

基于多频带 2D-PCA 的虹膜识别算法

董钦科¹ 王相海^{1,2}

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)¹

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)²

摘要 近年来,二维主分量分析(2D-PCA)和离散小波变换作为图像分析的两种有效方法,受到人们的广泛关注。结合以上两种方法,提出了一种多频带 2D-PCA 虹膜识别快速算法。该算法首先对虹膜图像做预处理,然后将预处理后的图像做 2 维离散小波变换,取小波系数的两个中频子带作为 2D-PCA 的输入空间;在训练阶段,求得训练样本输入空间的特征空间并由此得到训练样本的特征向量,形成样本特征库;在识别阶段,计算得到未知样本特征向量;同时为了提高特征向量对图像旋转的鲁棒性,在该阶段进行了基于不同起始角度的归一化处理。最后采用 Hamming 距离,对未知样本的特征向量在特征库中进行多模板匹配,通过 K 邻法则和阈值法得到识别结果。实验结果验证了所提算法的有效性。

关键词 虹膜识别,二维主分量分析,小波,Hamming 距离,旋转不变

中图分类号 TP391.7 **文献标识码** A

Iris Recognition Based on Wavelet Transform and 2D-PCA

DONG Qin-ke¹ WANG Xiang-hai^{1,2}

(College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)¹

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)²

Abstract Recently, as two effective methods for image analysis, 2D-PCA and wavelet transform get extensive attentions. A fast iris recognition arithmetic was proposed in this paper based on 2D-PCA and wavelet. Firstly, we pre-dealt with the image; then applied 2D-PCA on the two third level middle-frequency subband of wavelet coefficient, then got the feature vector by combination and symbol quantify; finally, we applied multi-templet matching between unknown class sample and feature database, in the same time, in order to increase the robustness against rotation of the original image, we applied a anti-rotation method on the unknown class image; then got the recognition result by K-Neighbor and threshold. The experiment result validates the efficiency of the arithmetic proposed.

Keywords Iris recognition, 2D-PCA, Wavelet, Hamming distance, Rotation invariance

1 引言

主分量分析(PCA)和 2D-PCA 作为有效的图像分析方法,近年来被研究者广泛应用于图像压缩、图像增强以及图像识别等领域中。在图像识别领域,文献[1]将 PCA 方法应用于人脸识别研究中,取得了很好的效果;文献[2]在 PCA 方法的基础上,提出了 2D-PCA 方法,并将其应用于人脸识别。作为基于统计学的图像分析方法,PCA 和 2D-PCA 不仅能够有效地降低特征向量维数,而且有助于降低噪声对模式识别的影响。然而,无论是 PCA 还是 2D-PCA,如果直接应用于空间图像,都会因为维数过大而造成计算上的困难,成为在实时应用中的瓶颈。近年来,随着离散小波变换的迅速发展,基于小波的虹膜识别算法也受到人们的关注。Lim 等人采用了 2D-Harr 小波分解虹膜图像^[3],提取小波系数第 4 级中频子

带的量化结果作为特征,采用改进的 LVQ 神经网络进行分类,取得一定的识别效果;明星等人采用二次样条小波对虹膜图像进行分解^[4],然后选取所有中频系数进行量化,得到特征向量,在识别阶段采用了 Hamming 距离和 K 邻法则相结合的方法进行分类。小波变换在图像特征的压缩和刻画图像的纹理特征方面,具有明显的优势。然而,如果将小波系数直接作为特征向量使用,则抗噪性较差,且在一定程度上影响特征提取的稳定性。

本文结合 2D-PCA 和离散小波变换,提出一种多频带 2D-PCA 虹膜识别快速算法。算法首先对虹膜图像预处理后得到的矩形图像做多尺度离散小波变换;然后将小波系数水平和垂直两个方向的中频子带分别作为 2D-PCA 的输入空间,得到两个子带的特征空间,进一步根据特征空间确定训练样本的特征向量,形成特征库;在识别阶段,首先计算未知样

到稿日期:2008-11-24 返修日期:2009-01-10 本文受辽宁省自然科学基金项目(20072156),辽宁省教育厅科学技术研究项目(20060486)和南京邮电学院图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金(ZK207008)资助。

董钦科 男,硕士研究生,主要研究方向为图像信息处理,E-mail: xhwang@lnnu.edu.cn;王相海 男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为 CG、CAGD、多媒体信息处理。

本的特征向量,然后与特征库中的特征向量进行 Hamming 距离多模板匹配和阈值筛选,获得识别结果。由于算法中 2D-PCA 和离散小波变换对于原始虹膜图像的旋转都比较敏感,因此在特征识别中进行了图像旋转不变处理。实验结果表明,本文提出的算法具有速度快、精度高的特点,同时算法对于图像的形变和旋转具有很好的鲁棒性。

2 PCA 和 2D-PCA

PCA 是一种基于统计特性的图像分析方法,能够充分去除图像的相关性,把有用的信息集中到数目尽可能少的主分量中^[5]。传统的 PCA 在进行图像分析时,首先把一幅大小为 $m \times n$ 的图像矩阵按列展开,形成一个大小为 $m \times n$ 维的列向量,并定义样本集的协方差矩阵为

$$C_x = \sum_{i=1}^{m \times n} (x_i - u)(x_i - u)^T$$

其中, x_i 为第 i 个样本形成的向量, u 为样本集的平均向量,

$$\text{即 } u = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^{m \times n} x_i。$$

设 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{m \times n}\}$ 为 C_x 从大到小排列的特征值, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{m \times n}\}$ 为相应的正交特征向量,根据 PCA 原理,取 C_x 大于零特征值 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_r > 0$) 对应的特征向量组成特征空间,不妨设为 $U_r = \{u_1, u_2, \dots, u_r\}$,则样本图像可以通过 $U_r^T X_i$ 向 U_r 张成的空间投影获得一组坐标系数,该组系数即可作为图像的特征。

与传统 PCA 不同,2D-PCA^[3] 无需预先将图像转换为一维向量,它是一种利用图像二维矩阵直接计算图像协方差矩阵,从而获得特征向量的方法。考虑图像集 $\{X_1, X_2, \dots, X_M\}$,其中每幅图像大小都为 $m \times n$,样本集均值为 U ,此时采用 2D-PCA 求解特征空间的协方差矩阵为

$$C_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (X_i - U)^T (X_i - U)$$

如果考虑到样本的所属类别,可对上述 2D-PCA 进行如下改进:设训练样本是有类别标签 $w_i (i=1, 2, \dots, c)$ 的 (c 为类别总数),每个类别的先验概率为 P_i ,类内样本均值为 $\bar{X}_i$,此时样本集的协方差矩阵为

$$C_x = \sum_{i=1}^c P_i \sum_{X_k \in w_i} (X_k - \bar{X}_i)^T (X_k - \bar{X}_i)$$

2D-PCA 方法较 PCA 在计算速度和精度上都有一定程度的提高。然而,该方法在实际应用,特别是实时应用中,还是存在生成的协方差矩阵过大的问题,直接影响了运算速度。

3 基于多频带 2D-PCA 特征的虹膜图像识别算法

本文虹膜识别算法包括如下过程:首先对原始图像进行预处理操作,以期得到更加精确的虹膜图像;然后将获得的图像矩阵进行多频带 2D-PCA 处理,计算样本集特征空间,其中预处理后的图像需要进行二维离散小波变换,取小波系数的两个中频子带作为 2D-PCA 的输入空间,并利用特征空间求训练样本的特征向量,形成特征库;在识别阶段求未知样本的特征向量并在特征库中进行多模板匹配,最后根据匹配结果利用 K 邻法^[7]和阈值法得到识别结果。算法的总体过程如图 1 所示。



图1 本文算法的总体流程图

3.1 图像的预处理

人工采集的虹膜图像包含虹膜、瞳孔、睫毛在内的很多信息,其质量容易受到瞳孔收缩、光照不均等因素的影响。为此本文算法在应用多频带 2D-PCA 算法之前,首先对原始图像进行了虹膜定位、归一化以及纹理增强 3 个预处理操作^[6]。

(1) 虹膜定位操作

虹膜定位的目的就是从一幅眼部图像中把虹膜区域分离出来。根据 Daugman 的经典虹膜识别算法,本文采用了 Canny 变换和改进的 Hough 变换^[5]相结合的方法来完成虹膜的定位。

首先利用 Canny 变换对虹膜的边缘,也就是瞳孔的外边缘进行粗定位。由于圆的一条水平弦与圆两交点横坐标的中值为圆心横坐标,而圆的一条竖直弦与圆两交点纵坐标的中值为圆心的纵坐标,这样选取瞳孔外边缘的若干条水平弦和竖直弦,可以得到一系列圆心横坐标和纵坐标。对这些坐标采取投票策略,可以得到虹膜圆心的粗值。

利用改进的 Hough 变换来得到虹膜圆心以及内外半径的精确定位。如果按照传统的 Hough 变换求解圆,要以圆心横纵坐标和半径 3 个参数在整个图像中进行搜索,非常耗时。在已知瞳孔圆心坐标粗值的情况下,则可以利用下面改进的 Hough 搜索算子进行圆心及内外半径的精确定位。

$$\text{sum}_{(x,y) \in [x_0 \pm r, y_0 \pm r]} I[x + k\Delta r \cos(m\Delta\theta), y + k\Delta r \sin(m\Delta\theta)] \quad (1)$$

其中, (x_0, y_0) 为虹膜圆心粗值, (x, y) 为以 (x_0, y_0) 为中心、长和宽均为 $2 \times r + 1$ 的矩形内一点, I 为虹膜图像像素的灰度值, Δr 为一个很小的半径增量, $\Delta\theta$ 为角度增量(本文取 $\Delta\theta = 1^\circ$)。

由此搜索算子以 (x, y) 为圆心,逐步增加半径,记录同一 (x, y) 前后两个 k 值对应结果的增量。随着半径的增大,这个增量在虹膜半径范围内得到的一个极大值,对应的 (x, y) 和 $k\Delta r$ 就是虹膜的圆心和内边缘半径;继续搜索,在虹膜外半径范围内再一次得到极大值时,即可得到对应的外边缘半径。

(2) 归一化

为了减小由于瞳孔大小变化而产生的虹膜纹理弹性形变对实验结果的影响,需要对定位后的虹膜区域进行归一化操作。

假设虹膜内半径为 R ,以虹膜圆心 (x_0, y_0) 为极点,水平向右的方向为极轴,逆时针方向为角度正方向,组成极坐标系。虹膜中任一点 $p(r, \theta)$,就可以映射到以 $r - R$ 为纵坐标、 θ 为横坐标的矩形中的一点,从而把环形的虹膜图像映射成一个矩阵图像,实现虹膜图像的归一化。

本文实验可将虹膜区域归一化为 60×360 的矩形图像。由于虹膜外边缘容易受到下眼睑以及睫毛的影响,内边缘也可能受到瞳孔的影响,因此本文在归一化后的矩形图像中选取大小为 45×360 的中间部分作为下一步实验的有效矩阵。

(3) 纹理增强

最后采用直方图均衡算法对归一化后的矩形进行纹理增

强,减少由于光照不均对虹膜纹理产生的影响。

3.2 多频带 2D-PCA 特征提取

在对预处理图像应用 2D-PCA 之前,首先对其进行了三级小波变换。由于小波系数每个尺度上的两个中频子带分别表示了图像水平和垂直方向的高频信息,考虑到预处理后的虹膜图像具有更强的水平和垂直方向纹理信息,本文选取两个第三级中频子带作为 2D-PCA 独立的输入空间(如图 2 所示),这样每个样本都可以得到两个特征向量;合并两特征向量并且进行符号量化,获得最终的特征向量。

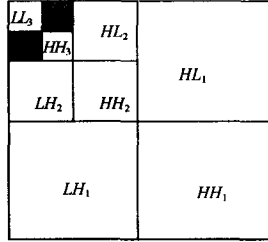


图 2 2D-PCA 独立的输入空间示意图(阴影区域)

设已知类别图像集 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, 未知图像集 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$, 本文基于多频带 2D-PCA 的特征提取算法如下所述。

Step1 对 X_i 进行三级离散小波变换,得到三级小波中频系数 X_{i_HL3} 和 X_{i_LH3} 。同样对 Y_i 进行三级离散小波变换,得到两组三级小波中频系数 Y_{i_HL3} 和 Y_{i_LH3} ;

Step2 分别以 X_{i_HL3} , X_{i_LH3} 作为 2D-PCA 的输入空间,计算得到各自的特征空间 U_{HL} 和 U_{LH} 。

Step3 把 X_{i_HL3} , X_{i_LH3} 向 U_{HL} 和 U_{LH} 投影,由 2D-PCA 原理,每个样本得到两个特征向量 $vector_{HL}[0, \dots, m \times r - 1]$ 和 $vector_{LH}[0, \dots, m \times r - 1]$ (其中 r 的含义参见式(1)),合并两个特征向量为 $vector[0, \dots, 2 \times m \times r - 1]$,并按下列式(2)进行符号量化。

$$\begin{aligned} \text{if}(vector[i] \leq 0) \quad & vector[i] = 0; \\ \text{else} \quad & vector[i] = 1; \end{aligned} \quad (2)$$

将符号化后的 $vector[i]$ 作为样本特征向量。

对所有训练样本求特征向量,形成样本特征库。

Step4 把 Y_{i_HL3} 和 Y_{i_LH3} 向 U_{HL} 和 U_{LH} 投影,获得两个特征向量,合并两个特征向量并采用与 Step3 相同的做法获得未知样本的特征向量。

3.3 特征识别

本文采用 Hamming 距离^[5]对未知样本的特征向量在特征库中进行多模板匹配。Hamming 距离定义为

$$HD = \frac{1}{2 \times m \times r - 1} \sum_{i=0}^{2 \times m \times r - 1} vector_A[i] \oplus vector_B[i] \quad (3)$$

其中, $2 \times m \times r$ 为特征向量的维数, $vector_A[i]$, $vector_B[i]$ 分别为虹膜未知样本和样本库中样本的特征向量, $\oplus$ 表示按位异或算子。

由于算法中 2D-PCA 和离散小波变换对于原始图像的旋转都比较敏感,为了提高特征向量的鲁棒性,在识别阶段本文采用了基于不同起始角度的归一化处理。具体过程如下。

Step1 在预处理的归一化阶段,以水平向右为 0 度的方向设置 11 个归一化起始角度,分别为 $\{-9, -6, -4, -2, -1, 0, 1, 2, 4, 6, 9\}$,其中设顺时针方向为角度增加方向。

Step2 首先选取第一个角度 -9 进行归一化处理,计算并存储得到的归一化矩阵图像,并将其设置为当前处置矩阵。

Step3 以当前矩阵完成纹理增强预处理,并按照 3.2 节所述的过程进行多频带 2D-PCA 特征向量提取。

Step4 选取下一个起始角度,进行归一化处理,获得相应的归一化矩阵图像,并将其设置为当前处置矩阵,转向 Step3,直到所有起始角度均已处理完毕。

经过上述过程处理后,每个未知样本便可以得到对应于不同归一化初始角度的 11 个特征向量 $vector_j[i]$, 其中 $j = \{1, 2, 3, \dots, 11\}$ 。

根据本文的多起始角度归一化的情况,对式(3)所示的同样本之间的 Hamming 距离进行了重新定义,参见式(4)。

$$HD = \min_j \left(\frac{1}{2 \times m \times r - 1} \sum_{i=0}^{2 \times m \times r - 1} vector_{A_j}[i] \oplus vector_B[i] \right) \quad (4)$$

其中, $vector_{A_j}[i]$ 为某未知样本第 j 个归一化起始角度对应的特征向量, $vector_B[i]$ 为任一样本库中的特征向量。

算法实现过程中,在测试阶段首先对未知样本特征向量在特征库中进行 Hamming 距离多模板匹配,获得的匹配结果首先运用 K 邻法则确定未知样本所属类别,即在特征库中找出未知样本的 K 个 Hamming 距离近邻,根据这 K 个近邻中属于哪一类最多,则把未知样本归属于哪一类,这里 K 的取值可以根据已知样本中每一类样本的数量通过实验统计获得。利用 K 邻法则把未知样本归类后,求未知样本和此类别所有样本 Hamming 距离的均值。如果该均值小于某一固定阈值,则接受样本,否则予以拒绝。

4 实验结果及分析

采用中科院自动化研究所提供的 CASIA^[8] 虹膜图像库进行测试。CASIA 包括 80 人、108 只不同眼睛的虹膜图像样本,每只眼睛有 7 幅 8b 的灰度图像。实验选取图像库中 30 类样本每类中的后 4 个样本作为训练样本,前 3 个作为考试样本,共进行 360 次类内比较和 10440 次类间比较,这符合公认的生物识别算法测试标准^[9]。实验中离散小波选用常用的 Daubechies-4 小波^[10]; 2D-PCA 的输入空间为 6×45 维的矩阵。

图 3 给出了算法预处理过程的效果图,图 4 显示了特征空间列数 r 的取值和识别结果以及错误率的关系。从图 4 可以看出,当 r 取值较小时,因为特征空间维数较小,特征的稳定性得不到保证,识别效果并不好;随着 r 的增长,识别效果在总的趋势上不断变好;直到 $r=45$ 时,才能够得到较高的识别率和较低的错误率。

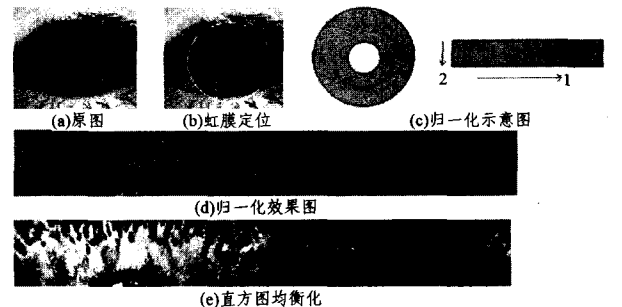


图 3 虹膜预处理效果图

另外,因为同类虹膜信息分布具有相关性,而不同类虹膜则无此特性,所以本文对未知样本归一化时做旋转不变处理,理论上可以减小同类样本之间的 Hamming 距离,而不同类样本间的距离则应该呈现不规则变化,所以对识别结果具有

积极作用。图 4 的实验结果也验证了这一点。

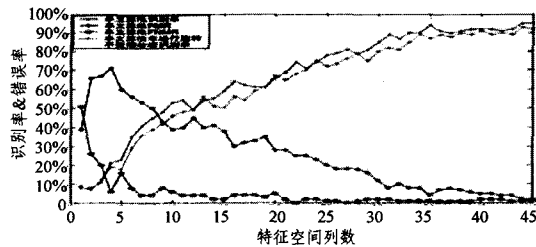


图 4 特征空间大小与识别率、FMR(错误拒绝)、FNMR(错误接受)之间的对应图

图 5 是对 $r=45$ 时类内样本比较和类间样本比较的 Hamming 距离的分布直方图。从图中可以看出,类内对比结果数据比较分散,且 Hamming 距离较小;类间对比结果数据比较集中,且 Hamming 距离较大。说明本文算法可以有效地区分不同类别样本。实验验证,取 $k=5$ 和阈值为 0.34,可以得到较快的识别速度和较好的识别效果,此时识别正确率可达到 95% 以上。

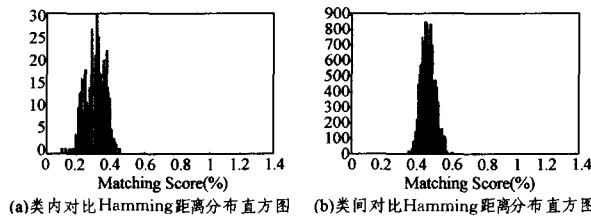


图 5 $r=45$ 时样本比较 Hamming 距离分布直方图

此外,对本文提出的算法与 2D-PCA 和文献[3]中提出的基于小波系数直接量化获得特征向量的识别方法(简记 Lim 算法)等进行了对比,实验结果如表 1 和表 2 所列。

表 1 本文算法和 Lim、2D-PCA 算法识别能力比较

算法	识别正确率(%)	错误率(%)
2D-PCA	89.6	11.5
Lim	93.4	6.5
Proposed	95.1	4.9

表 2 本文算法和 PCA、2D-PCA 算法复杂度比较

算法	训练矩阵维数	协方差矩阵维数	输入空间个数
PCA	48×360	17280×17280	1
2D-PCA	48×360	360×360	1
Proposed	6×45	45×45	2

从表 1 和表 2 可以看出,本文提出的多频带 2D-PCA 算法,降低了 2D-PCA 输入空间的维数,同时使得 2D-PCA 的输入空间刻画识别样本特征的能力得到增强。而且由于选取不同子带的小波系数作为 2D-PCA 的输入空间,因而增强了算法的鲁棒性。实验表明,无论对比小波系数直接量化方法、PCA 方法或者 2D-PCA 方法,该算法在识别效果和识别时间上均有一定程度的改进。

结束语 为了获得更好的虹膜识别效果和更快的识别速度,本文提出了一种多频带 2D-PCA 的虹膜识别算法。该算法在保持识别效果和提高识别速度的前提下,通过设置多个归一化起始角度,使算法具有虹膜图像旋转不变的特性。同时采用小波的方向子带作为输入空间,提高了算法对形变和噪音的鲁棒性。实验结果验证了所提算法的有效性。

参考文献

[1] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for Recognition[J]. Cognitive Neuroscience J, 1991, 3(1): 71-86

[2] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Tow - dimensional PCA : A New Approach to Appearance -based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137

[3] Lim S, Lee K, Bveon O, et al. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier [J]. ETRI Journal, 2001, 23(2): 61-70

[4] 明星, 刘元宁, 等. 基于平移不变预处理的小波变换的虹膜识别算法[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(7): 1186-1193

[5] 李弼程, 彭天强, 等. 智能图像处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004

[6] Daugman J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Trans, PAMI, 1993, 15(11): 1148-1161

[7] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000

[8] CASIA Iris Image Database[OL]. <http://www.sinobiometrics.com>, 2005

[9] Mansfield A J, Wayan J L. Best practices in testing and reporting performance of biometric devices [R]. CMSC14 /02. Middlesex, U. K. ; National Physical Laboratory, 2002

[10] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition; The wavelet representation [J]. IEEE Trans, PAMI, 1998, 20(7): 674-693

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

[12] Jain A, Ratha N, Lakshmanan S. Object Detection Using Gabor Filters[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(2): 295-309

[13] Turner M R. Discrimination by Gabor Functions[J]. Biol. Cybern, 1986, 55(2): 71-82

[14] Daugman J. Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial frequency and Orientation Optimized by Two-dimensional Visual Cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, A. 2: 1160-1169

[15] Dunn D F, Higgins W E. Optimal Gabor Filters for Texture Segmentation[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1995, 4(7): 947-964

[16] 刘中伟, 章毓晋. 综合利用颜色和纹理特征的图像检索[J]. 通信学报, 1999, 20(5): 36-40

[17] 张瑜慧. 基于 SVM 的语义图像检索技术的研究和实现[D]. 扬州: 扬州大学, 2007

[18] 杨丽华. 复杂室外环境下景物识别算法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2008

(上接第 276 页)

[14] Daugman J. High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence[J]. Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148-1161

[15] Jain A, Ratha N, Lakshmanan S. Object Detection Using Gabor Filters[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(2): 295-309

[16] Turner M R. Discrimination by Gabor Functions[J]. Biol. Cybern, 1986, 55(2): 71-82

[17] Daugman J. Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial frequency and Orientation Optimized by Two-dimensional Visual Cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, A. 2: 1160-1169