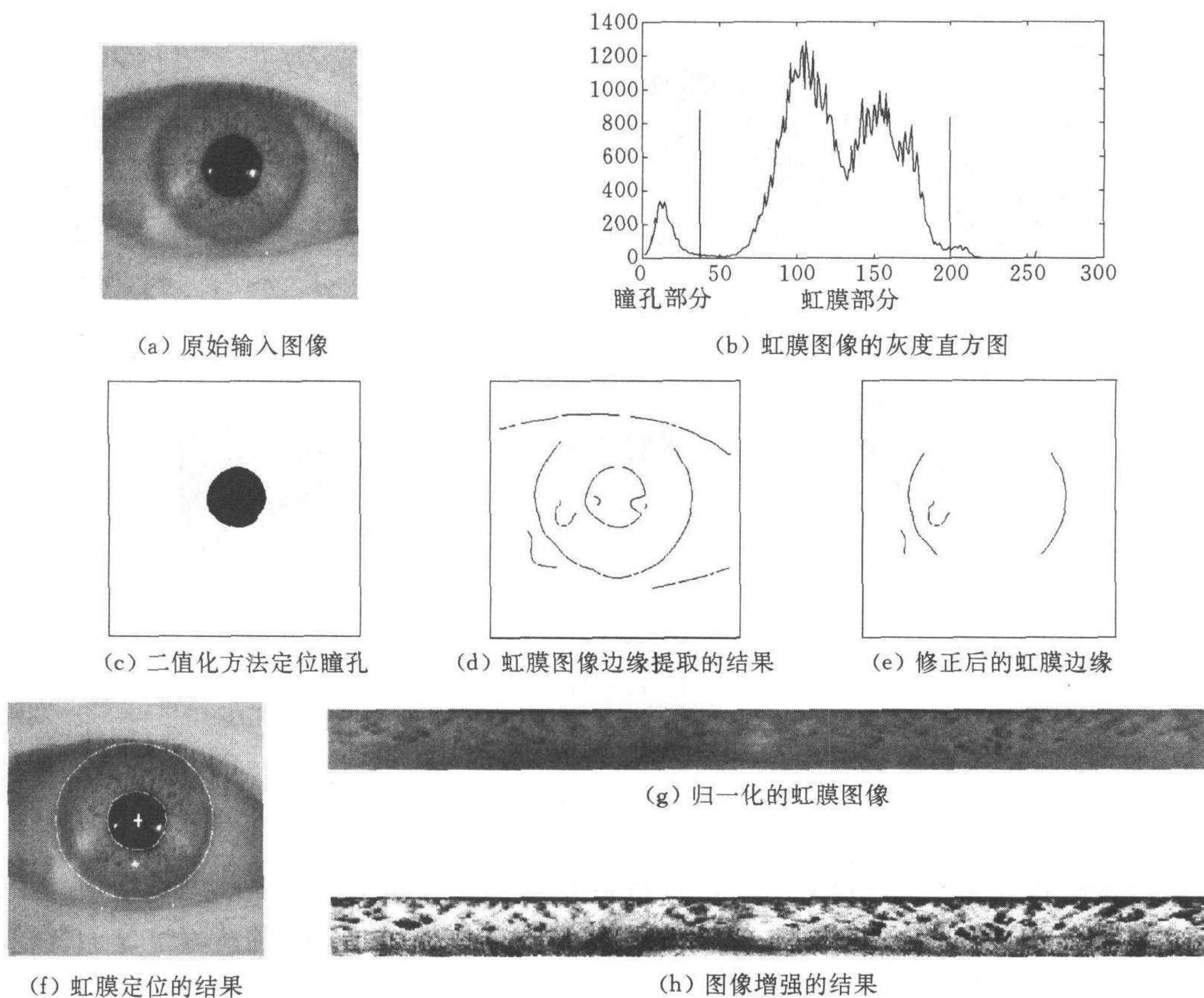


图 2 虹膜图像预处理

本文采用最小二乘拟合的方法提取外圆边界. 首先使用 Canny 算子对原图像进行边缘提取(图 2(d)), 然后根据瞳孔的位置和其它的先验知识去除一些无用的点, 比如眼眉和内边界(图 2(e)), 最后采用最小二乘法进行拟合. 虹膜定位的最后结果如图 2(f).

3.2 虹膜的归一化

虹膜归一化的目的是将每幅原始图像调整到相同的尺寸和对应位置, 从而消除平移、缩放和旋转对于虹膜识别的影响. 假设已经得到的虹膜的内、外边界圆周的参数分别为: (x_i, y_i, r_i) , (x_o, y_o, r_o) , 我们采用极坐标变换的方法进行归一化. 由于虹膜的内外圆边界不是同心的, 所以这种极坐标变换也不是同心的.

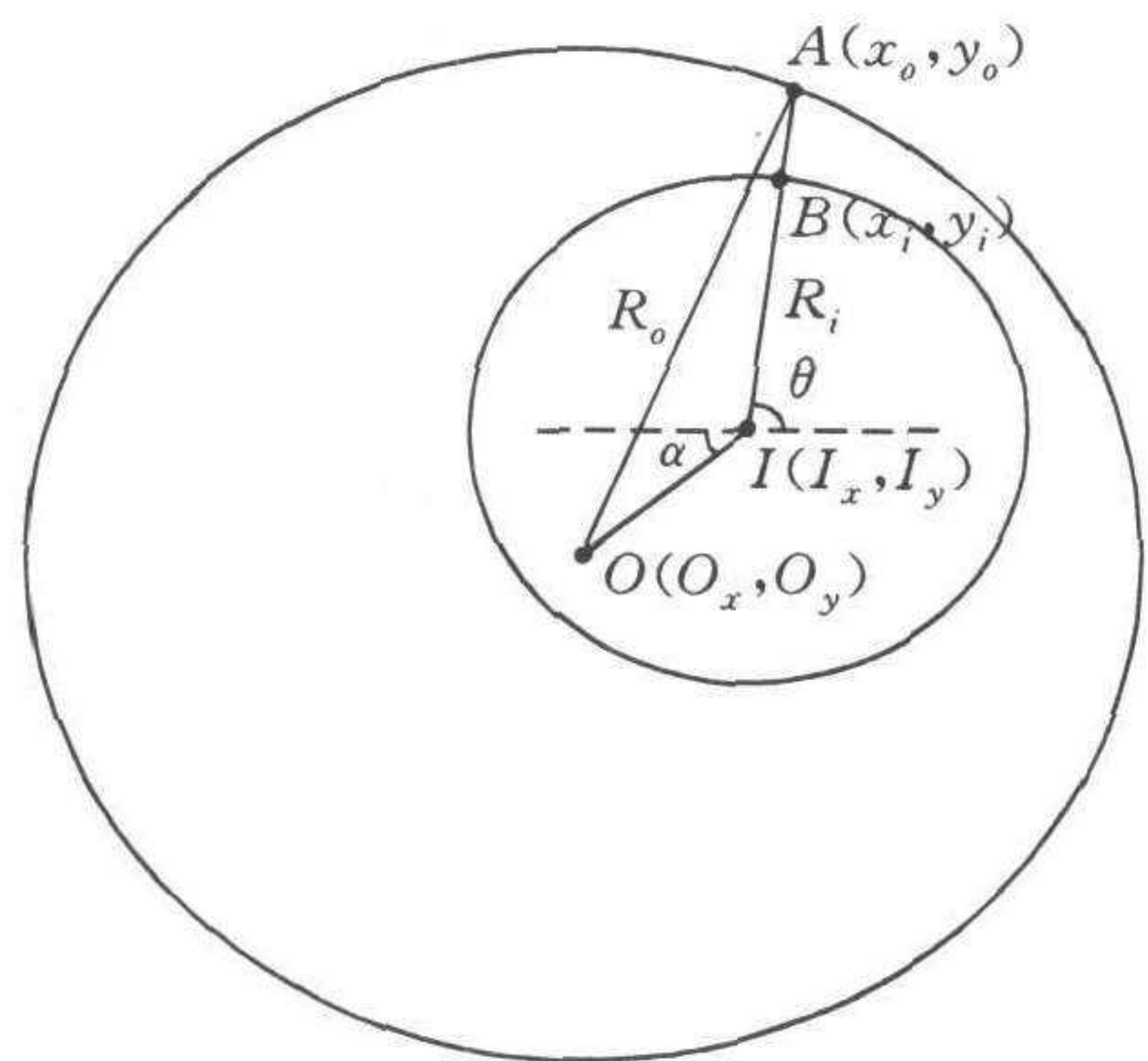


图 3 虹膜归一化

设内圆圆心为 $I(I_x, I_y)$, 半径为 R_i ; 外圆圆心为 $O(O_x, O_y)$, 半径为 R_o . 根据 $I(I_x, I_y)$, $O(O_x, O_y)$ 的相对位置, 可以分为几种情况: 1) $I_x = O_x$; 2) $I_x > O_x, I_y \geq O_y$; 3) $I_x > O_x, I_y \leq O_y$; 4) $I_x < O_x, I_y \geq O_y$; 5) $I_x < O_x, I_y \leq O_y$. 不失一般性, 以 2) 情况为例. 如图 3 所示, 以内圆圆心作为极坐标系统的中心, 做与

水平线成 θ 角的射线,它与内、外边界各有一个交点,分别记做 $B(x_i(\theta), y_i(\theta)), A(x_o(\theta), y_o(\theta))$. 则有

$$\alpha = \arctg \left| \frac{I_y - O_y}{I_x - O_x} \right|, \quad \angle OIA = \pi - \theta + \alpha \quad (1), (2)$$

$$\angle OAI = \arcsin \frac{R_i \cdot \sin \angle OIA}{R_o}, \quad \angle IOA = \pi - \angle OIA - \angle OAI \quad (3), (4)$$

$$IA(\theta) = \sqrt{R_i^2 + R_o^2 - 2 \cdot R_i \cdot R_o \cdot \cos \angle IOA} \quad (5)$$

其它四种情况的结果可以类似推导出来.

于是,射线上两个交点之间的任何一点都可以用 $A(x_o(\theta), y_o(\theta)), B(x_i(\theta), y_i(\theta))$ 的线性组合表示

$$\begin{cases} x(r, \theta) = (1 - r) \cdot x_i(\theta) + r \cdot x_o(\theta) \\ y(r, \theta) = (1 - r) \cdot y_i(\theta) + r \cdot y_o(\theta) \end{cases} \quad (6)$$

其中 $r \in [0, 1], \theta \in [0, 2\pi]$.

该变换将虹膜图像中的每个点一一映射到极坐标对 (r, θ) 中去. 这种由直角坐标下的虹膜图像到极坐标下的映射可以表示为

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (7)$$

这种映射对于平移和内外圆环的大小变换具有不变性. 而对于旋转变换,将在后面的算法中提取旋转不变的特征. 综上所述,整个虹膜识别的过程对于虹膜图像的旋转、平移和尺度变化以及瞳孔的收缩都具有不变性.

归一化之后的图像在极坐标系 (r, θ) 下,展开成一个大小为 $64 \times 1\,024$ 矩形,如图 2(g).

3.3 虹膜图像增强

由于设备的原因,使得虹膜图像上的光照不能完全均匀分布,这样将会影响纹理分析的效果. 为了更好地提高识别效果,我们对展开后的虹膜图像进行了局部的直方图均衡化,从而实现了图像增强,减少了非均匀光照的影响. 增强后的图像如图 2(h)所示.

4 虹膜特征提取

仔细观察虹膜图像发现,虹膜图像包含有丰富的细节特征. 我们将圆环的虹膜图像首先展开成 $64 \times 1\,024$ 的矩形. 在展开的过程中实际上进行了插值运算,我们认为对整个识别过程而言,这样的处理并不影响准确性. 首先,每个人的虹膜都经过同样的插值变换过程,这种影响即使有也几乎是等同的;其次,每个人的训练样本和测试样本都是在这一变换前提下生成的,测试时匹配的虹膜样本也是经过与库中图像相同的变换,而这种变化不影响特征的稳定性.

如果将预处理后的图像看作为一幅纹理图像,那么许多纹理分析的方法^[7]都可用来抽取虹膜特征. 这里我们采用两种比较典型的方法——多通道 Gabor 滤波和二维小波变换(从一定意义上讲,前者是后者的一种特例,这里采用文献中惯常的术语).

4.1 多通道 Gabor 滤波

用多通道 Gabor 滤波进行纹理分析有其生理学等方面的基础^[8,9]. 假设每一通道的数

学模型为^[8]

$$\begin{cases} q(x, y) = \sqrt{q_e^2(x, y) + q_o^2(x, y)} \\ q_e(x, y) = h_e(x, y) \otimes p(x, y) \\ q_o(x, y) = h_o(x, y) \otimes p(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

其中 $p(x, y)$ 为通道的输入图像; $h_e(x, y), h_o(x, y)$ 分别为偶对称和奇对称 Gabor 滤波器. 为了简单起见, 在不失一般性的情况下, 我们使用各向同性的 Gabor 滤波器^[8]

$$\begin{cases} h_e(x, y, f, \theta, \sigma) = g(x, y, \sigma) \cdot \cos[2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta)] \\ h_o(x, y, f, \theta, \sigma) = g(x, y, \sigma) \cdot \sin[2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta)] \end{cases} \quad (9)$$

其中 $g(x, y, \sigma)$ 是高斯函数

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (10)$$

方程(9), (10)中的 f, θ, σ 分别是 Gabor 滤波器中的三个重要的参数: 空间频率、相位以及空间常数. 公式(9)中奇、偶 Gabor 滤波器的频域形式是

$$\begin{cases} H_e(u, v, f, \theta, \sigma) = \frac{[H_1(u, v, f, \theta, \sigma) + H_2(u, v, f, \theta, \sigma)]}{2} \\ H_o(u, v, f, \theta, \sigma) = \frac{[H_1(u, v, f, \theta, \sigma) - H_2(u, v, f, \theta, \sigma)]}{2j} \end{cases} \quad (11)$$

其中 $j = \sqrt{-1}$, 且

$$\begin{cases} H_1(u, v, f, \theta, \sigma) = \exp\{-2\pi^2\sigma^2[(u - f\cos\theta)^2 + (v - f\sin\theta)^2]\} \\ H_2(u, v, f, \theta, \sigma) = \exp\{-2\pi^2\sigma^2[(u + f\cos\theta)^2 + (v + f\sin\theta)^2]\} \end{cases} \quad (12)$$

在实际应用中, 往往通过 Fourier 变换的方法来求卷积

$$\begin{cases} q_e(x, y) = h_e(x, y) \otimes p(x, y) = FFT^{-1}[P(u, v) \cdot H_o(u, v, f, \theta, \sigma)] \\ q_o(x, y) = h_o(x, y) \otimes p(x, y) = FFT^{-1}[P(u, v) \cdot H_e(u, v, f, \theta, \sigma)] \end{cases} \quad (13)$$

其中 $P(u, v) = FFT[p(x, y)]$.

在本算法中, 每一对 Gabor 滤波器 $h_e(x, y), h_o(x, y)$ 对应于一个特定的空间频率和方向. 特征提取同时抽取频率信息和方向信息, Tan 曾经指出就纹理识别的目的而言, 没有必要选择覆盖整个频域的滤波器参数空间^[8]. 滤波器的中心频率越小, 提取的纹理特征的尺度越大. 通常中心频率选择为 2 的幂次方. 在虹膜识别算法中, 我们选择中心频率为 2, 4, 8, 16, 32, 64. 对于每个中心频率, 选择 4 个相位角 $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. 这样, 一共有 24 个 Gabor 滤波通道, 对每个通道的滤波结果, 提取均值和方差作为代表该通道的特征. 因此, 对于每一幅输入图像, 多通道 Gabor 滤波共抽取 48 个特征.

4.2 二维小波变换

小波变换是一个常用的图像分析手段, 并且在纹理识别中有较多的应用^[7]. 一个二维小波变换可以看作两个连续的一维小波变换. 二维小波变换将一幅图像分解成一系列的低频子图像. 小波变换的结果取决于所采用的小波基的类型, 而小波基是由滤波器的类型决定的. 本文采用广泛使用的 Daubechies-4 型小波^[10].

对一幅图像进行完全的小波分解, 得到一系列的小波系数, 小波系数的形状和尺寸与原图像相同. 例如一幅 16×16 的图像经过三层小波分解, 得到如图 4 所示的 10 块小波分解结

果,一共 256 个系数. 我们把这些分解出来的子图像称为小波分解通道. 一共有四种小波通道: LL , LH , HL , HH . 每个通道对应于原始图像在不同尺度(空间频率)和方向下的信息. LL 通道代表了图像在水平低频和垂直低频下的信息; LH 通道代表了图像在水平低频和垂直高频下的信息; HL 通道代表了图像在水平高频和垂直低频下的信息; HH 通道

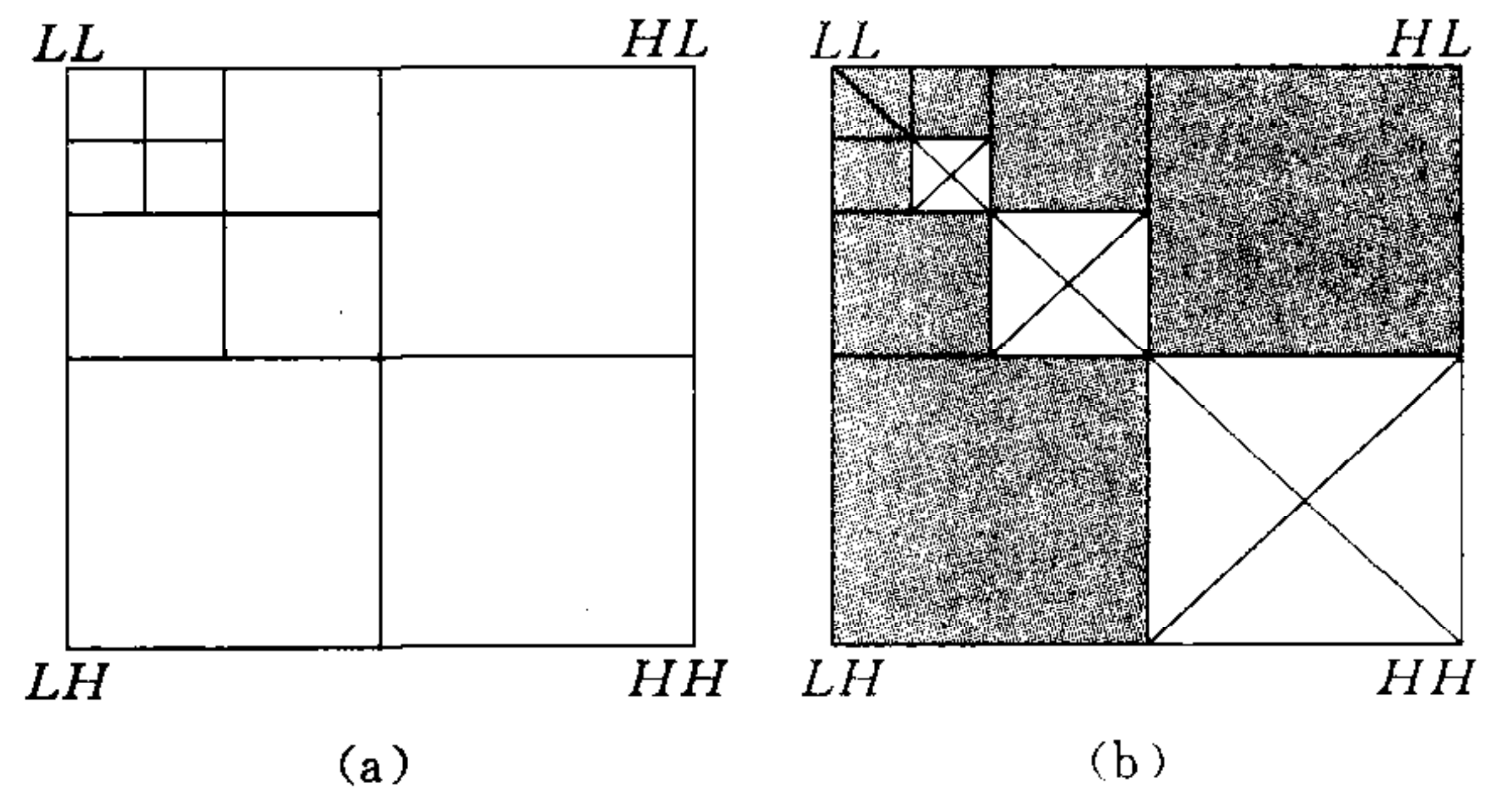


图 4 小波分解示意

代表了图像在水平高频和垂直高频下的信息. 当图像在某一频率和方向下具有较明显的纹理特征时,与之对应的小波通道的输出就具有较大的能量. 因此,图像中的纹理特征可以由这一系列小波通道的能量和方差来表示. 第 n 个通道的平均能量和方差由下式给出

$$EC_n = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j)| \quad (14)$$

$$StdC_n = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [|x(i, j)| - EC_n]^2}{MN - 1}} \quad (15)$$

其中 $M \times N$ 为小波通道的尺寸; i, j 分别代表通道中元素的行值和列值; x 是该通道的小波分解系数.

在四种小波通道中, HH 通道反映的是图像的高频特征,其中包含了图像中的大部分噪声,不适合用于纹理特征的提取. 因此我们使用图 4(b)中阴影部分的共 7 个通道来进行纹理分析. 对于每个通道的滤波结果,提取均值和方差作为其特征. 由于在小尺度下的小波子图像受噪声的影响比较严重,为了增加识别算法的抗噪声性能,在具体算法中,对 64×1024 的归一化图像,进行 3 次小波分解,对 3 个尺度下的小波系数进行处理,这样总共有 7 个小波通道,每幅输入图像提取出 14 个特征.

4.3 与现有虹膜特征抽取方法的比较

到目前为止,已经有人提出了几种不同的虹膜识别算法. Daugman^[11]较早地提出了一种虹膜图像的识别算法,取得了较高的识别效果. Wildes^[12]描述了一种基于虹膜识别的身份鉴定系统. Boles 等人^[13]提出了一种基于一维小波变换的虹膜特征提取算法. 其中 Daugman 和 Wildes 的系统都是采用精密的设备,对于虹膜图像的要求很高,要求保证每次虹膜成像在相同的位置、具有相同的分辨率和不变的光照条件. 但是,这些要求在实际应用中往往难以完全满足.

对于一般成像系统所拍摄的虹膜图像,需要一种对尺度、旋转、平移等变化具有不变性的高鲁棒性算法. 在我们的算法中,虹膜图像经过预处理,定位并且归一化到相同大小的纹理图像. 再使用多尺度的纹理分析方法提取全局特征(均值和方差). 这使我们的算法具有平移和旋转不变性,并且对于光照的变化不敏感.

Boles 等人的一维小波变换方法只分析了虹膜中一系列同心圆周的一维信号,作者认为这样是不够完全的,因为虹膜的纹理结构是二维的,并且经过观察可以发现沿半径方向,

虹膜的纹理更加明显. 所以, 本文采用两维的分析方法.

5 分类器的设计

基于已提取的虹膜特征向量来进行虹膜识别, 是一个典型的模式匹配问题. 理论上, 任何分类器都可以用在这里. 为了简单我们采用方差倒数加权欧氏距离分类器来进行识别: 将未知虹膜的特征向量同已经训练好的已知类别的虹膜特征向量相比较, 当且仅当它的特征向量与第 k 类特征向量的方差倒数加权欧氏距离 WED 最小时, 输入虹膜被分类为第 k 类虹膜. 加权欧氏距离按下面的公式计算

$$WED(k) = \sum_{i=1}^N \frac{(f_i - f_i^{(k)})^2}{(\delta_i^{(k)})^2} \quad (16)$$

其中 f_i 表示未知样本的第 i 个特征; $f_i^{(k)}, \delta_i^{(k)}$ 分别表示第 k 类虹膜的第 i 个特征的均值和方差; N 表示特征总数.

6 实验和结果

作者对本文提出的虹膜识别算法, 进行了一系列的实验. 由于国内外缺乏公用的标准虹膜图像库, 我们自己采集了一个包含 8 人 16 个不同类别虹膜的数据库(即每个人的左、右眼被看作为不同的虹膜类别). 对于每一类虹膜, 数据库包含了在不同时间和条件下采集的 10 个样本, 因而, 我们的虹膜数据库共有 160 个虹膜图像样本(应该说, 这只是一个初步的小规模的虹膜图像数据库, 目前已着手建立有相当规模并可供公用的虹膜图像库). 每一幅虹膜图像都是 8 位灰度图像, 大小为 640×480 .

表 1 多通道 Gabor 滤波特征和二维小波变换特征性能比较

	特征组合	实验 A	实验 B
Gabor 特征	全部 48 个特征	93.8	92.5
Gabor 特征	全部均值	90.0	90.6
Gabor 特征	全部方差	91.3	91.9
Gabor 特征	均值和方差 $f=2, 4, 8, 16, 32$	93.8	92.5
Gabor 特征	均值和方差 $f=2$	62.5	67.5
Gabor 特征	均值和方差 $f=4$	76.3	82.5
Gabor 特征	均值和方差 $f=8$	76.3	81.3
Gabor 特征	均值和方差 $f=16$	76.6	82.5
Gabor 特征	均值和方差 $f=32$	70.0	67.5
Gabor 特征	均值和方差 $f=64$	65.6	60.0
小波特征	全部 14 个特征	73.1	82.5

6.1 不同特征组合下的实验结果

为便于实验, 作者将样本按照两种方式组织起来, 分为 A 组和 B 组. A 组数据: 对于每一类虹膜的 10 个样本, 使用前 5 个样本进行训练, 后 5 个样本进行识别; B 组数据: 对于每一类虹膜的 10 个样本, 使用后 5 个样本进行训练, 前 5 个样本进行识别; 在实验中, 采用各种不同的特征组合, 结果如表 1 所示.

在表 1 中, 使用多通道 Gabor 滤波器时, 滤波器的中心频率选振为 $f=2, 4, 8, 16, 32, 64$, 相位角 $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. 这样共形成了 24 个 Gabor 滤波通道, 对于每个通道提取两个特征(均值和方差), 可以得到 48 个特征. 所有的实验中, 当使用全部 48 个特征, 或者使用中心频率为 $f=2, 4, 8, 16, 32$ 时, 取得了 93.8% 的最高识别率. 使用小波变换的正确识别率可以达到 82.5%. 我们认为, 采用小波方法识别率不如 Gabor 滤波器方法的主要原因在于利用小波方法提取的特征较少, 只采用了

三次小波分解,提取了 14 个特征,而 Gabor 滤波器提取了 48 个特征.再增加小波分解的级数会使计算量和计算时间大增,不适合实际系统.

6.2 多通道 Gabor 滤波算法的识别能力

实验结果表明,属于同一类型的虹膜的特征向量之间的加权欧式距离要远小于不同样本之间的加权欧式距离.这表明,我们的算法可以正确地完成虹膜分类和识别.为了便于比较,图 5 给出了不同类别虹膜训练样本与第 7 类测试样本之间的加权欧式距离,正如我们所预料的,最小值发生在与第 7 类训练样本的距离上.

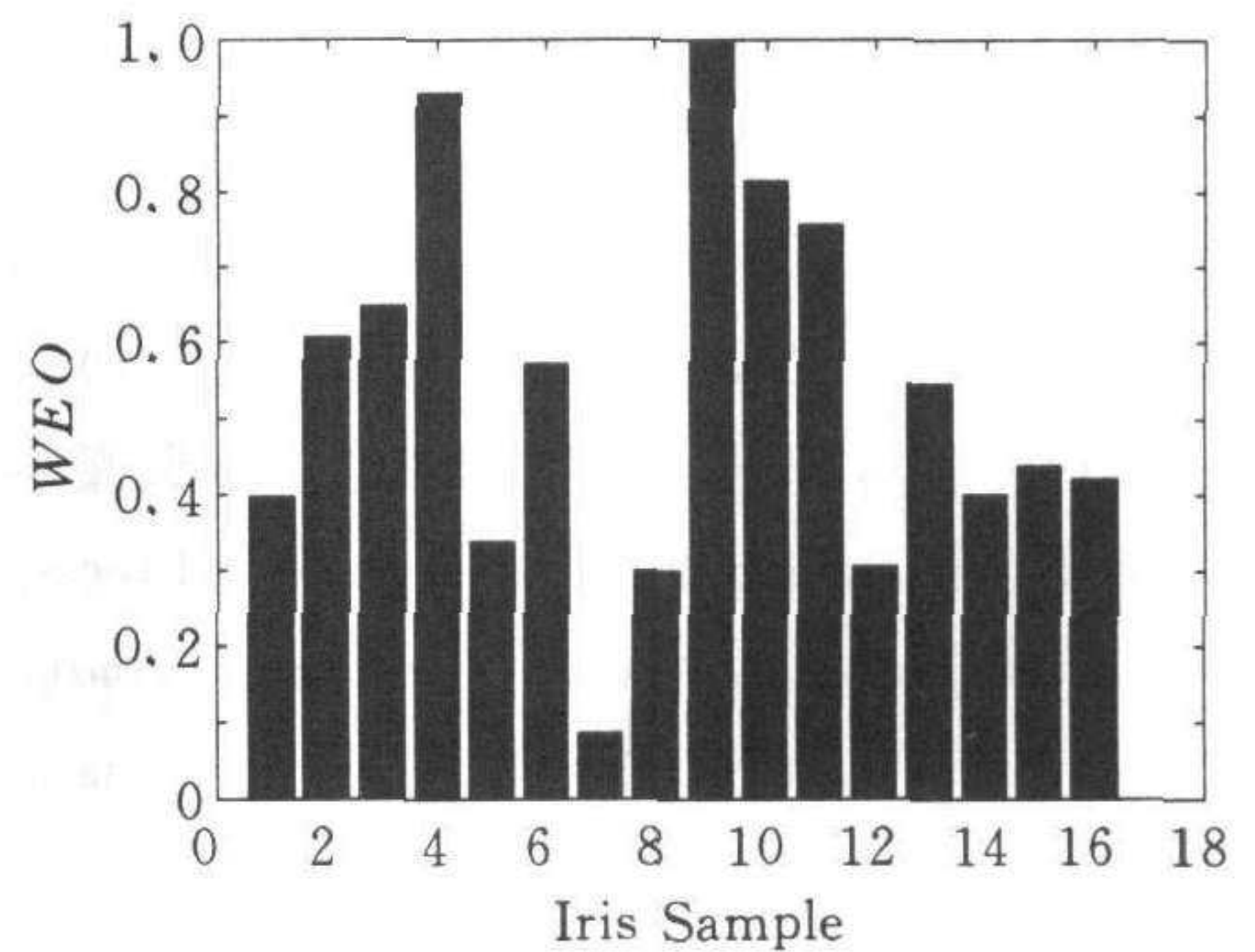


图 5 虹膜特征类间距

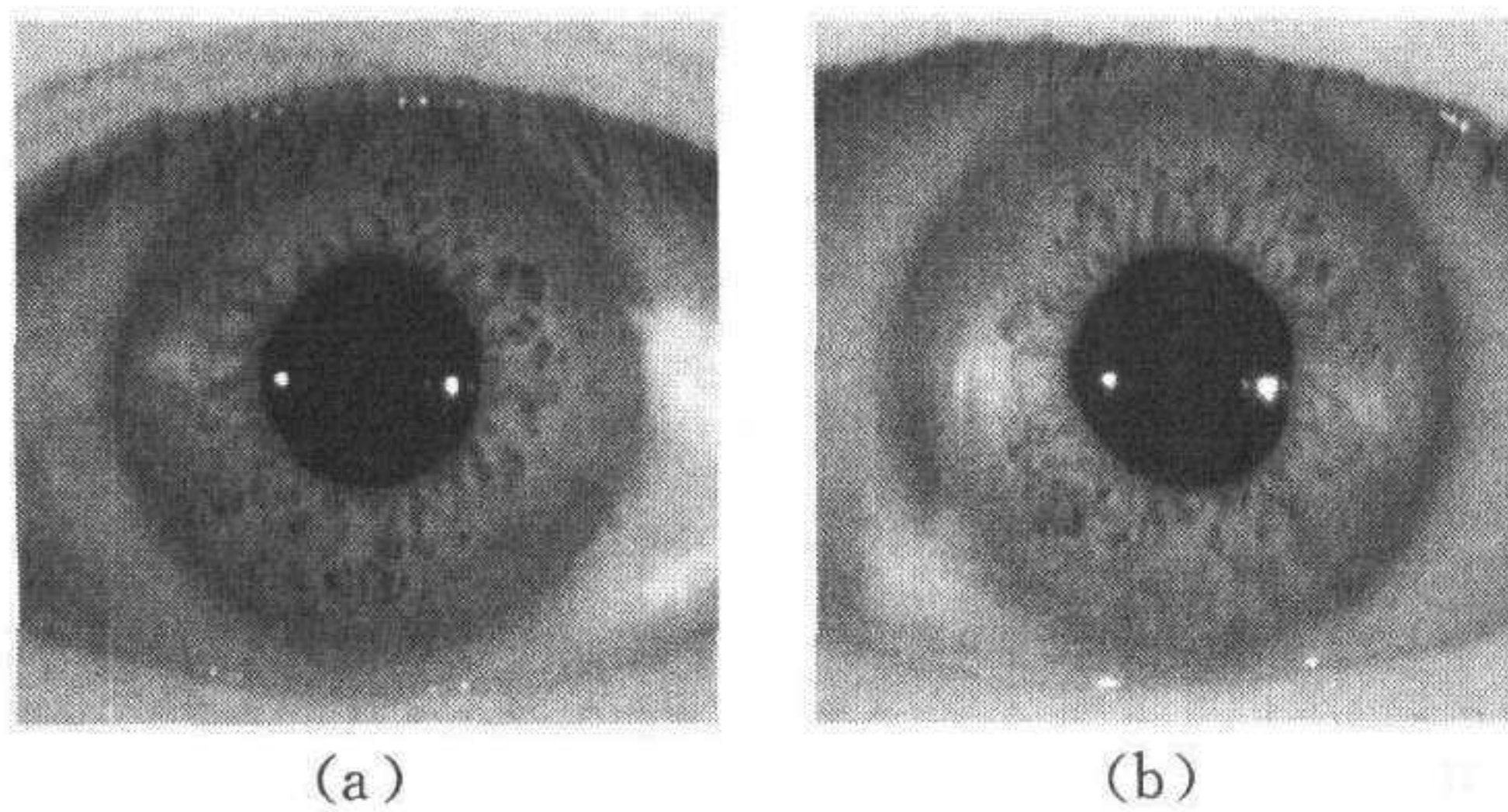


图 6 两幅混淆的虹膜图像

6.3 虹膜的混淆

虹膜识别中出现了少量混淆情况,比如图 6 中的(a),(b)虹膜图像在识别中就被混淆.这两幅虹膜来自同一人的左眼和右眼.我们发现,大部分的混淆是类似的情况.作者认为造成虹膜混淆或误识的原因之一是利用全局纹理的方法带来的,解决这一问题的方案是采用局部纹理与全局纹理相结合的方法.

7 结论及展望

本文提出了一种基于虹膜识别的身份鉴别算法.该算法由虹膜图像获取、图像预处理、虹膜特征提取和分类器等四个部分组成.本算法具有平移、旋转、缩放的不变性.在 160 个虹膜样本的实验中,识别率可以达到 93.8%以上.今后的工作将在以下几方面进行改进:

1) 在预处理中,没有对眼皮的遮挡进行处理,仅是根据经验抛弃可能包含眼皮部分的图像,这样会损失部分虹膜的信息,今后可以对眼皮的轮廓进行曲线拟合,精确地将虹膜和眼皮分离开来;

2) 在特征提取中,采用的是全局的纹理特征.事实上,从虹膜图像上可以看出,虹膜具有十分明显的局部斑点(图 1(a)),如果能够将这些局部特征提取出来,把基于全局的纹理特征和基于局部特征的方法结合起来,则可以进一步提高虹膜识别的准确性;

3) 在分类器设计上,我们在实验中采用的是最简单的加权欧式距离分类器,它的优点是计算简单,速度快,但是这种分类器的效果并不理想,所以今后可以实验其它类型的分类器,如 K-NN 分类器和神经网络的方法;

4) 本算法还没有经过大规模样本的实验,进一步的工作还包括采集大量虹膜图像样本,建立虹膜数据库,进行大样本的实验.

参 考 文 献

- well, Massachusetts 02061 USA, Kluwer Academic Publishers, 1999, 103~121
- 2 Flom L, Safir A. Iris Recognition System. U. S. Patent 4641349, 1987
 - 3 Adler F H. Physiology of the Eye, Mosby, St. Louis, MO, 1965
 - 4 Kronfeld P C. The gross anatomy and the embryology of the eye. *The Eye*, 1968, **1**:1~66
 - 5 Mann I. The Development of the Human Eye. New York; Grune and Stratton, 1950
 - 6 谭铁牛, 朱勇, 王蕴红. “虹膜图像采集装置”实用新型. 国家知识产权局专利号: ZL 99217063. X
 - 7 Reed T, Hans De Buf J M. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, 1993, **57**(3):359~372
 - 8 Tan T N. Texture edge detection by modelling visual cortical channels. *Pattern Recognition*, 1995, **28**(9):1283~1298
 - 9 De Valois K K. Spatial Vision. *Annual Review of Physiology*, 1984
 - 10 秦前清, 杨宗凯. 实用小波分析. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1994
 - 11 Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(11):1148~1161
 - 12 Wildes R P. Iris recognition: An emerging biometric technology. *Proc. IEEE*, 1997, **85**(9):1348~1363
 - 13 Boles W, Boashah B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, **46**(4):1185~1188
 - 14 Compbell F W, Robson J G. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *Journal of Physiology*, 1968, **197**:551~556

王蕴红 博士、中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室副研究员. 研究领域为模式识别、图像处理、神经网络.

朱勇 2000年于中国科学院自动化研究所获硕士学位, 现为美国佐治亚理工学院博士研究生. 研究领域为模式识别、网络技术.

谭铁牛 研究员、博士生导师. 1986年和1989年分别获英国伦敦大学帝国理工学院硕士与博士学位. 现为中国科学院自动化研究所所长、模式识别国家重点实验室主任. 主要从事图像处理、计算机视觉和模式识别等相关领域的研究工作, 获准和申请专利多项.