

一种改进的 Log-Gabor 滤波和 SVM 的虹膜识别方法

周治平 李雨淞 吴会军

(江南大学通信与控制工程学院, 无锡 214122)

摘要 特征提取和分类是虹膜识别中的关键部分。由于小波分解后的低频子带包含了虹膜图像的主要信息, 而 Log-Gabor 滤波能有效地提取出图像的纹理信息, 将这两种方法结合是一个提取虹膜识别信息的有效途径。本文先对归一化的虹膜采用小波变换的方法细分图像, 再用 Log-Gabor 滤波器对低频通道的子带图像进行更进一步的特征提取并量化, 形成特征码本, 最后采用支持向量机的分类器来进行分类。实验结果表明, 分类器能很好地分离各类虹膜, 识别率提高到了 99.6%, 等错率则降低为 0.3%, 比传统汉明距的分类方式有更优异的性能。

关键词 虹膜识别 小波变换 Log-Gabor 滤波 支持向量机

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2603-04

An Improved Iris Recognition Algorithm Based on Log-Gabor Filter and SVM

ZHOU Zhi-ping, LI Yu-song, WU Hui-jun

(School of Communication and Control Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122)

Abstract Feature extraction and classification is very important in the iris recognition. The low frequency sub-image of the wavelet transform contains the primary information of the iris, and the Log-Gabor filter can effectively extract the iris texture information. The combination of these two approaches is an effective way to extract the iris texture. This paper firstly decomposes the normalized iris image by the wavelet transformation to obtain the sub-images, and then uses a Log-Gabor filter to extract the features of the low frequency sub-image and generates the iris code. Finally support vector machines (SVM) is used to classify. The experiments results show the SVM can achieve good effect on the iris classification. The recognition rate is up to 99.6% and the equal error rate is reduced to 0.3%. Compared with the hamming distance, the SVM has the better performance.

Keywords iris recognition, wavelet transform, Log-Gabor filter, SVM

1 引言

虹膜是一种在瞳孔内的织物状各色环状物, 每一个虹膜都包含一个独一无二的特征结构, 没有任何两个虹膜是一样的, 而且虹膜在人出生八个月后就稳定成型、终身不变, 这些特点使虹膜识别被看作是最可靠的生物识别技术之一。随着生物和电

子技术的发展, 在过去的十多年里, 虹膜识别技术已经获得了巨大的进展。最早 Daugman 研究并开发了一个虹膜识别系统^[1-2], 使用 2D-Gabor 小波变换来编码虹膜纹理的相位信息。2003 年 Masek 采用了 Log-Gabor 滤波的纹理分析方法^[3], 是对 Gabor 滤波方法的一种改进。Lim 等人提出基于 Haar 小波分解和神经网络的识别方法^[4], 采用小波分析提取虹膜纹理特征, 是此类算法中的典型方法。本文充

收稿日期: 2009-06-18; 改回日期: 2009-09-23

第一作者简介: 周治平 (1962 ~), 男, 副教授。2006 年于华东理工大学获检测技术与自动化装置博士学位。主要研究方向为信息安全、图像与信号处理等。E-mail: mimi0shirley@foxmail.com

分发挥两者的长处,研究小波和 Log-Gabor 滤波结合的特征提取方法。在特征分类上,传统的方法是计算两虹膜代码之间的汉明距或者欧氏距离,它们的特点是计算简单、速度快,但这种分类器的效果并不总是最理想的;近年来支持向量机(SVM)在虹膜识别中也得到了一定的应用^[5-7],由于 SVM 主要是针对小样本数据集的情况,且具有良好的泛化能力,本文采用 SVM 来进行分类以提高检测性能。

2 特征提取和编码

2.1 虹膜图像预处理

一副自然获取的虹膜图像被瞳孔、巩膜、眼睑等不相干信息包围着,不能直接用来识别,需要经过预处理步骤将虹膜区域进行有效的分离并去噪。虹膜区域是一环状区域,其内外边界可以看作两个圆,分离的重点是确定内外圆的圆心和半径^[8]。首先采用二值化的方法可以分离出瞳孔,进而提取虹膜内边界。外圆首先采用 Canny 算子对图像进行边缘提取,然后利用 Hough 变换进行圆边检测定位。对定位出的环状的虹膜区域,通过坐标变换的方法,将其映射成统一大小的矩形区域,以减小虹膜伸缩及拍照距离不同带来的影响。最后对归一化的虹膜图像进行直方图均衡及低通高斯滤波,以减少光照及噪声的影响,其最终归一化的图像大小为 64×512 的矩形图。

2.2 特征图像变换处理

Log-Gabor 滤波是在 Gabor 滤波的基础上发展起来的,具备 Gabor 滤波的所有优点,同时它还没有直流分量,是严格的带通滤波器,其传递函数的设计在高端弥补了 Gabor 滤波器对高频分量表达不足的缺点,比 Gabor 滤波器更符合人眼的特征,因而能很有效地捕获虹膜的信息。直接对虹膜图像使用 Log-Gabor 滤波以得到特征位能获得很好的识别效果^[3],但这样处理特征位太多,增加系统的存储消耗和计算消耗,不利于系统的实时实现。小波分解的各子带表征了图像的不同信息,对虹膜图像采用小波处理,其中 LL 子带图像中包含有图像的主体信息,可看作一幅眼图来进行特征提取,且经过小波变换后的子带图像的分辨率已经变的较低,适合进一步的特征提取。实验观察统计可发现,虹膜的纹理信息主要集中在图像上部的 $3/4$ 区域,而下部 $1/4$ 区域纹理结构稀疏,且含有大量的噪声,作为特

征提取源会影响识别的效果,将之裁剪掉更能保证识别的可靠性和精确度,由此裁剪后得到 48×512 的图像分辨率。兼顾到虹膜信息的完成性及特征位的长度,对图像进行三层小波分解,分解后得到的低频子带 LL3,分辨率为 6×64 ,这样就适合 Log-Gabor 滤波器来进一步提取信息。

2.3 Log-Gabor 滤波及编码

Log-Gabor 滤波器的频率表达式为

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\beta/f_0))^2}\right) \quad (1)$$

式中, f_0 代表中心频率, β/f_0 为常数,以保证滤波器的形状不改变。人眼虹膜的纹理信息主要集中在虹膜圆周上,对应归一化后的图像的行向量。将 LL3 的每一行看作一个 1 维向量分别与 1D Log-Gabor 滤波器进行卷积,对所得的结果进行量化编码以得到特征位。计算时先将每一行向量变换到频率与 1D Log-Gabor 相乘,然后再计算其反变换,计算式为

$$h_{|Re,Im|} = \text{sgn}_{|Re,Im|} \{ \text{fft}(G(f)) \cdot \text{fft}(LL2(r)) \} \quad (r = 1, 2, \dots, 6) \quad (2)$$

式中, fft 为离散傅里叶变换, ifft 为离散傅里叶反变换, $LL3(r)$ 为子带 LL3 的第 r 行。对于滤波器的输出,使用 Daugman 的方法进行量化:

$$h_{Re} = \begin{cases} 1 & \text{若 } \text{Re} \{ \text{ifft}(G(f)) \cdot \text{fft}(LL2(r)) \} \geq 0 \\ 0 & \text{若 } \text{Re} \{ \text{ifft}(G(f)) \cdot \text{fft}(LL2(r)) \} < 0 \end{cases}$$

$$h_{Im} = \begin{cases} 1 & \text{若 } \text{Im} \{ \text{ifft}(G(f)) \cdot \text{fft}(LL2(r)) \} \geq 0 \\ 0 & \text{若 } \text{Im} \{ \text{ifft}(G(f)) \cdot \text{fft}(LL2(r)) \} < 0 \end{cases} \quad (3)$$

最终形成 6×128 位的二进制的虹膜模板。

3 支持向量机分类

SVM 是基于结构风险最小化原则分类的一种方法统计学习的方法,具有良好的泛化能力,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势。而实际应用系统中的虹膜多是小样本系统,很适合采用 SVM 来进行分析和分类^[9]。

设线性可分样本集为 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x \in \mathbf{R}^d, y \in \{+1, -1\}$ 是类别标号,则 d 维空间中线性判别函数的一般形式为

$$g(x) = w \cdot x + b \quad (4)$$

式中, w 为 n 维向量, b 为偏移量。

分类面方程为

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0 \quad (5)$$

将判别函数进行归一化,使两类所有样本都满足 $|g(\mathbf{x})| \geq 1$, 即,使离分类面最近的样本的 $|g(\mathbf{x})| = 1$, 这样分类间隔就等于 $2/\|\mathbf{w}\|$, 间隔越大,分类效果越好,而间隔最大等价于使 $\|\mathbf{w}\|$ 或 $\|\mathbf{w}\|^2$ 最小。而要求分类面对所有样本正确分类,就是要求其满足:

$$y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1 \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

因此满足上面公式且使 $\|\mathbf{w}\|^2$ 最小的分类面就是最优分类面,过两类样本中离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面上的训练样本就是使上式等号成立的样本,即支持向量。应用拉格朗日乘子法,构造拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1] \quad (7)$$

式中, $\alpha_i > 0$ 为 Lagrange 系数。同时考虑满足 KKT 条件:

$$\alpha_i \{y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1\} = 0 \quad (8)$$

可求得最优超平面的决策函数为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \text{sgn} \{ \mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x} + b^* \} \\ &= \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^k \alpha_i^* \cdot y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^* \right\} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, α^* , b^* 为确定最优超平面的参数, $(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x})$ 为两个向量的点积。对于给定的未知样本 $\mathbf{x}$, 只需计算 $\text{sgn} \{ \mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x} + b^* \}$ 即可判定 $\mathbf{x}$ 所属的分类。对于非支持向量 α_i 都为 0。

在线性不可分的情况下,可以在条件 $y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 中增加一个松弛项 $\xi_i \geq 0$, 变成

$$y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

这样目标函数及约束条件就变为

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \\ y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $C > 0$ 是一个常数,它控制对错峰样本的惩罚程度。

为了获得非线性的决策面,可以通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题,在变换空间

求最优分类面,因此用核函数 $K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x})$ 取代点积 $(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x})$, 则相应分类函数变为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \text{sgn} \{ \mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x} + b^* \} \\ &= \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^k \alpha_i^* \cdot y_i K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^* \right\} \end{aligned} \quad (12)$$

4 仿真实验及结果分析

实验采用 CASIA 虹膜数据库 1.0 版本。图库包含眼图 108 类,每类含 7 幅同一个人分两个阶段获取的眼图,共 756 幅图像。在虹膜预处理阶段,选择每类中超过 3 幅眼图均正确分离的图像作为实验对象,这样共筛选得到 69 类虹膜图像。其中前 3 幅图用来训练,其余图像用来测试。本文组织的实验样本与当前广泛接受的生物特征识别算法测试标准是一致的,即采用不同阶段采集的样本来评估算法和系统。

为考察不同的训练样本数对分类结果的影响,依次取每类的前一到四幅分别来进行训练,求出分类超平面,然后利用剩余的样本来进行测试,得出分类的结果。对于不同训练样本数选取 RBF 核函数进行实验,依次选取训练样本数为 1, 2, 3, 4, 可以得到对应的识别率分别为 82.9%, 95.9%, 99.6%, 100%。进而可以得出,在训练样本较少时,识别率不是很好,这是因为支持向量数还没有达到最优的值,随着训练样本数目的增加,识别率也随之增大,当每类眼图用 4 幅模板来进行训练时,识别率达到了 100%,这也说明了获取并综合同一个人的多幅眼图来进行识别,能很好地克服虹膜旋转的影响,识别性能能达到良好的识别效果。

除了训练样本影响识别效果外,SVM 的核函数也很大的影响着性能。在解决实际问题时,通常直接给出核函数的形式。目前研究最多也最常用的核函数有多项式核函数、径向基函数(RBF)和 Sigmoid 核函数等。根据文献[9],对于规模较小且维数较低的模式识别问题,三种核函数都能达到精确识别的效果,而当样本数目较大时,采用 RBF 和 Sigmoid 核进行识别时,其收敛机会将明显大于多项式核函数,而对于输入向量维数较高的模式识别问题,应采用多项式核和 RBF 核进行识别。对虹膜特征集合而言,维数为 768 属于高维情况,且样本数相对较大,因此采用 RBF 核函数能获得更好的识别效果。实验中对三种基本的核函数分别求出分类正确识别

率进行比较。实验数据如表 1 所示。

表 1 不同核函数的识别率比较
Tab. 1 Comparisons of recognition under
different kernel function

核类型	识别率
多项式核	98.6
RBF	99.6
Sigmoid 核	98.6

可见 RBF 核的 SVM 能得到最好的识别效果。SVM 参数的选择,对 RBF 核而言,只有惩罚因子 C 和核参数 γ 两个参数,与多项式核和 Sigmoid 核函数相比,待确定的参数比较少,这也是 RBF 核优于其他两种核函数之处。 C 的作用是在确定的数据子空间中调节学习机器置信区间范围,不同数据子空间中最优化的 C 不同。而核参数 γ 的改变实际上是隐含地改变映射函数从而改变样本数据子空间分布的复杂程度,决定了线性分类达到最小误差。一般参数选择方法有留一法和交叉校验法。留一法也是交叉校验的极端情况,本文采取交叉校验的方法来寻找最优参数对 (C, γ) ,实现时采用网格搜索的方式来寻找 (C, γ) 的最佳组合。评判参数是否最优的一般标准是交叉检验精度的高低,精度越高表示参数越理想。通过网格搜索法,可以找到 $(C, \gamma) = (0.5, 2)$ 及附近区域时,均得到最好的交叉检验精度 $\text{Accuracy} = 94.69\%$,利用此组参数进一步验证,得到虹膜的识别率为 99.6% 。

对于同样的特征集,采用计算汉明距的方法测试了传统方法的识别性能,其与 SVM 结果比较如下表 2。

表 2 SVM 与汉明距分类器识别结果比较
Tab. 2 Comparisons of recognition under
SVM classification and hamming distance

分类器	识别率	等错率
SVM	99.6	0.3
汉明距	98.2	0.9

可见 SVM 虽然计算复杂度有所提高,但识别效果要更好。

为了体现小波变换与 Log-Gabor 滤波相结合方法的优越性,本文对几种算法进行了对比。实验结过表明,本文算法比单纯的小波分解的算法^[4],识

别率和等错率都得到了较大改善,识别率由 98.4% 提高到 99.6% ,等错率由 2.7% 降低到 0.3% 。与 Masek 的算法比较,虽然识别率有所降低(99.8%),但其特征位长度得到了明显的下降,同时,为弥补虹膜旋转的影响,Masek 采用将特征模板各左右移动八位再进行比较取最小汉明距的方式来进行识别,这样共进行了 17 次比较计算,大大加大了系统的运算消耗,比较而言,本文算法对每幅眼图只有 3 个模板存储,且特征位较小,从而很好地降低了运算的复杂性,特征提取和判决时间只需要原来的 $1/4$ 。

5 结 论

提出了一种小波与 Log-Gabor 滤波联合的虹膜特征提取及采用 SVM 分类的虹膜识别方法,有效地综合了小波和 Log-Gabor 滤波的优点,在识别率和等错率达到了良好的效果,同时在特征位长度及运算消耗上也有良好的表现,能满足识别系统准确性及实时性的要求。

参考文献 (References)

1 Daugman J G. High confidence visual recognition of person by a test of statistical independence [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, **15**(11):1148-1161.

2 Daugman J. How iris recognition works [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, **14**(1):21-30.

3 Masek L. Recognition of human iris patterns for biometric identification [D]. Perth, Australia: The University of Western Australia, 2003.

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

5 Son B, Kee G, Byun Y, et al. Iris recognition system using wavelet packet and support vector machines [A]. In: Proceeding of International Workshop on Information Security Applications [C], Jeju, Korea, 2003, **2908**:1915-1932.

6 Roy K, Bhattacharya P. Iris recognition with support vector machine [A]. In: Proceeding of IAPR International Conference on Biometric Authentication (ICBA) [C], Hong Kong, 2006, **3882**:486-492.

7 Ali H, Salami M J E, Wahyudi. Iris recognition system by using support vector machines [A]. In: Proceedings of the International Conference on Computer and Communication Engineering [C], Kuala Lumpur, Malaysia, 2008:516-521.

8 Daugman J G. Statistical richness of visual phase information: update on recognition persons by iris patterns [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, **45**(1):25-38.

9 Li Pan-chi, Xu Shao-hua. Support vector machine and kernel function characteristic analysis in pattern recognition [J]. Computer Engineering and Design, 2005, **26**(2):302-304. [李盼池, 许少华. 支持向量机在模式识别中的核函数特性分析[J]. 计算机工程与设计, 2005, **26**(2):302-304.]