

基于 PCA 和 ICA 的虹膜识别方法

孙农亮 于雯雯 曹茂永

(山东科技大学 信息与电气工程学院, 青岛 266510)

摘要 为了提高虹膜识别的正确率,提出了利用主成分分析(PCA)与独立成分分析(ICA)相结合的方法,来对虹膜进行识别的方法。用该方法进行虹膜识别时,首先对预处理后的虹膜图像,利用 PCA 算法进行去二阶相关和降维处理;然后再进行 ICA 训练。ICA 训练采用了以下两种方法:方法 1,将参与 ICA 训练的图像看作是随机变量,而将图像中的像素值看作是随机实验结果,ICA 训练后即可得到相互独立的 ICA 虹膜基图像;方法 2,将图像中的像素值看作是随机变量,而将图像看作是随机实验结果,ICA 训练后即得到相互独立的 ICA 系数。采用 CASIA 虹膜数据库进行的试验结果表明,基于 PCA 和 ICA 的虹膜识别算法在两种训练方式下的正确识别率分别达到 98.89% 和 98.33%。

关键词 虹膜识别 主成分分析 独立成分分析 非监督学习

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)09-1701-06

An Iris Recognition Algorithm Based on Principle Component Analysis and Independent Component Analysis

SUN Nong-liang, YU Wen-wen, CAO Mao-yong

(College of Information and Electrical Engineering Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510)

Abstract A new iris recognition algorithm, based on PCA and ICA, is proposed in this paper. Firstly, PCA was applied to the iris images in order to reduce dimension and second order correlation, then ICA was applied to train iris images. In our algorithm, ICA was performed on iris images in the CASIA database under two different architectures, of which one treated the image as random variables and the pixels as outcomes, while the other treated the pixels as random variables and the images as outcomes. The first architecture found spatially independent basis images for the iris. The second architecture used ICA to find a representation in which the coefficients used to code images were statistically independent. No matter which architecture we used to train the iris images, the proposed algorithm was effective.

Keywords Iris recognition; principal component analysis (PCA); independent component analysis (ICA); unsupervised learning

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。其中基于生物特征的身份鉴别技术是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”3个特点,并具有稳定、便捷、不易伪造等优点。目前,基于生物特征的身份识别技术已经成为了研究的热点。据统计,到目前为止,虹膜识别的错误率是各种生物特征(指纹、脸像、声音等)识别技术中最低的^[1]。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60472047)

收稿日期:2006-12-22;改回日期:2007-03-26

第一作者简介:孙农亮(1962~),男,副教授,2007年于山东科技大学获工学博士学位。主要研究方向为图像处理与模式识别、机器视觉。E-mail:nl;-jackson@vip.163.com

主成分分析(PCA)是基于信号二阶统计特性的分析方法。其目的是去掉图像各分量之间的相关性,以降低处理的数据量和节省运算时间,其可用于图像数据的压缩。独立成分分析(ICA)是基于信号高阶统计特征的分析方法。其目的是将图像分量分解为相互独立的成分。因此,如果将主成分分析与独立成分分析相结合,应用于虹膜识别,则不仅可以降低参与 ICA 学习的向量的维数,而且还能将虹膜图像中的高阶信息用于识别,以提高虹膜识别的识别率。

2 主成分分析

主成分分析又称 K-L 变换,其目的是设计一种变换,以便将数据集转化为由维数较少的“有效”特征成分来表示,而不减少原始数据所包含的内在信息内容,并使其在最小均方误差下达到维数压缩的目的。

设 $x_i \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 是集合 X 的 m 个样本,样本均值向量记为 \bar{x} ,则样本的协方差矩阵 C 可表示为

$$C = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \in \mathbf{R}^{n \times n} \quad (1)$$

令矩阵 $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$,其中 p_1, p_2, \dots, p_n 是协方差矩阵的特征向量,被称为主成分轴,或 K-L 变换轴。定义 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m] \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 是由样本向量组成的集合(矩阵), $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m] \in \mathbf{R}^{r \times m}$ 是由重建向量组成的集合(矩阵),若要求集合 X 中的样本向量变换后的维数为 r 维,则需选用与前 r 个最大特征值对应的特征向量 p_1, p_2, \dots, p_r 作为变换轴,其变换后得到的集合 Y 中的重建向量是集合 X 中的样本向量的 r 维最小均方误差重建向量。其中,

$$Y = P_r^T X, P_r = [p_1, p_2, \dots, p_r] \in \mathbf{R}^{n \times r} \quad (2)$$

因此,主成分分析方法是一种最小均方误差下的最优维数压缩方法。

3 独立成分分析

3.1 Informax 算法

假定从 n 个通道获得 n 个观测信号 f_i ($i = 1, 2, \dots, n$),其中每个观测信号都是 m 个相互独立的源信号 s_j ($j = 1, 2, \dots, m$) 的线性混合,即

$$f_i = \sum_{j=1}^m a_{i,j} s_j \text{ 或 } \mathbf{f} = \mathbf{A} \mathbf{s} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{f} = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T$ 是观测信号向量, $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$ 是源信号向量, \mathbf{A} 是未知的 $n \times m$ 维的混合矩阵。

ICA 的目的是找到一个对 \mathbf{f} 进行线性变换的矩阵 \mathbf{W} ,使得 \mathbf{f} 经变换后得到的新向量 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W} \mathbf{f} = \mathbf{W} \mathbf{A} \mathbf{s}$ 为源信号的估计。

基于上述的 ICA 模型,ICA 的核心问题是求解分离矩阵 \mathbf{W} 。目前常用的 ICA 模型估计方法有:信息最大化(Informax)法^[2]、互信息最小(负熵最大化)法^[3]、极大似然估计法^[4]等。

Informax 算法^[5]最早由 Linsker 提出,他认为生物系统对信息的处理遵守信息传输最大化准则,并以此导出了一类神经网络的自组织算法——Informax 算法。本文采用了 Bell 和 Sejnowski 在 1995 年提出的信息最大化(Informax)算法作为分离矩阵 \mathbf{W} 的求解方法。

设 \mathbf{x} 是任意一个外界环境输入的 n 维随机向量。定义分离矩阵 \mathbf{W} 是 $n \times n$ 维的可逆阵, $\mathbf{u} = \mathbf{W} \mathbf{x}$,且 $\mathbf{y} = g(\mathbf{u})$ 是代表神经元输出的 n 维随机向量,其中 $g(\cdot)$ 是可逆单调非线性的压缩函数,用于把实数压缩到 $[0, 1]$ 之间。在 Bell 和 Sejnowski 提出的算法中,非线性函数为 Sigmoid 函数

$$g(u_i) = \frac{1}{1 + e^{-u_i}} \quad (4)$$

算法通过将梯度上升准则作用于 \mathbf{Y} 的熵值来改变分离矩阵 \mathbf{W} ,其中 \mathbf{Y} 是由多个随机向量 \mathbf{y} 构成的矩阵,从而使向量 \mathbf{x} 与向量 \mathbf{y} 之间的互信息最大。梯度上升准则为

$$\Delta \mathbf{W} \propto \nabla_{\mathbf{W}} H(\mathbf{y}) = (\mathbf{W}^T)^{-1} + (1 - \mathbf{y}) \mathbf{x}^T \quad (5)$$

其中, T 表示矩阵转置, $H(\mathbf{y})$ 是向量 \mathbf{y} 的熵, $\nabla_{\mathbf{W}} H(\mathbf{y})$ 是熵的梯度矩阵。

当输入和输出是由多个随机向量组成的向量集时,若定义 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为反映外界环境输入的矩阵, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 为反映神经元输出的矩阵,则可以采用使输出 \mathbf{Y} 的联合熵最大化的方式来使得各个输出向量趋向统计独立。

在对输入矩阵 \mathbf{X} 进行 ICA 学习之前进行白化处理可以提高算法的速度^[6]。设 \mathbf{X} 中的各个向量是中心化后的向量,即 $\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \text{mean}(\mathbf{x}_i)$,则白化矩阵 \mathbf{W}_z (Z 表示 ZCA) 定义为

$$\mathbf{W}_z = 2 \times (\text{Cov}(\mathbf{X}))^{-\frac{1}{2}} \quad (6)$$

白化处理后参与 ICA 学习的矩阵为 XW_z 。此时, ICA 总的变换矩阵 W_1 (I 表示 ICA) 为分离矩阵 W 和白化矩阵 W_z 的乘积, 即

$$W_1 = WW_z \quad (7)$$

由 $U = WX$ 可得到 $X = W^{-1}U$ 。因为 ICA 学习的过程可使得 U 中的各个分量趋向独立, 所以分离矩阵 W 的逆 W^{-1} 可以看作是源混合矩阵, $U = WX$ 可以看作是对独立源 S (由源信号向量 s 构成的矩阵) 的最大可能估计。

3.2 ICA 的两种学习方式

设参与 ICA 学习的输入矩阵 X 是 n 行 m 列的矩阵, 则可以将 X 的每一列看作是一个随机试验的结果, 而将 X 的第 i 行看作是随机向量 x_i 在 m 次独立试验中的结果。这样就可对向量 x_1, x_2, \dots, x_n 进行如下的概率分布定义: X 的每一列的累积概率为 $1/m$ 。基于该概率分布, 独立性可以定义为: 若向量 x_i 中各个列的值不能由其余向量 $x_j (j = 1, 2, \dots, n, i \neq j)$ 中的相应列的值线性组合而成, 则称 X 的第 i 行和第 j 行相互独立。

当把每幅图像堆积形成图像向量存储到输入矩阵 X 之后, 就可用以下两种方式 (如图 1 所示) 对图像进行 ICA 的学习:

(1) 输入矩阵 X 的行向量由图像向量组成。在该方式下, 图像被看作是随机变量, 图像的像素值被看作是随机试验的结果。此时, 即可讨论图像之间的独立性, 即若第 i 幅图像 I_i 中的各像素值不能用第 j 幅图像 I_j 中的各像素值线性组合表示, 则第 i 幅图像 I_i 和第 j 幅图像 I_j 是相互独立的。

(2) 将方式 1 中的输入矩阵 X 转置, 使输入矩阵 X 的列向量由图像向量组成。在该方式下, 图像中的像素值被看作是随机变量, 而图像则是随机试验的结果。此时, 即可讨论像素值之间的独立性, 即若各幅图像的第 i 个像素 P_i 不能用其余各幅图像的第 j 个像素 P_j 的线性组合表示, 则像素 P_i 和像素 P_j 是相互独立的。

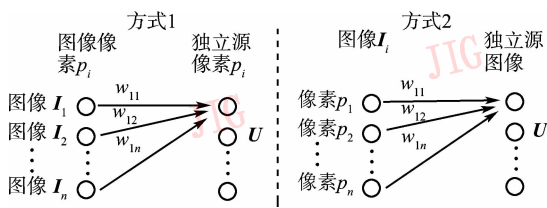


图 1 ICA 两种学习方式

Fig. 1 Two architectures of performing ICA on images

4 基于 PCA 和 ICA 的虹膜识别

4.1 图像预处理

为了得到好的识别效果, 必须对虹膜图像进行预处理, 以得到更好的图像质量和更有利于虹膜特征的提取。本文采用的图像预处理包括以下虹膜图像的定位、虹膜图像的规格化以及虹膜图像的增强 3 个步骤。

本文采用了基于 Canny 边缘检测和圆 Hough 变换的方法^[7]来定位虹膜区域的内外边界。

在虹膜图像规格化阶段, 本文以瞳孔的中心与虹膜中心连线的中点为圆心, 先在虹膜区域沿半径增加的方向截取 64 个采样点, 然后在每个圆周沿角度增加的方向截取 512 个采样点, 并将不同尺寸的虹膜区域规格化到相同的尺寸, 同时补偿了由于光照引起的瞳孔大小的变化。

规格化后即得到大小为 64×512 pixels 的虹膜图像 (如图 2(c) 所示)。为了消除不同的光照背景对虹膜图像的影响以及增强虹膜图像的对比度, 本文采用了文献[8]中的图像增强方法进行增强, 增强后的图像如图 2(e) 所示。

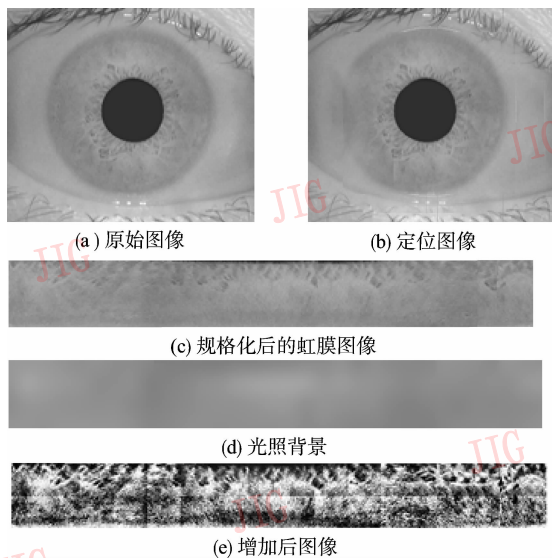


图 2 虹膜图像预处理

Fig. 2 Image preprocessing

4.2 特征提取

4.2.1 ICA 学习方式 1 的特征提取

在方式 1 下, ICA 学习的目的是寻找统计独立的基图像。ICA 通过寻找分离矩阵 W 来得到 $U = WX$ 中的各行向量, 以使得虹膜图像的基图像向

量,趋向于统计独立,其中 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$. 虹膜图像集 X 可以看作是由这组基图像 U 线性组合而成,即 $X = W^{-1}U = \sum_{i=1}^n b_i u_i$, 线性组合系数向量是混合矩阵 $W^{-1} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ 中的向量。

为了降低参加 ICA 学习的向量的维数,应对输入矩阵 X 进行 PCA 训练,首先得到矩阵 P_m ,其列向量为前 m 个最大主成分轴向量;然后本文将矩阵 P_m^T 作为参加 ICA 学习的矩阵,通过寻找分离矩阵 W 来得到 U 的各行向量,并使得表示虹膜图像的基图像趋向于统计独立。因此,输入矩阵 X 中的每幅虹膜图像就可以表示为该组基图像的线性组合,线性组合系数推导如下:

设输入矩阵 X 中的图像向量为中心化后的图像向量,则可通过对 X 做 PCA 训练来得到 $R_m = XP_m$, R_m 是系数矩阵,且输入矩阵 X 的最小均方差后的重建矩阵为 $\hat{X} = R_m P_m^T$ 。

ICA 的变换矩阵为 $W_1 = WW_z$, 其中, W_z 是式 (6) 中定义的白化矩阵。因此有

$$W_1 P_m^T = U, P_m^T = W_1^{-1} U \quad (8)$$

故

$$\hat{X} = R_m P_m^T = R_m W_1^{-1} U \quad (9)$$

$R_m W_1^{-1}$ 中的各行向量就是基于 U (由多个基图像构成的矩阵) 中基图像的重建输入矩阵 X 的各系数向量,因此,虹膜图像的 ICA 系数向量即为矩阵 B 中的各行向量,即

$$B = R_m W_1^{-1} \quad (10)$$

对于待识别的虹膜图像向量 x_{test} 有

$$r_{test} = x_{test} P_m \quad (11)$$

$$b_{test} = r_{test} W_1^{-1} \quad (12)$$

在方式 1 下,虹膜图像的特征向量为基于 U 中的基图像,重建虹膜图像的 ICA 系数向量,即训练集中图像的特征向量为矩阵 B 的行向量,而待识别图像的特征向量则为 b_{test} ,其虹膜图像合成模型如图 3 所示。

4.2.2 ICA 学习方式 2 的特征提取

在方式 2 中,ICA 学习的目的是寻找一种虹膜图像的表达式,使得虹膜图像的系数是统计独立的。

定义输入矩阵 X (与方式 1 中的不同) 的各列向量为中心化之后的图像向量,如果矩阵 $A \triangleq W^{-1}$ 中的列向量被看作是虹膜的基图像向量,则基于该组

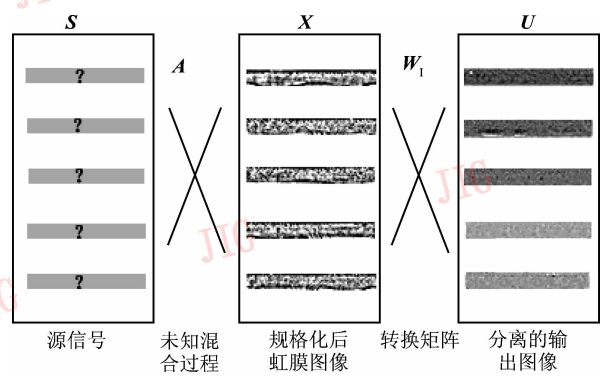


图 3 方式 1 虹膜图像 ICA 模型

Fig. 3 Image synthesis model under arch. 1

基图像的虹膜图像的 ICA 系数向量即为矩阵 $U = W_1 X$ 中的列向量。由于 ICA 学习可使输出的 U 趋向于统计独立,因此, U 可以看作是对虹膜图像的阶乘编码 (factorial code)。

为了降低参加 ICA 学习的向量的维数,可先对输入矩阵 X 进行 PCA 训练,然后将得到的前 m 个最大主成分轴对应的 PCA 系数向量作为进行 ICA 学习的向量,即 ICA 学习矩阵为 R_m 。因此,基于 $A \triangleq W^{-1}$ 中的列向量,重建的虹膜图像的 ICA 系数向量即为矩阵 U 的列向量,其中,

$$W_1 R_m^T = U \quad (13)$$

由于 ICA 的变换矩阵 W_1 的维数是 $m \times m$, 因此,矩阵 U 中图像的 ICA 系数向量的维数是 m 维。

对待识别的虹膜图像向量 x_{test} 有

$$r_{test} = x_{test} P_m \quad (14)$$

$$W_1 r_{test}^T = u_{test} \quad (15)$$

在方式 2 下,虹膜图像的特征向量为基于 $A \triangleq W^{-1}$ 中基图像的重建虹膜图像的 ICA 系数向量,即训练集中图像的特征向量为矩阵 U 的行向量,待识别图像的特征向量为 u_{test} 。其中虹膜图像合成模型如图 4 所示。

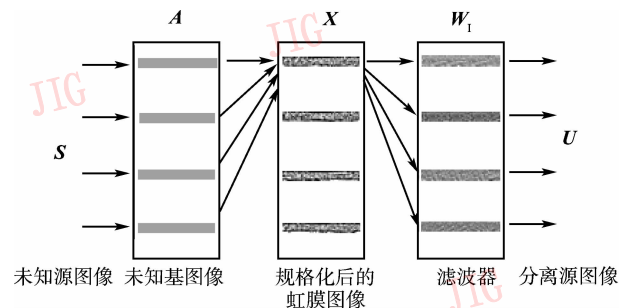


图 4 方式 2 虹膜图像 ICA 模型

Fig. 4 Image synthesis model under arch. 2

4.3 虹膜识别

虹膜识别时,本文将表示虹膜图像的 ICA 系数向量作为虹膜图像的特征向量,并采用基于余弦的最近邻分类器进行分类。

由于经 ICA 学习后,所提取的特征向量的长度是不同的,所以,当分类器为最近邻分类器时,采用余弦作为度量值要比采用欧氏距离作为度量值能使 ICA 取得更好的分类效果。而在度量长度相同向量的相似程度时,采用余弦作为度量值与用欧氏距离作为度量值的效果是相同的。

$$d^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2 - 2\|\mathbf{x}\|\|\mathbf{y}\|\cos(\alpha) \quad (16)$$

当 $\|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{y}\|$ 时,

$$\min_y d^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \max_y \cos(\alpha) \quad (17)$$

设 \mathbf{v}_{test} 为待识别的虹膜图像的特征向量, $\mathbf{v}_{\text{train}}$ 为参与训练的已知类别的虹膜图像的特征向量,则 \mathbf{v}_{test} 与 $\mathbf{v}_{\text{train}}$ 之间的余弦定义为

$$c = \frac{\mathbf{v}_{\text{test}} \cdot \mathbf{v}_{\text{train}}}{\|\mathbf{v}_{\text{test}}\| \|\mathbf{v}_{\text{train}}\|} \quad (18)$$

则基于余弦的最近邻距离为

$$d = 1 - c = 1 - \frac{\mathbf{v}_{\text{test}} \cdot \mathbf{v}_{\text{train}}}{\|\mathbf{v}_{\text{test}}\| \|\mathbf{v}_{\text{train}}\|} \quad (19)$$

\mathbf{v}_{test} 将被归类到与之距离最小的 $\mathbf{v}_{\text{train}}$ 所在的类别。

5 试验结果与分析

5.1 虹膜图像库

本文实验是采用中国科学院自动化研究所提供的 CASIA 虹膜图像数据库^[9]。CASIA 虹膜图像数据库包括 80 人(其中男 62 人,女 18 人) 108 只不同眼睛的虹膜图像样本,每只眼睛有 7 幅 8bits 灰度图像,其中 3 幅是第 1 阶段拍摄的,4 幅是第 2 阶段拍摄的,分辨率为 320×280 。对每一个类别,试验时,选择了第 1 阶段拍摄的 3 幅图像进行训练,而对第 2 阶段拍摄的 3 幅图像进行测试。

图 5 给出了数据库中同一个人参与训练的和识别的虹膜图像。前 3 幅为参与训练的图像,后 3 幅为参与识别的图像。

5.2 试验结果与分析

在两种方式下的虹膜基图像如图 6、图 7 所示:

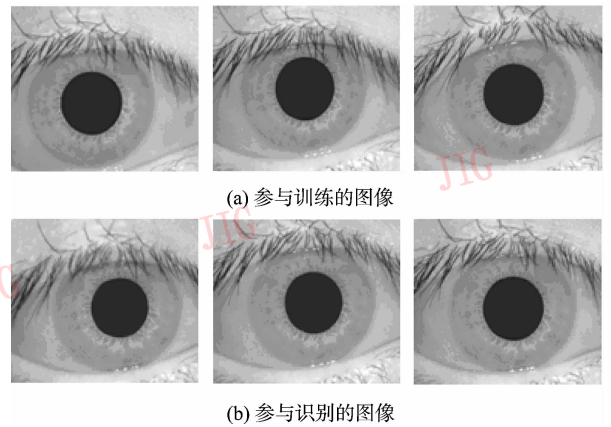


图 5 参与训练和识别的虹膜图像示例

Fig. 5 Six image of one person in CASIA database

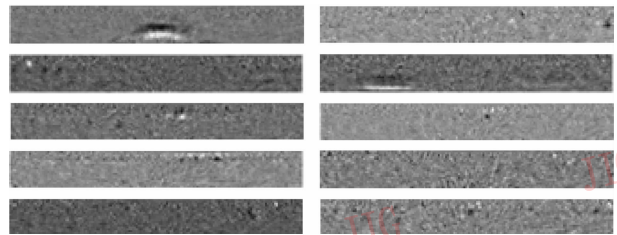


图 6 方式 1 虹膜基图像示例

Fig. 6 Basis images under arch. 1

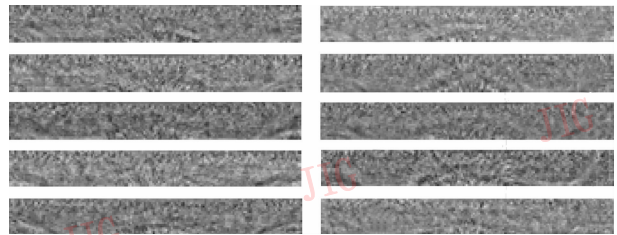


图 7 方式 2 虹膜基图像示例

Fig. 7 Basis images under arch. 2

在两种方式下的识别率如表 1 所示:

表 1 不同特征提取方式下的识别率

Tab. 1 Comparisons of recognition under different feature extraction methods

特征提取方式	ICA	
	方式 1	方式 2
识别率 (%)	98. 89	98. 33

由表 1 可以得出,将 PCA 和 ICA 相结合应用在虹膜特征提取是有效的,而且其识别率要高于文献[10]算法的识别率。

本文采用了 Bell 和 Sejnowski 提出的 Informax

算法,分别给出了两种 ICA 的学习方式下的虹膜识别率。在该算法中,非线性压缩函数为 Sigmoid 函数。由于该函数的微分所表示的概率分布函数是超高斯的(峭度为正),因此,采用该函数就意味着假定将虹膜图像信号看作是具有超高斯概率分布源信号的盲分离。但由于实际上混合信号中往往既含有超高斯信号,又含有亚高斯分布(峭度为负)的信号,因此,在后续工作中,应考虑采用新的非线性压缩函数,使之可以实现超高斯信号和亚高斯信号的同步分离。

通过对误识别的虹膜图像进行的观察可见,部分错误识别是由于虹膜部分被眼睑遮挡过多而引起的(如图 8 所示)。这就需要在后续的工作中,引入对虹膜图像进行质量评价的步骤,以便对遮挡过多、质量较差的图像在预处理阶段进行预先判断,从而进一步提高识别率。

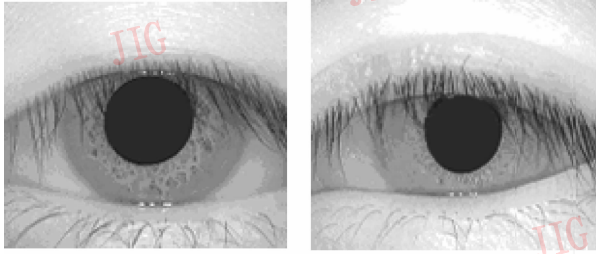


图 8 错误识别图像的示例

Fig8 Example of wrongly recognized image

6 结 论

本文提出了一种将 PCA 和 ICA 相结合应用于虹膜特征提取的方法。PCA 用于降低参与 ICA 学习的向量的维数,而 ICA 则用于虹膜特征向量的提取,试验结果表明,该方法可取得较好的识别效果。

致 谢

感谢中国科学院自动化研究所提供的 CASIA 虹膜图像数据库(版本 1.0)。

参考文献 (References)

- 1 Mansfield T, Kelly G, Chandler D, *et al.* Biometric Product Testing Final Report [R]. Issue 1.0, National Physical Laboratory of UK, Teddington, Middlesex, UK, 2001.
- 2 Bell Anthony J, Sejnowski Terrence J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution [J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129 ~ 1159.
- 3 Amari S, Cichocki A, Yang H H. A new learning algorithm for blind signal separation [A]. In: *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems [C]*, Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1996, 8: 757 ~ 763.
- 4 Dinh-Tuan Pham, Garat P. Blind separation of mixture of independent sources through a quasi-maximum likelihood approach [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(7): 1712 ~ 1725.
- 5 Linsker R. An application of the principle of the maximum information preservation to linear systems. [A]. In: *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems [C]*, San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1989, 1: 186 ~ 194.
- 6 Bell Anthony J, Sejnowski Terrence J. The Independent components of natural scenes are edge filters [J]. *Vision Research*, 1997, 37(23): 3327 ~ 3338.
- 7 Wildes R P. Automated, Non-invasive Iris Recognition System and Method [P]. U. S. Patent 5572596, 1996.
- 8 Li Ma, Tan Tie-niu, Wang Yun-hong. Personal identification based on iris texture analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1519 ~ 1533.
- 9 Chinese Academy of Science-Institute of Automation Database of 756 Grayscale Eye Image [DB/OL]. [http://www. sinobiometrics. com](http://www.sinobiometrics.com), 2003.
- 10 Huang Ya-ping, Luo Si-wei, Chen En-yi. An iris recognition algorithm base on independent component analysis [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2003, 40(10): 1451 ~ 1457. [黄雅平, 罗四维, 陈恩义. 基于独立分量分析的虹膜识别方法 [J]. *计算机研究与发展*, 2003, 40(10): 1451 ~ 1457.]