

基于支持向量机分数等级融合的虹膜识别方法

刘伟华, 李 峰

LIU Wei-hua, LI Feng

长沙理工大学 计算机与通信工程学院, 长沙 410076

College of Computer & Communication Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410076, China

E-mail: lwh888@126.com

LIU Wei-hua, LI Feng. Iris recognition based on score level fusion by using SVM. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(27): 184-186.

Abstract: In this paper, an iris recognition method using wavelet packet transformation and based on score level fusion by using SVM is proposed. First wavelet packet transformation is used to decomposition normalized iris image for 2 levels, and the feature vectors are selected from the area with the highest energy values and the second highest, then two calculated hamming distance are input to SVM in order to reduce the dimension of SVM and improve veracity. The experiment indicates that proposed approach provides a good result for the iris recognition.

Key words: score level fusion; Support Vector Machine(SVM); iris recognition

摘 要: 提出了一种使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的分数等级融合的虹膜识别方法。通过对虹膜纹理采用小波包分解, 选择最高能量区域和次高能量区域提取特征向量, 与注册入库的虹膜特征向量计算出海明距离。最后融合两个海明距离输入 SVM 进行识别。该方法减少输入支持向量机的维数。实验结果表明, 该法提高了识别率, 能够有效地应用到身份鉴别系统中。
关键词: 分数等级融合; 支持向量机; 虹膜识别

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.27.059 文章编号: 1002-8331(2008)27-0184-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391.41

1 引言

利用虹膜进行识别, 与其他生物特征识别相比, 具有独特性、稳定性、防伪性、非接触性、高精确性等优点, 故近年来虹膜识别技术的研究引起国内外学者的广泛关注, 在理论和应用上均取得了重大突破^[1]。一个典型的虹膜识别系统包括 4 个部分: 图像获取、预处理、特征提取、模式匹配。虹膜识别系统结构如图 1 所示。

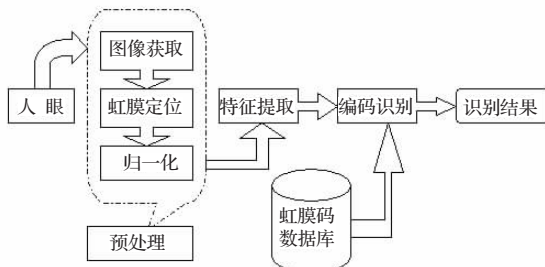


图1 虹膜识别系统图

特征提取与分类识别关系到整个系统的识别率与速度, 是整个系统的核心^[1]。在文献[2-3]中, 提取整个虹膜的特征向量

输入到 SVM 中进行分类识别, 这将容易造成了维数灾难。为提高识别性能和降低维数, 本文提出了使用 SVM(Support Vector Machine)的分数等级融合的虹膜识别方法。通过小波包分解选择最高能量和次高能量区域提取特征, 分别与已注册类别计算出海明距离 HD, 而仅把算出的海明距离输入到 SVM 进行分类识别。实验结果表明, 该方法降低了输入维数, 与同法特征提取后直接用海明距离进行分类比较, 该法提高了识别率。

2 虹膜识别算法

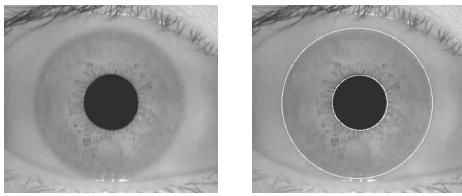
2.1 虹膜图像预处理

虹膜图像预处理, 包含虹膜定位、归一化。虹膜定位就是要找出瞳孔与虹膜之间(内边界)、虹膜与巩膜之间(外边界)的两个边界, 通过 Canny 边缘检测算子对获得的虹膜图像进行边缘检测, 提取出虹膜纹理区域, 并抑制不同采集时刻下虹膜图像的平移变化。虹膜区域归一化是将定位出的环带虹膜纹理按同维数展开成, 尽可能减少由光照强度及瞳孔变化导致的纹理变形, 使识别算法近似尺度不变。整个虹膜预处理过程如图 2 和图 3 所示。

基金项目: 湖南省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Hunan Province of China under Grant No.05JJ30123); 湖南省教育厅科学研究项目(No.05C246)。

作者简介: 刘伟华(1984-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理与模式识别、信息安全; 李峰(1964-), 男, 教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究领域: 图像处理与模式识别、信息安全。

收稿日期: 2007-11-13 **修回日期:** 2008-02-18



(a)原虹膜图像 (b)定位后的虹膜图像

图2 定位前后的虹膜图像



图3 归一化后的虹膜图像

2.2 虹膜纹理特征提取

2.2.1 小波包特征产生

针对小波分解只能提取低频分量,从而忽略了能够反映纹理重要信息的中高频特征,而小波包变换是小波变换的推广和延伸,它不仅保留了低频子带而且保留了高频子带,每个阶段对高、低频子带都进行分解.因此,它是一种提取虹膜纹理特征的有效方法^[4].

在本文中,使用 db4 将虹膜图像分解二层以产生特征集,而虹膜纹理特征主要集中在高能量子图上,子图能量计算如式(1)所示:

$$E = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x^2(i,j) \quad (1)$$

其中, $M \times N$ 表示小波包分解后子图像的尺寸, i, j 表示子图像的行值和列值, x 是小波包分解的系数.通过应用小波基选择方法,选中具有高判别能量的子图.使用统计特征来描述特征向量,因此只要计算出子图的统计特征就可以了.为了得到对漂移、旋转、噪声环境具有鲁棒性的特征,将子图分成多个局部窗口.从局部窗口得到的均值 μ 和标准差 σ 对应着表示子图的特征向量(如图4所示).如果局部窗口为 $W(m,n)$, $1 \leq m \leq M$ 且 $1 \leq n \leq N$, 则标准差 σ 为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (W(m,n) - \mu)^2} \quad (2)$$

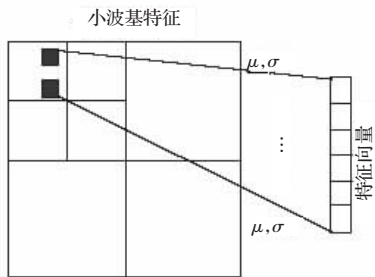


图4 局部窗口的特征向量排列

2.2.2 小波包特征选择

在模式识别中,对于每个模式识别问题,给定一个特征提取方案和训练样本数,存在着一组最优特征.

使用 db4 将虹膜图像分解二层以产生特征集(如图5),结合实验分析,提出基于能量图的特征分类方法,对每类虹膜图像进行完全小波包分解,使用能量作为信号的系数.然而,进行完全小波包分解将产生许多系数,这将会得到一个很大的特征集.本文认为,从树结构小波分解得到的最主要频段在实际中



(a)虹膜归一化图像 (b)小波包对虹膜图像的两层分解图

		157.8	35.2	20.9	26.3
		192.4	34.8	22.8	24.8
147.8	22.6	186.1	36.7	22.4	25.2
145.2	21.8	132.6	37.4	21.5	24.9

(c)一层子图能量表

(d)二层子图能量表

图5 使用 db4 小波 2 层小波包分解的能量图

是有用的.通过选择具有最高能量值的信号作为小波基,可以减少特征集的大小.

根据上面提出的小波基选择方法,选择具有最高判别能量的子图和次高判别能量子图区域.为得到子图的全局及局部特征,将子图分成多个局部窗口.使用统计特征均值 μ 和标准差 σ 表示特征向量.

2.3 基于分数等级融合的 SVM 分类识别

支持向量机是一种基于结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM)原理的通用学习方法.如图6所示,实心点和空心点代表线性可分的两类样本.其基本思想为:设给定的训练数据为 R^n 中一系列的标记点,具有线性可分性,求最优的超平面,将这些数据点分为两类,使得这两类数据点离超平面尽可能远,即具有最大的间隙.

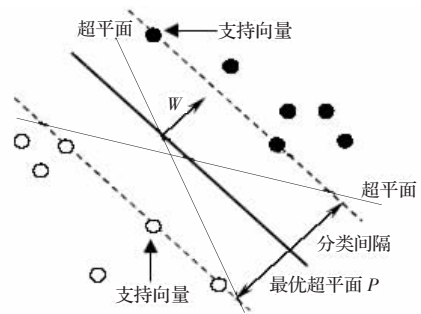


图6 线性可分情况下 SVM 原理图

通过使用核 $K(\cdot, \cdot)$ 变换,可将 SVM 延伸到非线性决策面.此时, SVM 的决策函数有如下形式:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^k a_i y_i K(x, x_i) + b) \quad (3)$$

这里 k 是数据点个数, $y_i \in \{-1, 1\}$ 是训练样本 x_i 的所属类的标记, b 是偏差.

Wang^[2]和 Han 使用归一化相关系数提取虹膜特征,然后用 SVM 进行分类识别.而在 Roy^[3]的研究中,使用一维 Log-Gabor 小波卷积,得出大量的 bits 特征信息,然后输入 SVM 进行分类.这两种方法由于进入 SVM 的特征向量维数太高,分类计算太复杂而不能显示出好的识别率.为降低复杂度和提高识别率,提出基于 SVM 的分数等级融合的分类方法.先应用小波包特征选择方法取两个高判别区域提取特征向量,在与库中模板特征向量计算海明距离 HD1 和 HD2,仅把两个 HDs 作为 SVM 的分类识别输入.

在实验中使用的核函数是线性的、RBF、多项式和 Anova 的,它们分别定义如下:

$$K(x, y) = x \cdot y \quad (4)$$

$$K(x, y) = \exp(-\|x - y\| / 2\sigma^2) \quad (5)$$

$$K(x, y) = (1 + x \cdot y)^d \quad (6)$$

$$K(x, y) = \left(\sum_{i=1}^k \exp(-r(x_i - y_i)) \right)^d \quad (7)$$

这里 σ 是 RBF 变量, d 是多项式的阶数。SVM 训练过程表明, 选择 Anova 核函数 ($r=0.55, d=3.8$) 将获得最高的分类准确度。

在识别过程中, 将一个未知身份的 p 与库中 $\{c_j\}$ 已经注册的认为是同类的 j 计算出两个 HD, 输入 SVM 按式(8)计算出输出值 σ :

$$\sigma = \sum_{i=1}^k a_i y_i K(c_j, p) + b \quad (8)$$

如果 σ 小于预先设定的阈值 Δ , 则通过(已注册); 否则认为假冒。本文中, SVM 输出 -1 表示通过验证属于同类, 输出为 1 时表示仿冒者, 如图 7 所示。根据训练后的 SVM 输出分布, 取阈值 $\Delta=0.3$ 。

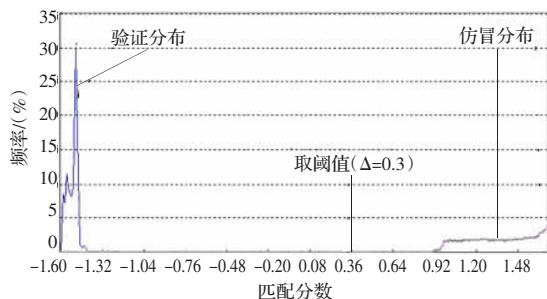


图7 SVM 输出的验证和仿冒分布

3 实验结果

本文采用 CASIA 虹膜图像数据库 (版本 1.0)^[9] 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 8 位灰度图像, 分辨率为 320×280。对每类(人)随机选择一幅虹膜图像进行小波包分解和特征选择编码入库 (实验中, 特征向量 $N=22$)。同类中还有 6 幅虹膜图像可进行通过验证测试。获得 108×6 次验证测试, 剩下的其它所有图像都可用来进行仿冒测试 (有 108×107×6 次)。在 Matlab 环境下完成程序实现, 最终 SVM 分类识别如图 8 所示。

实验比较了直接用海明距离 HD1 和 HD2 进行虹膜识别的准确率。如表 1 所示, 显然本文提出的方法其分类性能优于直接的同特征提取的海明匹配方法。

4 结束语

本文提出了一种基于小波包变换和使用 SVM 的分数等级融合的虹膜识别方法的虹膜识别方法。该算法较其他 SVM 匹配算法降低了输入 SVM 的维数, 采用小波包变换提特征, 使得

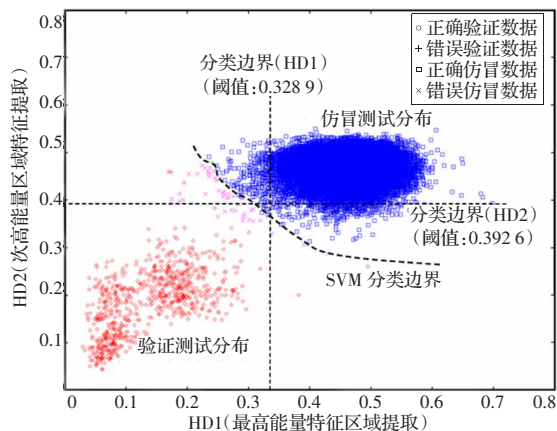


图8 SVM 分类图

表1 HD 直接匹配和基于 HDs 的 SVM 分类的识别率比较表

识别匹配方法	识别率/(%)
最高能量区域计算的 HD1 ^[9]	97.62
次高能量区域计算的 HD2	96.96
基于 HDs 的 SVM 融合	99.39

对图像漂移、旋转、尺度具有很好的鲁棒性, 且同时提高了识别率。首先, 通过小波包变换对虹膜图像进行基于能量的特征区域, 利用统计特征 (均值和标准差) 来描述提取特征的得到特征向量; 其次, 与库中注册的模板向量计算出 HD1 和 HD2; 最后, 使用基于 HDs 的 SVM 进行分类识别。实验表明, 该法有很高的识别率, 优于直接用海明距离 HD 匹配算法, 且对环境具有很好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Mansfield T. Biometric product testing final report[J]. National Physical Laboratory of UK, 2001: 7-13.
- [2] Wang Y, Han J. Iris recognition using support vector machines[C]// LNCS 3173: ISNN2004, 2004: 622-628.
- [3] Roy K, Bhattacharya P. Iris recognition with support vector machines[C]// LNCS 3832: ICB06, 2006: 486-492.
- [4] Boles W W, Boashash B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185-1188.
- [5] Chinese Academy of Sciences Institute of Automation. Database of 756 Greyscale Eye Images Version 1.0[DB/OL]. (2003). <http://www.sinobiometrics.com>.
- [6] Son B, Kee G, Lee Y. Iris recognition system using wavelet packet and support vector machines[C]// Proc International Workshop on Information Security Applications, Jeju, Korea, 2003: 365-379.
- [7] 侯正信, 徐妮妮. 加窗全相位 DFT 数字滤波器[J]. 天津大学学报, 2005, 38(5): 448-454.
- [8] 黄翔东, 王兆华, 李文元. 二维加窗全相位图像滤波模板的设计[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(6): 811-817.
- [9] Wang Z, Bovik A C, Evans B L. Blind measurement of blocking artifacts in images[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2000, 3.
- [10] Wang Z, Sheikh H R, Bovik A C. No-reference perceptual quality assessment of JPEG compressed images[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2002.
- [11] Twogood R E, Ekstorm M P, Mitra S K. Optimal sectioning procedure for the implementation of 2D digital filters[J]. IEEE Trans Circuits and Systems, 1978, 25(5): 260-269.
- [12] Lee J B, Lee B G. Transform domain filtering based on pipelining structure[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1992, 40(8): 2061-2064.
- [13] 侯正信, 王兆华, 杨喜. 全相位 DFT 数字滤波器的设计和实现[J]. 电子学报, 2003, 31(4): 539-542.
- [14] Hou Zheng-xin, Yang Xi. The all phase DFT filter[J]. IEEE Proceedings of Digital Signal Processing Workshop, 2002, 10(13/16): 221-226.

(上接 183 页)