

一种基于二代 Curvelet 和 2D Log-Gabor 滤波器的 多模特征层融合识别方法

晏国淇¹, 张新曼¹, 王 栋², 刘 杨², 许学斌¹, 田中民¹

(1 西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049; 2 华为技术有限公司 中央技术研究院, 北京 100026)

摘 要: 针对单模生物特征识别在实际应用中易受干扰、识别率低且无法达到零错误识别的问题, 提出一种基于二代 Curvelet 和 2D Log-Gabor 滤波器的人脸与虹膜特征层融合识别算法. 该方法利用二代曲波变换提取人脸特征, 用 2D Log-Gabor 幅值法提取虹膜特征, 通过 PCA 降维单模特征向量, 在特征层进行融合, 通过 SVM 分类识别融合特征向量. 在 ORL 人脸库和 CISIA 虹膜库构成的多模生物特征库上进行测试. 实验结果表明: 该算法正确识别率能达到 100%, 较单模人脸、单模虹膜识别方法的识别率均提高 3.33%, 为多模生物特征识别提供了一种有效模型.

关键词: 二代 Curvelet; 2D Log-Gabor; 特征层融合识别

中图分类号: TN47

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)12-0047-04

An Algorithm for Multimodal Biometrics Feature Level Fusion Recognition Based on the Second-Generation Curvelet and 2D Log-Gabor Filter

YAN Guo-qi¹, ZHANG Xin-man¹, WANG Dong²,
LIU Yang², XU Xue-bin¹, TIAN Zhong-min¹

(1 School of Electrical and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2 Institute of Center Technology, HUAWEI, Beijing 100026, China)

Abstract: For single-modal biometric system is susceptible to interference in application, with low recognition rate, and not able to achieve zero error identification, a new fusion recognition approach in feature level of face and iris is proposed, based on the second-generation Curvelet and 2D Log-Gabor filtering. In the proposed approach, the second generation Curvelet is employed to extract face information, and amplitudes of 2D Log-Gabor are used to extract iris information. Then we use PCA to reduce the dimension of single-modal feature vectors, combine them in feature level, and distinguish fusion feature vectors by SVM. Experimental results on ORL face database and CASIA iris database show that: the correct fusion recognition rate can reach 100%, improved both 3.33% compared with single face feature and single iris feature, and the proposed algorithm is an effective model for multimodal biometric recognition.

Key words: the second-generation Curvelet; 2D Log-Gabor; feature level fusion recognition

1 引言

生物特征识别技术是通过计算机利用人体所固

有的生理特征或行为特征来进行身份鉴定的过程. 研究证实, 基于单一的生物特征识别(如: 指纹、虹膜、人脸等)由于其自身的局限性如传感器噪声、特

征提取和模型匹配的缺陷以及生物特征实际存在的不普遍性,在实际应用中会面临许多限制,而多模生物特征融合识别则能有效解决这些问题^[1].人脸和虹膜是生物特征识别领域的重点研究对象,二者都具有非侵犯性、易于接受等特点.在人脸识别和虹膜识别领域,目前现有的算法都无法达到零错误识别,因此对人脸和虹膜进行融合识别成为研究热点.

2 基于特征层融合的多模生物特征识别模型

多模生物特征融合识别技术综合了多项生物特征信息以改进最终的决策准确性,按照可融合的层次,通常可分为:特征层融合、匹配层融合、决策层融合^[2].多模生物特征识别是从决策层开始研究,大部分的多模态研究都集中在较高层次的匹配层和决策层,技术已趋于成熟.

以往基于特征层融合的多模生物特征识别研究都使用相同的特征算子来提取单模态下的生物特征,便于融合,但不能保证所提取的特征是单模下最优的.本文尝试用不同的特征算子提取单模生物特征,即分别用二代 Curvelet 和 2D Log-Gabor 幅值法提取人脸和虹膜特征,在特征层进行融合.曲波变换不仅有局部实频分析能力,且有更强的方向选择和辨识能力,对图像的边缘和细节表达较优.这里采用性能更好的第二代曲波变换提取人脸特征.在虹膜识别领域,Daugman 的相位编码法由于具有很高的识别性能^[3],已经成为现代商用虹膜识别的理论基础.但利用相位编码法,得到的虹膜特征向量是由 0 和 1 组成的逻辑特征向量,不便与人脸特征向量融合.因此这里用 2D Log-Gabor 幅值法提取虹膜特征.为了避免特征层融合带来的维数灾难问题,在特征层融合前用 PCA 降维单模特征向量.最后利用支持向量机作为分类器进行训练和识别.图 1 给出该方法的识别流程图.

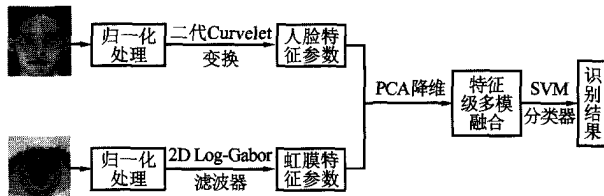


图 1 基于特征层融合的多模生物特征识别模型

3 识别算法介绍

使用二代 Curvelet 变换和 2D Log-Gabor 分别提取人脸和虹膜的特征,通过 PCA 降维后,融合成

一个特征向量,利用支持向量机进行训练分类.

3.1 人脸识别算法

主要包括人脸特征的提取和支持向量机的训练识别两大部分.

二代 Curvelet 是一种有效提取人脸特征的方法.二代曲波变换表现出的视觉特性在于对边缘、微弱的线性及曲线结构的提取非常有效.

二维离散曲波变换定义如下式所示^[4]:

$$c^D(j, l, k) = \frac{1}{L_{1,j} L_{2,j}} \sum_{n_1, n_2 \in P_j} \tilde{f}[n_1 n_2 - n_1 \tan \theta_l] \overline{U_j}(n_1, n_2) e^{i2\pi(k_1 n_1 / L_{1,j} + k_2 n_2 / L_{2,j})} \quad (1)$$

其中, $P_j = \{(n_1, n_2) : n_{1,0} \leq n_1 < n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 < n_{2,0} + L_{2,j}\}$ 为窗函数 $\overline{U_j}(n_1, n_2)$ 的支撑空间,且 $L_{1,j} \approx 2^j$, $L_{2,j} \approx 2^{j/2}$; $\tilde{f}(n_1, n_2)$ 为二维离散信号的傅里叶变换,其中 $-N/2 \leq n_1, n_2 < N/2$.

这里采用基于 Wrapping 的快速离散 Curvelet 变换,首先将所有样本图像和测试图像通过基于“打包”的快速离散曲波变换进行分解,获得不同尺度、不同角度的曲波变换系数.这些系数包含了人脸的重要特征信息,即为初始人脸特征向量.在进行曲波变换前,需要将人脸图像进行预处理,将灰度等级统一变换为 $[0, 1]$,减少光照干扰.

3.2 虹膜识别算法

目前已有很多有效的提取虹膜特征算法,其中 Daugman 的相位编码法采用 2D Gabor 滤波器提取虹膜纹理的相位信息,具有很好的性能.这种滤波器能够在频域很好的控制其频率和带宽,而且没有直流分量,即不受亮度条件影响.在此基础上提出了 2D Log-Gabor 相位编码法.

2D Log-Gabor 是一种在对数频率尺度上传递函数为高斯函数的滤波器,由于人的视觉系统具有非线性,这种非线性具有对数性质,因此 2D Log-Gabor 滤波器可以更加真实地反映自然纹理图像的频率响应.

在极坐标下,频域的 2D Log-Gabor 滤波器可表示为 $H(f, \theta) = H_f \times H_\theta$, H_f 为径向分量, H_θ 为方向分量.具体的函数表达式如下^[5]:

$$H(f, \theta) = \exp \left\{ \frac{-[\ln(f/f_0)]^2}{2[\ln(\sigma_f/f_0)]^2} \right\} \times \exp \left\{ \frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2} \right\} \quad (2)$$

式中, f_0 为中心频率, θ_0 为滤波器的方向, σ_f 用于确定径向带宽 B_θ .

2D Log-Gabor 滤波器的实部为偶对称滤波器,

而其虚部为奇对称滤波器,并且有良好的局部特性和方向特性,这两种特性主要有 B_f 和 B_θ 决定. 在采用 2D Log-Gabor 进行特征提取时,由于不同图像的完全表示或重构,往往只选取合适的几个尺度和方向.

这里采取 4 个尺度,6 个方向的滤波器,滤波后得到 24 个滤波器的结果即 480×240 的矩阵,通过 $1:4$ 的比例对滤波结果进行降采样得到 120×60 的特征矩阵. 将 120×60 的特征矩阵存储成行向量的形式,即为初始虹膜特征向量,便于利用 PCA 进行降维.

3.3 特征标准化及特征组合

通过二代 Curvelet 及 2D Log-Gabor 提取到初始人脸、虹膜特征向量的维数分别为 87 维和 1200 维,利用 PCA 分别对两组特征向量进行降维至 80 维和 150 维,得到第 i 幅人脸、虹膜图像的特征向量 F_i 和 I_i , ($i=1,2,3 \dots N$, 这里 $N=280$).

通常同一模态的特征层融合在各自提取特征后就可以直接融合,作为匹配层的输入. 但人脸和虹膜属于不同模态,而且预处理和特征提取方法也不同,因此提取出来的特征在分布、数量级及所在区间会有所不同,直接融合会造成对识别结果的贡献不同. 为了排除特征层融合的这个不利因素,需要在融合前对各模态下特征向量进行标准化处理^[3]. 公式如下:

$$F'_i = \frac{F_i - \mu_{F_i}}{\sigma_{F_i}}, I'_i = \frac{I_i - \mu_{I_i}}{\sigma_{I_i}} \quad (3)$$

其中 F_i 和 I_i 分别为第 i 个人脸、虹膜样本特征向量,维数分别为 m 和 n (本文数据库 $m=80, n=150$), $\mu_F = E(F)$ 与 $\mu_I = E(I)$ 分别为样本的均值, σ_F 与 σ_I 分别为人脸、虹膜的标准差在各个分量上的均值. 利用上述公式对训练样本和测试样本的单模特征向量标准化后,人脸和虹膜的特征向量数值统一在同一量纲上且对匹配层有着等量贡献.

设融合后的特征向量为 $FI_i = [F'_i, I'_i]$, FI_i 维数为 $m+n$, 表示第 i 个样本的融合特征向量. 融合后的特征矩阵 $FI = [FI_1; FI_2; FI_3; \dots FI_N]$, FI 矩阵的维数为 $N \times (m+n)$, 每一行代表一个样本的融合特征向量.

3.4 分类器实现

支持向量机(SVM)主要思想是针对两类分类问题,在高维空间寻找一个最优分类超平面作为分类平面,以保证最小分类概率. 这为生物特征识别提供了一条有效的路径. 通过上述提取单模特征、特征

标准化、融合得到融合特征矩阵 FI , 利用 SVM 训练样本并测试.

其中 SVM 核函数的选取十分关键,这里采用的核函数为高斯径向基函数^[6],即 RBF 核(RBF 核 $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$, $\gamma > 0$), 利用交叉检验求得最优的参数 c (惩罚因子)和 γ (核参数),然后将 c, γ 的值直接赋成最优参数值,这样可以大大降低程序运行的时间. 实验结果表明,这样能将程序运行时间从 550 s 左右降到 2.4 s 左右.

4 实验结果及分析

为了验证所提算法的有效性,在 ORL 人脸库和 CISA 虹膜库虚拟而成的合成多模生物特征库上做测试,特征层融合识别结果对比单模态下的识别结果. 实验机器配置为 Intel Core i5 4CPU, 2.8 GHz, 内存 4GB, Matlab R2008a 运行环境.

4.1 实验对象: ORL 人脸库和 CISA 虹膜库

ORL 人脸数据库由 40 人、每人 10 幅共 400 幅人脸图像组成,这些图像分辨率为 112×92 , 包括表情、微小姿势改变,倾斜度不超过 20 度. CISA 虹膜库是国内虹膜识别最权威的库之一. 该库提取了 108 只眼睛共 756 个虹膜图像,每只眼睛采集 7 个虹膜图像样本,分辨率为 320×280 . 这里选取 ORL 人脸库中每人的前 7 幅人脸图像共 280 幅人脸与 CASIA 虹膜库中的 40 类,每类 7 个样本,共 280 幅虹膜图像进行一一配对,如图 2 所示.



(a) ORL 人脸库中 5 个不同类别的人脸图像



(b) CASIA 虹膜库中 5 个不同类别的虹膜图像

图 2 虚拟多模生物特征库配对示意图

4.2 实验结果及分析

经反复测试,当随机选取每类样本中 4 个样本作为训练集,另外 3 个样本作为测试集时,所提算法识别率总是为 100%,达到了零错误识别. 现随机选取 3 次结果如下,并对比单模人脸、单模虹膜的识别结果. 其中,单模人脸采用二代 Curvelet 提取特征向量维度为 87 维,经 PCA 降维至 80 维, SVM 进行分类;单模虹膜利用 2D Log-Gabor 提取幅值特征,经 PCA 降维至 150 维, SVM 进行分类. 实验结果见

表 1.

由表 1 可以看出,在训练集样本数为 4,测试集样本数为 3 时,采用二代 Curvelet 变换,单模人脸在 ORL 人脸库下的识别率为 96.67%,利用 2D Log-Gabor 幅值法,单模虹膜识别在 CASIA 虹膜库下平均识别率为 96.67%,且出现了单模态下的零

错误识别,这说明 2DLog-Gabor 幅值法是非常有效的.单模虹膜识别平均识别时间为 3.3s,较单模人脸识别时间多,这是因为虹膜特征向量为 150 维,而人脸特征向量为 80 维,虹膜识别中处理数据量大于人脸.

表 1 训练样本为 4,测试样本为 3 的生物特征识别实验结果

模式	数据库/方法	识别指标	第一次	第二次	第三次	平均
单模人脸	ORL 人脸库/二代 Curvelet	识别率(%)	96.67	95.83	97.5	96.67
		运行时间(秒)	3.0	2.4	2.8	2.73
单模虹膜	CASIA 虹膜数据库/2D Log Gabor 幅值法	识别率(%)	93.33	96.67	100	96.67
		运行时间(秒)	3.3	3.4	3.2	3.3
人脸+虹膜	ORL 人脸库 + CASIA 虹膜库/特征层融合(本文方法)	识别率(%)	100	100	100	100
		运行时间(秒)	4.41	4.7	4.72	4.61

与单模识别对比,本文提出的特征层融合识别算法效果十分明显,识别率达到 100%,较单模人脸、虹膜识别率均提高 3.33%.识别时间为 4.61s,较单模态有所增加,这是由于数据量增加引起的,属正常现象.

为验证所提算法的性能,还进行了当每类训练集数目变化时,固定样本下的各模态识别结果对比.2.5 表示用每类样本的第 1、2 个样本做训练,剩余 5 个样本做测试.

由表 2 可以看出,在训练集样本数较少的情况下(少于 4 时),特征层融合识别的效果更加明显,正确识别率较单模人脸至少提高了 8%,最多提高了 8.33%,较单模虹膜最多提高了 6.25%,至少提高了 2.5%.在训练集样本多的情况下(为 4、5、6 时),多模完全达到了 100%的识别率.总之,本文所提出的特征层融合算法是非常有效的.

表 2 训练集数目变化时单模态和多模态的正确识别率

模式	2_5	3_4	4_3	5_2	6_1
人脸识别	85.50	89.38	91.67	100	97.50
虹膜识别	90.00	91.25	95.00	97.50	97.50
本文方法	93.50	97.50	100	100	100

5 结束语

本文基于数据融合技术,利用不同的特征算子(二代 Curevelet 和 2D Log-Gabor)提取单模人脸和单模虹膜特征,使单模态下提取的特征尽可能有效,利用 SVM 分类器训练识别融合后特征向量.大量

实验结果表明,该方法获得了比单模态下更高的识别正确率,在训练集样本数达到一定数目后可以实现零错误识别,也进一步证明了基于特征层的多模生物特征融合识别是提高身份识别精度和可靠性的有效途径.后续研究将集中在进一步优化提取单模态生物特征方法的性能,从而构建更有效的融合方法上.

参考文献:

[1] Sanjay Kanade, Dijana Petrovska-Delacretaz, Bernadette Dorizzi. Obtaining cryptographic keys using feature level fusion of iris and face biometrics for secure user authentication[R]. French: Agence National de la Recherche, IEEE, 2010:138-145.

[2] Byungjun Son, Yillbyung Lee. Biometric authentication system using reduced joint feature vector of irisand face[J]. Springer-Verlag Berlin Heidelberg , AVBPA, 2005;513-522.

[3] Zhifang Wang, Qi Han, Xiamu Niu,et al. Busch. Feature-Level fusion of iris and face for personal identification[C]//ISNN,2009. China, Wuhan, 2009(5533): 356-364.

[4] 许学斌,张德运,张新曼,等. 采用二代曲波变换和反向传播神经网络的人脸识别方法[J]. 西安交通大学学报,2008,42(10):1213-1215.

[5] 唐荣年,韩九强,张新曼. 一种 Log-Gabor 滤波器结合多分辨率分析的虹膜识别算法[J]. 西安交通大学学报,2009,43(4):30-33.

[6] 谈书才,黄景涛. 基于 LLE 和 LS-SVM 的人脸识别[J]. 微电子学与计算机,2010,27(7):110-113.