

# 基于核主成分分析的虹膜识别方法

常卫东<sup>1,4</sup>, 王正华<sup>1</sup>, 张颜华<sup>2,4</sup>, 刘完芳<sup>3,4</sup>, 鄢喜爱<sup>4</sup>

(1. 国防科学技术大学 计算机学院, 长沙 410073; 2. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083; 3. 湖南大学 计算机与通讯学院 410083; 4. 湖南公安高等专科学校, 长沙 410138)

**摘要:**提出了一种新的虹膜识别方法,利用核主成分分析(KPCA)提取虹膜的纹理特征,采用竞争学习机制进行识别。实验结果证明采用该方法的虹膜识别系统识别率高、环境适应性强、运行时间短,在虹膜识别中具有良好的应用价值。

**关键词:**虹膜识别;核主成分分析;竞争学习

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2007)05-0074-04

随着信息技术的高速发展,人们安全意识越来越强,传统的安全技术已经不能满足安全保障的需求,于是人们把目光转向生物识别领域。虹膜作为人体独一无二的标识<sup>[1]</sup>,具有唯一、不可伪造及不可侵犯等优点,与脸像、声音等非接触式身份鉴别方法相比,虹膜识别是现有生物特征识别中最为精确的识别方法之一<sup>[2]</sup>。目前,国外虹膜识别技术研究方兴未艾,国内的应用研究才刚刚开始。Daugman<sup>[3-4]</sup>采用2D-Gabor滤波器进行虹膜纹理相位编码和Hamming距离分类的方法对虹膜进行识别,上海交通大学康浩<sup>[5]</sup>等人的系统也采用类似的方法,并对Daugman的相位编码方法进行了改进。中国科学院自动化所Tan<sup>[6-7]</sup>等人采用Gabor滤波器的二维纹理分析方法对虹膜进行识别。为提高虹膜识别的效率,本文提出一种核主成分分析的虹膜识别方法,该方法采用核主成分分析提取人体虹膜的特征,使用竞争学习机制对人体虹膜进行识别。

## 1 虹膜图像的预处理

### 1.1 虹膜的定位

在虹膜图像的灰度分布中找出图像灰度投影最小点 $N$ ,以 $N$ 为起点,沿某一方向扫描得到一条灰度曲线,找出灰度跳变最大的点 $M$ 。在灰度图中表示为 $I(i, j)$ 。取 $I(i, j)$ 左右 $m$ 点为邻域,计算以这个点为中心邻域的灰度偏差平方和

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [I(i, j) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I(i, j) / (n \times n)]^2 \quad (1)$$

式中: $n$ 为邻域内每边点的个数。找出 $n \times n$ 邻域内灰度偏差平方和的最大值,即为内边缘搜索的起点 $M$ 。以 $M$ 为起点分别计算 $m$ 个点 $(i-1, j-m), (i-1, j-m+1), \dots, (i-1, j+m)$ 的 $n \times n$ 邻域内灰度偏差平方和,最大值即是内边缘点,直到回到起始点 $M$ ,从而得到虹膜内边缘的整个轨迹<sup>[8]</sup>。

为确定虹膜外边界先使用Candy算子与图像做卷积,对结果进行特定的二值化处理得到边界点,然后利用Hough变换,根据直方图投票选出满足条件的最大圆 $(x_m, y_m, r_m)$ 作为虹膜与巩膜的外边界。

在粗略找到虹膜内外边界的基础上,通过求圆周上灰度值积分导数来对虹膜内外边界精确定位。

$$\max_{r, \theta_0, \gamma_0} \left| G_0(r) * \frac{\partial}{\partial r} \int_{r, \theta_0} I(x, y) / 2\pi r ds \right| \quad (2)$$

收稿日期:2006-12-29

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(69933030);公安部应用创新计划资助项目(2006YYCXHNST024);湖南省公安厅2006年科研课题资助项目

作者简介:常卫东(1967-),男,湖南长沙人,讲师,博士生,主要从事信息安全、模式分类研究;  
王正华(1964-),男,湖南长沙人,教授,博士生导师,主要从事并行计算、生物识别研究。

式中: $I(x,y)$  为虹膜图像,  $*$  为卷积,  $G_0(r)$  为高斯平滑函数。

### 1.2 虹膜归一化

设已得到虹膜内、外边界圆周的参数分别是 $(x_i, y_i, r_i), (x_o, y_o, r_o)$ , 采用极坐标进行归一化。考虑到虹膜内、外边界组成的圆的圆心不重合, 设两圆的圆心分别为 $I(I_x, I_y), o(o_x, o_y)$  以内圆圆心作为极坐标系统的中心, 做与水平成 $\theta$ 角的射线, 它与内、外边界的交点分别为 $B(x_i(\theta), y_i(\theta)), A(x_o(\theta), y_o(\theta))$ , 射线上此两点间的任意一点都可以用 $A, B$  两点的线性表示, 即

$$\begin{cases} x(r, \theta) = (1 - r)x_i(\theta) + rx_o(\theta) \\ y(r, \theta) = (1 - r)y_i(\theta) + ry_o(\theta) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $r \in [0, 1], \theta \in [0, 2\pi]$ 。

虹膜图像的每一点映射到极坐标 $(r, \theta)$  中的变换可表示为

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (4)$$

该映射对于平移和旋转具有不变性。

### 1.3 图像增强

为使虹膜图像纹理清晰, 提高识别的准确性, 对展开的虹膜图像进行直方图均衡化, 从而实现图像的增强, 减少非均匀光照对虹膜识别的影响。预处理后虹膜图像如图1所示。

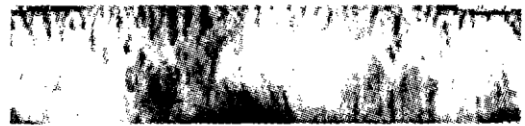


图1 预处理后的虹膜图像

## 2 虹膜特征的提取及识别

基于 KPCA 的图像模型可以描述为

$$Y = A \cdot K \quad (5) \quad K = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) \quad (6)$$

式中: $K$  为把虹膜图像经预处理后输入向量相关的部分在特征空间中作点积,  $A$  为对应的特征向量,  $Y$  为虹膜特征向量在特征空间的投影。 $\Phi(x_i) (i = 1, 2, \dots, M)$  为从输入空间到特征空间的映射。

定义在特征空间中的协方差矩阵为

$$C = \left[ \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \Phi(x_i) \Phi(x_j) \right]^T \quad (7)$$

则  $C$  的特征值  $\lambda$  为  $\lambda V = CV$  (8)

用  $\alpha$  表示特征向量, 特征方程可表示为  $M\lambda\alpha = k\alpha$  (9)

设  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$  代表  $m$  个特征值,  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$  代表对应的特征向量, 则第  $i$  个输入矢量在非线性空间中的投影为

$$y_k = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x)) \quad (10)$$

虹膜特征提取 KPCA 算法的步骤为:

- 1) 选取高斯函数作为核函数并确定其参数。
- 2) 所有人的虹膜图像构成训练空间, 对训练集中的虹膜图像根据式(7) 求出其在特征空间的协方差矩阵  $C$ 。
- 3) 根据式(8)、式(9) 求出协方差矩阵的特征向量  $\alpha$  和特征值  $\lambda$ 。
- 4) 选取若干个较大的特征值, 根据式(10) 求出其对应的特征向量在特征空间的投影作为编码。
- 5) 将虹膜图像的特征分为  $2^b$  个等级 这样每个特征仅需要  $b$  位就可以存储, 节省存储虹膜特征的空间。
- 6) 由于训练集中的每个人都包含多幅图像, 因此我们利用竞争学习网络 LVQ 确定每个人构成的子空间的类中心, 作为该类的虹膜编码。

训练完以后, 每增加新的样本, 只需执行第4)、5) 和6) 步的操作就可以得到该样本的虹膜编码。

采用方差倒数加权欧氏距离分类器对经 KPCA 后虹膜特征进行识别。加权欧氏距离为

$$d(i, k) = \sum_m \sum_n d_{mn}(i, k) \quad (11)$$

其中

$$d_{mn}(i, k) = |(\mu_{mn(i)} - \mu_{mn(k)}) / \alpha(\mu_{mn})| + |(\sigma_{mn(i)} - \sigma_{mn(k)}) / \alpha(\sigma_{mn})| \quad (12)$$

$\alpha(\mu_{mn}), \alpha(\sigma_{mn})$  为数据库中向量均值和方差的归一化因子。

将未知虹膜与已经训练好的已知类别虹膜的特征向量相比较,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。加权欧氏距离按式(13)计算。

$$\text{WED}(k) = \sum_{i=1}^N f_i - f_i(k)^2 / \delta_i(k)^2 \quad (13)$$

其中  $f_i$  表示未知样本经 KPCA 后的第  $i$  个特征;  $f_i(k), \delta_i(k)$  分别表示第  $k$  类虹膜的第  $i$  个 KPCA 特征的均值和方差,  $N$  表示特征总数。

通过计算 2 个虹膜编码中相同位的个数与总位数的比值即匹配度,使算法分类结果与最终识别相对应。根据训练样本集确定 2 个虹膜编码属于同一个人的“匹配度”分布图和 2 个虹膜编码属于不同人的“匹配度”分布图,根据系统安全性的要求给出一个阈值  $t$ ,如果大于  $t$  则接收;小于  $t$  则拒绝。

### 3 实验结果与分析

论文实验样本采用的原始眼睛图像取自中科院模式识别国家重点实验室的虹膜库,实验中共有 82 类虹膜图像,训练集和测试集中各有 254 幅图像。图像大小为  $320 \times 280$  像素,将定位后的虹膜图像归一化为  $1024 \times 64$  像素的矩形图,对该归一化的虹膜纹理图像进行特征提取。实验中采用的核函数为目前广泛使用的  $q$  阶多项式核函数

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q \quad (14)$$

因为多项式核参数  $q$  的变化,训练样本及测试样本的划分对分类识别率有一定的影响,所以在不同的样本划分组合下,对不同多项式核参数  $q$  进行了分类实验。实验样本来源于中科院模式识别国家重点实验室的虹膜库,每个类型虹膜图像的训练样本数与测试样本数的和为 10。从表 1 可以得出,训练样本在总样本中所占的比例越大,分类识别率越高,当训练样本数与测试样本数相等时,分类识别率最高。同时,最佳分类识别率对应的多项式核参数  $q$  的值与训练样本在测试样本中的比例有关,随着这一比例的增加,多项式核函数的最佳  $q$  值在一个很小的区间范围内变化。

为比较 KPCA 与主成分分析(PCA)在虹膜图像特征提取方面的差别,第一组数据使用 PCA 对其特征进行提取并与使用 KPCA 的结果进行了比较,见表 2。图 2 显示从每类虹膜的 10 个图像中随机抽取 5 个作为训练样本,分别采用 KPCA 与 PCA 10 次不同识别率的比较。通过图 2 说明采用 KPCA 的虹膜识别率普遍高于采用 PCA 的虹膜识别率。从表 2 看出,在虹膜图像特征提取方面与 PCA 相比 KPCA 有更优秀的性能,达到最高识别率时, KPCA 所需要的特征为 15 个,少于 PCA 的 20 个特征。这主要是因为 PCA 仅能提取虹膜图像的线性成份,而 KPCA 对图像中的非线性成份也能提取,因而, KPCA 提取的特征更丰富。同时,特征的选择个数对识别的性能有较大影响。由于外界干扰等因素,并不是选取的特征越多越好,应在保证较大识别率前提下尽可能减少特征个数,缩短识别时间。

表 1 不同样本组合与多项式核参数  $q$  及分类识别率实验

训练样本 与测试样 本比	多项式核 函数最佳 $q$ 值	分类识 别率(%)	运行 时间/s
2/8	0.4	80.0	0.14
3/7	1.5	87.5	0.15
4/6	1.6-1.9	91.2	0.21
5/5	1.7-2.0	94.1	0.20

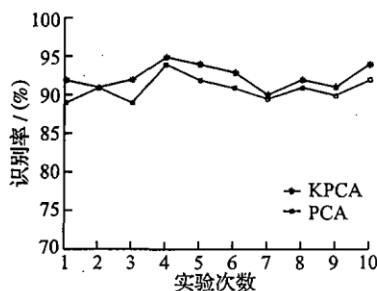


图 2 KPCA 与 PCA 特征提取方法识别率的比较

表 2 PCA 与 KPCA 特征提取的识别率

特征数	PCA 实验(%)	KPCA 实验(%)
10	82	85
15	91.7	95.5
20	94	93.8
25	92	92.2

表3为3种不同虹膜识别方法结果的比较,实验中的数据源均来自中科院模式识别国家重点实验室的虹膜库,表中FAR、FRR分别表示虹膜识别的误识率和误拒率。从表中看出本文提出的算法在较短的特征提取时间下具有较高的识别率,整个算法运行时间小于0.2 ms符合实际应用的要求。

#### 4 结束语

本文提出的虹膜识别方法将每个人在不同环境下的多幅图像进行KPCA训练,通过竞争学习寻找每个人最优的KPCA特征,形成其虹膜编码,通过计算编码之间方差倒数加权欧氏距离对虹膜进行识别。此方法具有识别效率高,对环境适应能力强等特点。

在下一步的工作中,我们拟分析不同环境对同一个人虹膜KPCA特征的影响,采用集成学习方法对不同环境下同一个人虹膜KPCA特征进行学习,以克服单个学习算法的缺陷,提高系统的泛化能力。

#### 参考文献:

- [1] 刘冀,王向军. 虹膜识别技术及应用[J]. 光学技术,2002,28(5):459-461.
- [2] 薛白,刘文耀,王金涛,等. 虹膜识别的身份认证系统[J]. 光电工程,2004,31(1):69-72.
- [3] Daugman J. How Iris Recognition Works[J]. IEEE Trans. CSVT,2004,14(1):21-30.
- [4] Daugman J. The Importance of Being Random; Statistical Principles of Iris Recognition[J]. Pattern Recognition,2003,36(2):279-291.
- [5] 康浩,徐国治. 虹膜纹理的相位编码[J]. 上海交通大学学报,1999,33(5):542-544.
- [6] Ma L, Wang Y, Tan T. Iris Recognition Based on Multichannel Gabor Filtering [J] Proc. Fifth Asian Conf. Computer Vision, 2002,1:279-283.
- [7] Ma L, Wang Y, Zhang D. Efficient iris Recognition by Characterizing Key Local Variations[J]. IEEE Trans. Image Processing, 2004,13(6):739-750.
- [8] 张树良,毕笃彦. 一种基于纹理图像的目标提取方法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2004,5(4):70-72.
- [9] 王蕴红,谭铁牛,朱勇. 基于虹膜识别的身份鉴别[J]. 自动化学报,2002,28(1):68-71.

(编辑:田新华,徐楠楠)

### An Algorithm for Recognizing Irises Based on Kernel Principle Component Analysis

CHANG Wei-dong<sup>1,4</sup>, WANG Zheng-hua<sup>1</sup>, LIU Wan-fang<sup>3,4</sup>, YAN Xi-ai<sup>4</sup>, ZHANG Yan-hua<sup>2,4</sup>

(1. Institute of Computer Science, National Defense University of Technology, Changsha 410073, China; 2. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 3. College of Computer and Communication, Hunan University, Changsha 410083, China; 4. Department of Computer Science, Hunan Public Security College, Changsha 410138, China)

**Abstract:** As an important member in biometrics technology, iris recognition can be performed widely in the application future and has a wide market development future, particularly in the security for certain place or resources. In this paper, a new algorithm for recognizing irises is proposed, which utilizes Kernel principle component analysis (KPCA) to extract iris texture feature and adopts competitive learning mechanism to recognize. Experiment results show that the algorithm is efficient and adaptable to environment. Therefore, it is of significant value in application.

**Key words:** iris recognition; Kernel principle component analysis; competitive learning