

基于局部频率特征和局部方向特征的虹膜识别算法

姚鹏, 叶学义, 庄镇泉, 吴亮, 李斌

(中国科学技术大学电子科学与技术系, 安徽合肥 230026)

摘要: 描述了一种不同于现有方法的新颖虹膜识别算法, 利用多尺度多方向的二维奇对称 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. 这种方法更全面的描述了虹膜纹理的特征空间, 克服了之前的虹膜识别算法只提取局部频率特征或者只提取局部方向特征的局限性. 特征匹配采用类似加权市街距离的方法来进行, 而且根据眼睑和睫毛的分布特点设计匹配模板, 能够最大限度的减少它们对匹配的干扰. 与 Daugman 算法进行对比的实验数据表明, 本算法具有非常优越的识别性能.

关键词: 虹膜识别; 二维 Gabor 滤波器; 局部频率特征; 局部方向特征

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 04-0663-05

An Iris Recognition Algorithm Combining Local Frequency Features with Local Orientation Features

YAO Peng, YE Xue-yi, ZHUANG Zhen-quan, WU Liang, LI Bin

(Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China)

Abstract: Unlike other already existed iris recognition algorithms, a new efficient algorithm for iris recognition is proposed. In this approach, a bank of multi-scale and multi-orientation odd symmetric Gabor filters are used to capture local frequency information and local orientation information of the iris so as to produce discriminating features. This Algorithm can represent the feature spatial patterns of the iris more comprehensively and avoid the disadvantage caused by only capturing local frequency features or local orientation features. The method of iris matching is similar to a method computing the adopted city block distance, moreover according to the eyelid and eyelash's distribution, a matching template is used to reduce their disturbance to minimum. Compared with the Daugman's method, extensive experimental results demonstrate that the proposed method has an encouraging recognition performance.

Key words: iris recognition; 2-D Gabor filter; local frequency feature; local orientation feature

1 引言

随着网络和信息技术的发展, 个人身份鉴别得到前所未有的重视, 也面临着越来越严重的考验. 与传统的身份鉴定手段相比, 基于生物特征识别的身份鉴定技术具有不易遗忘或丢失、防伪性能好、随身携带等优点^[1]. 虹膜, 作为重要的生物特征, 用于身份鉴别具有天然的保护特性、高复杂性、高稳定性、高防伪性等优点. 与其他生物特征识别技术相比, 虹膜识别的准确率是最高的^[2]. 因此基于虹膜的身份鉴别技术得到学术界和企业界越来越多的重视.

一个典型的虹膜识别系统包括虹膜图像采集、虹膜定位与归一化、特征提取、特征匹配等环节. 图 1 显示了

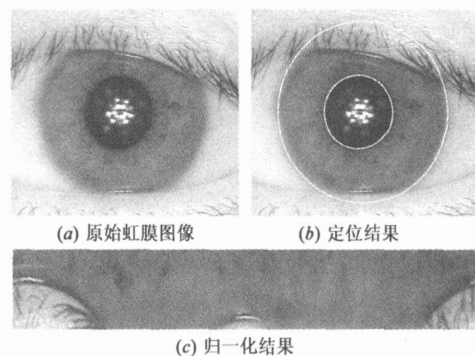


图 1 虹膜图像的预处理过程

虹膜定位、归一化的过程, 具体方法可以参阅文献[3~6]. 本文将整个虹膜区域归一化成 512 × 64 的矩形.

由于虹膜纹理具有高复杂性,高随机性以及单一性,因此虹膜含有极其丰富的纹理信息.对于虹膜识别算法,能否有效的从这些纹理信息中找出表征每一类虹膜的内在特征是至关重要的. Daugman 利用多尺度的二维 Gabor 复小波对虹膜图像进行滤波处理,然后提取局部相位信息做为虹膜特征,而特征匹配采用汉明距的方法^[3,4]. 现今国外进入商用的虹膜识别系统采用的基本都是 Daugman 的核心算法. 商业上的成功也证明了 Daugman 方法的高性能. Wildes 等人采用拉普拉斯金字塔分解算法对整个虹膜图像进行 4 级处理来提取特征,然后计算经过处理后的两幅虹膜图像的归一化相关系数,再通过 Fisher 线形变换来判别是否匹配^[5,6]. Boles 和 Boashah 等人采用一维的三次样条小波来对图像进行小波变换,利用过零点以及过零点之间积分后的平均值作为虹膜图像的特征值^[7]. 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做为特征,利用改进的神经网络方法来进行匹配^[8]. Tan 等人采用二次样条小波对虹膜图像进行处理,寻找那些灰度值显著变化的点,来表征虹膜图像中小斑块的边缘位置,并把这些位置做为特征,然后采用汉明距的方法来匹配^[9]. Sun 等人先求虹膜图像的梯度矢量场,然后将整个虹膜图像划分成 2560 小块,求每小块的主梯度方向做为特征,然后采用类似汉明距的方法进行匹配^[10].

从图像纹理分析的观点来看,虹膜的空间模式主要由局部的频率信息和方向信息来表征.在上述虹膜识别算法中,绝大多数采用频率信息来表征虹膜特征; Sun 等人采用梯度方向信息来表征虹膜特征^[10]. 这两类方法都取得了很好的识别效果.然而还没有一种方法将这两者结合起来,更有效的表征虹膜特征.

本文提出了一种新的虹膜特征提取方法,有效的结合了局部频率信息和局部方向信息. 本文余下章节如下安排:第二节详细介绍提出的新的虹膜特征提取和匹配算法;第三节介绍与 Daugman 算法比较的实验结果;最后给出结论.

2 虹膜的特征提取与匹配

由于二维 Gabor 小波具有很好的方向和频率选择性,因此采用多尺度和多方向的二维 Gabor 小波能有效的提取虹膜纹理的内在特征.

2.1 二维 Gabor 小波

二维 Gabor 复小波最早由 Daugman 博士提出^[11,12],随之被广泛的应用于各种图像处理,取得了非常好的效果^[13~15]. 二维 Gabor 复小波适用于图像处理的原因有:

能够很好的模拟人的大脑视觉皮层细胞对图像激励的响应特性^[11,12];

能够同时提供最佳的时域和频域分辨率^[16,17];

被认为是很好的特征检测器^[16].

二维 Gabor 滤波器如式(1)所示:

$$g(x, y) = \frac{1}{2} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_1^2}{x} + \frac{y_1^2}{y}\right) + 2jFx_1\right] \quad (1)$$

其中 $\begin{cases} x_1 = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y_1 = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases}$, x, y 是滤波器的尺度参数, F 表示频率, θ 表示方向.

式(1)在频域表示为:

$$G(u, v) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{(u_1 - F)^2}{u} + \frac{v_1^2}{v}\right]\right\} \quad (2)$$

其中 $\begin{cases} u_1 = u \cos \theta + v \sin \theta \\ v_1 = -u \sin \theta + v \cos \theta \end{cases}$, $u = 1/2 \pi x$, $v = 1/2 \pi y$.

二维 Gabor 滤波器可以分解为实部偶对称和虚部奇对称两个滤波器. 其中奇对称滤波器如式(3)所示:

$$g^o(x, y) = \frac{1}{2} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_1^2}{x} + \frac{y_1^2}{y}\right)\right] \sin(2Fx_1) \quad (3)$$

时域和频域的波形($\theta = 0$)如图 2 所示(由于二维奇对称 Gabor 滤波器的傅立叶变换只有虚部,因此其频域波形对应的是虚部波形):

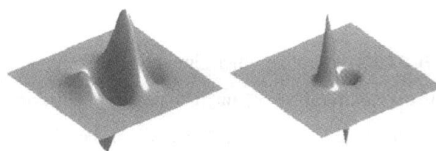


图 2 二维奇对称 Gabor 滤波器的时域和频域波形

本文采用二维奇对称 Gabor 滤波器来提取虹膜特征,而不采用二维偶对称 Gabor 滤波器或者二维复 Gabor 滤波器.原因如下:

二维奇对称 Gabor 滤波器可以做为一个有效的边沿(edge)检测器,当其与图像中边沿的位置和方向很好的吻合的时候,有非常清晰的响应尖峰;当有稍微的偏差的时候,响应迅速降低.因此,二维奇对称 Gabor 滤波器可以用来很好的提取虹膜纹理的位置和方向特征^[17].

对于奇对称滤波器,用方向为 θ 的滤波器对图像进行处理的结果和用方向为 $\theta + 180^\circ$ 的滤波器进行处理的结果,只是相差一个负号.通过对滤波结果的调整,可以只做 m 次滤波操作就得到 $2m$ 个方向上的滤波值.因此为了覆盖整个方向平面所需要的滤波次数可以减少一半,这对于实时处理系统是非常重要的.

由于反映不同虹膜之间的区别的纹理频率特征主要集中在中低频段.直流和低频段信息主要反应光照强度和光照不均匀,高频段信息包括许多噪声成分,因此低频段和高频段信息均不能用来表征虹膜特征.对于二维偶对称 Gabor 滤波器有:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g^e(x, y) dx dy = 0 \quad (4)$$

因此二维偶对称 Gabor 滤波器并不是一个严格的带通滤波器,允许一定的直流和低通成分通过,特别当中心频率在中低频段时,对直流和低通成分的衰减更少。而二维奇对称 Gabor 滤波器的均值为 0,因此是带通滤波器,完全阻隔直流成分的通过。这样可以减少直流和低频段信息对虹膜特征提取的干扰。

由于整个特征提取要进行 m 方向、 n 尺度的多次滤波,需要一定的处理时间。只使用奇对称 Gabor 滤波器比使用复 Gabor 滤波器节省了大约一半的时间,对于实时处理系统来说,处理的快速性是至关重要的。

2.2 特征提取

本文采用一组二维奇对称 Gabor 滤波器(包含三个频率,四个方向)分别对虹膜纹理进行处理。由于虹膜靠近外环的部分含有的纹理比较少,而且非常容易受到眼睑和睫毛的干扰,因此我们只选取靠近内环的 512×48 的矩形区域内的纹理来提取局部频率特征和局部方向特征。具体步骤如下:

通过二维奇对称 Gabor 滤波器对图像进行滤波处理,三个频率的选择既不能太低(无法反应虹膜图像的纹理变化),也不能太高(容易受噪声影响);四个方向选择 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 整个滤波过程可以表示为:

$$I_{nm}(x, y) = i(x, y) * g_{nm}^o(x, y) \quad (5)$$

其中, n 表示三个频率,分别编码为 1, 2, 3; m 表示四个方向,分别编码为 1, 2, 3, 4。

基于匹配时间、匹配精度和存储空间的综合考虑,将整个虹膜纹理区域划分成 128×12 个小块,每一小块包含 4×4 个像素点。对每一个小块求用上述某个特定的 n 和 m 参数滤波后的均值 $I_{nm}(x, y)$, 然后求每一小块对应的 12 个这样的均值中的绝对值最大值:

$$\max |I_{nm}(x, y)| \quad (6)$$

再找出这个最大值所对应的频率 n_1 和方向 m_1 , 同时对方向 m_1 进行如下策略的调整:

如果 $I_{nm}(x, y) < 0$, 则 $m_1 = m_1 + 4$ 。

由于我们采用的是二维奇对称 Gabor 滤波器,因此将滤波器沿坐标原点旋转 180° , 相当于将滤波器乘以 -1 。所以通过上述对方向的调整策略,可以将 4 个方向扩展为 8 个方向(增加了 $180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 等 4 个方向), 均匀的覆盖了整个方向平面。

将每一个小块对应的 n_1 ($n_1 \in \{1, 2, 3\}$) 和 m_1 ($m_1 \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$) 都做为虹膜纹理的特征值。表示在以这个小块为中心的邻近区域内, 虹膜纹理的能量相对集中在 n_1 所表征的频率和 m_1 所表征的方向附近。

基于不同的应用场合和目的, 可以采用不同大小的小块。每小块包含的像素越少, 匹配精度越高, 同时

匹配时间和所占的存储空间越大。图 3 显示了一幅虹膜图像的频率特征编码和方向特征编码(每个小块只包含一个像素)。

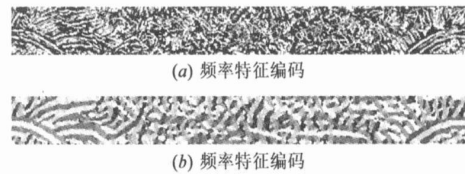


图 3 虹膜图像的频率特征编码和方向特征编码

2.3 特征匹配

特征匹配通过一种类似计算加权市街距离的方法来进行。两幅虹膜图像之间的匹配距离计算如下:

对于频率特征,

$$E_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (|n_i^* - n_i|) \quad (7)$$

其中 n_i^* 和 n_i 分别表示两幅虹膜图像上的像素点 i 处的频率特征编码值, N 表示要匹配的总的像素点数。

对于方向特征, 首先对每个像素点计算:

$$m_i = |m_i^* - m_i| \quad (8)$$

其中 m_i^* 和 m_i 分别表示两幅虹膜图像上的像素点 i 处的方向特征编码值。

如果 $m_i > 4$, 则:

$$m_i = 8 - m_i \quad (9)$$

这样做是因为在方向平面上, 如果两个方向之差 $> 180^\circ$, 它们之间的夹角应该为 $360^\circ -$ 。然后计算

$$E_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i \quad (10)$$

将 E_n 和 E_m 合并, 最终的匹配距离为:

$$E = \alpha E_n + \beta E_m \quad (11)$$

其中 α 和 β 是加权系数。

当匹配距离 E 小于某个事先确定的域值时, 就认为两幅图像来自同一个虹膜, 如果大于域值, 则认为来自不同的虹膜。

虹膜图像很容易受到上下眼睑和睫毛的污染。在对大量归一化后的虹膜图像统计分析的基础上, 根据眼睑和睫毛的分布特点, 我们使用如图 4 所示的模板来最大限度的减少这种干扰, 提高识别的准确率。在进行匹配时只对虹膜图像位于模板白色区域内的像素点进行匹配计算, 而忽略掉黑色区域。



图 4 匹配模板

经过归一化后的虹膜图像一般具有平移和尺度上的不变性, 但不具有旋转不变性。为了消除匹配时两幅虹膜图像由于头部的倾斜等造成的相对旋转, 将其中一个虹膜的特征编码相对于另一个进行左右移位匹

配. 移位的距离分别为 - 20, - 16, - 12, - 8, - 4, 0, 4, 8, 12, 16, 20 个像素. 选取 11 次匹配中匹配距离最小的值作为两个虹膜图像最终的匹配距离.

3 实验结果与比较

我们使用中国科学院自动化所模式识别国家重点实验室公开的虹膜图像数据库 CASIA (版本 1.0), 包括 80 个人的 108 只不同眼睛的 756 幅虹膜图像^[18]. 每只眼睛共有 7 幅图像, 采集自两个不同时间段.

为了精确地得出本文所述虹膜识别算法的识别率, 我们对 CASIA (版本 1.0) 中的每两幅虹膜图像都进行匹配比较, 因此总共需要进行 2268 次的类内比较和 283122 次的类间比较. 图 5 显示了本文方法所得的类内匹配距离和类间匹配距离的统计分布结果. 从图中可以看出类内匹配和类间匹配的差别非常的大, 这也证明了本文所述虹膜识别算法的有效性.

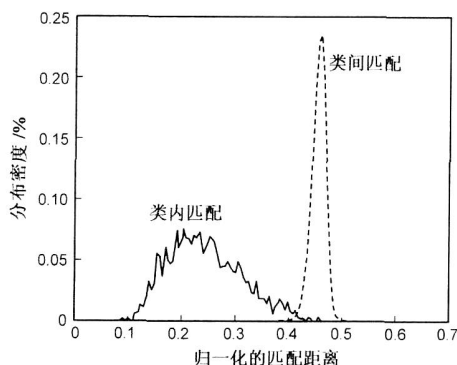


图 5 类内和类间匹配距离分布

Daugman 的虹膜识别算法^[3]是公认的认识率最高的算法之一^[9], 并且也是惟一已经广泛的应用于各个商业领域的虹膜识别算法. 为了验证本文提出的算法的识别性能, 我们将之与 Daugman 算法在同一个虹膜样本库上进行比较, 并且采用完全相同的虹膜定位及归一化方法. 图 6 显示了这两种算法的“误识率 vs 误差率”曲线^[2] (由于在虹膜定位阶段没有检测上下眼睑和睫毛, 而只是在匹配时采用图 4 所示模板来尽量消除它

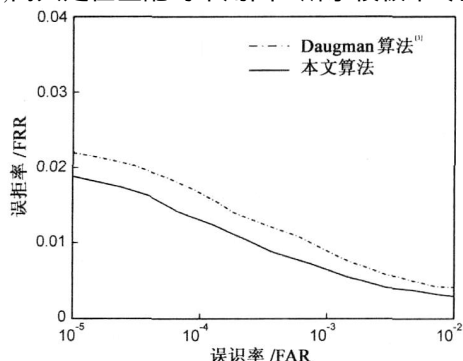


图 6 ROC 曲线的比较

们的影响, 同时对图像质量不作任何要求, 因此 Daugman 算法的性能比相应文献上的要稍微低一些. 但这些因素对本文所提出的算法也有同样的影响, 因此并不影响两者之间的比较.)

从图 6 中可以看出, 本文所述方法在识别性能上与 Daugman 算法^[3]相比有了相当明显的提高. 等错误率 (EER) 也是一项反应识别性能的重要指标, 从图 6 中得出本文算法的等错误率为 0.38%, 也好于 Daugman 算法的 0.49%.

由于本文算法要对图像进行 12 次的 Gabor 滤波, 同时特征匹配也比 Daugman 算法^[3]直接进行异或运算求汉明距要复杂一些, 因此本文算法的运算时间较 Daugman 算法要长. 采用 VC 6.0 编程, 运行在 P4 1.7G 的个人电脑上, 特征提取的时间小于 0.4 秒, 特征匹配的时间小于 0.1 秒, 因此整个算法的运算时间也完全满足实时系统的要求. 另外, 本文算法采用 128 × 12 个特征点, 每个特征点的频率特征和方向特征总共需要 5 位来编码, 因此整个特征编码的长度为 960 字节, 长于 Daugman 算法的 256 字节. 怎样在保证匹配精度的基础上减少特征编码的长度, 是下一步需要研究的内容.

4 结论

与 Daugman 算法^[3]进行对比的实验数据表明, 本文描述的基于局部频率特征和局部方向特征的虹膜识别算法具有非常出色的识别性能. 这表明将局部频率特征和局部方向特征有机结合起来提取虹膜纹理特征是行之有效的, 确实能更全面的描述虹膜纹理的特征空间. 虹膜特征匹配采用的类似加权欧氏距离的方法相对比较简单, 更有效的特征匹配方法是下一步需要研究的工作.

参考文献:

- [1] Anil K Jain, et al. Biometrics Personal Identification in Networked Society [M]. 101 Philip Drive, Assinippi Park, Norwell, Massachusetts 02061, USA: Kluwer Academic Publishers, 1999. 103 - 121.
- [2] T Mansfield, G Kelly, D Chandler, J Kane. Biometric product testing final report, issue 1. 0 [R]. England: National Physical Laboratory of UK, 2001.
- [3] John Daugman. Statistical richness of visual phase information: update on recognizing persons by iris patterns [J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(1): 25 - 38.
- [4] John Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence [J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15 (11): 1148 - 1161.
- [5] R P Wildes. Automated iris recognition: An emerging biometric

- technology[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9):1348 - 1363.
- [6] R P Wildes, J C Asmuth, G L Green, et al. A system for automated iris recognition[A]. Proceedings of the 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision[C]. Sarasota, USA: IEEE Computer Society, 1994. 121 - 128.
- [7] W W Boles, B Boashah. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(4):1185 - 1188.
- [8] S Lim, K Lee, O Byeon, T Kim. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier[J]. ETRI Journal, 2001, 23(2):61 - 70.
- [9] L Ma, T Tan, Y Wang, D Zhang. Efficient iris recognition by characterizing key local variations[J]. IEEE Trans. Image Processing, 2004, 13(6):739 - 750.
- [10] Zhenan Sun, Yunhong Wang, Tieniu Tan, Jiali Cu. Robust direction estimation of gradient vector field for iris recognition [A]. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition[C]. UK:Cambridge Press, 2004, 2:23 - 26.
- [11] John Daugman. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles[J]. Vision Res, 1980, 20(10):847 - 856.
- [12] John Daugman. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. J Opt Soc. Amer. A, 1985, 2(7):1160 - 1169.
- [13] R Mehrotra, K Namuduri, N Ranganathan. Gabor filter-based edge detection[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(12):1479 - 1493.
- [14] T Weldon, W Higgins, D Dunn. Efficient gabor filter design for texture segmentation [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(12):2005 - 2015.
- [15] Y Hamamoto, S Uchimura, M Watanabe, T Yasuda, Y Mitari, S Tomota. A gabor filter-based method for recognizing handwritten numerals [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(4):395 - 400.
- [16] B S Manjunath, R Chellappa. A unified approach to boundary perception: edges, textures, and illusory contours [J]. IEEE Trans Neural Networks, 1993, 4(1):96 - 107.
- [17] J Canny. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):679 - 698.
- [18] Chinese Academy of Sciences. CASIA Iris Image Database [DB]. <http://www.sinobiometrics.com/casiairis.htm>.

作者简介:



姚 鹏 男, 1974 年生于湖南武冈, 中国科学技术大学电路与系统专业博士研究生, 研究领域为模式识别、机器视觉和生物特征识别等。

E-mail: yaopeng@ustc.edu.cn

叶学义 男, 1973 年生于安徽, 中国科学技术大学信号与信息处理专业博士研究生, 研究领域为智能信息处理和信息安全、生物特征识别。

庄镇泉 男, 1938 年生于福建, 中国科学技术大学电子科学与技术系教授, 博士生导师, 主要研究领域为智能信息处理和信息安全、生物特征识别、神经网络与计算智能等。E-mail: zqzhuang@ustc.edu.cn

吴 亮 男, 1980 年生于安徽, 中国科学技术大学电子科学与技术系硕士研究生, 研究方向为智能信息处理、生物特征识别。

李 斌 男, 1970 年生于安徽, 中国科学技术大学副教授, 主要研究领域为智能信息处理和信息安全、生物特征识别、神经网络与计算智能等。