

基于特征层和二代曲波变换的多模生物特征融合识别方法

许学斌¹, 张德运¹, 张新曼¹, 张铁登², 邓万宇¹

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 天津大港油田集团工程建设有限责任公司, 300280, 天津)

摘要: 针对单模生物特征识别方法在实际应用中存在识别正确率较低的问题,提出了一种基于特征层和二代曲波变换的单样本多模生物特征融合识别方法,其采用了 2 种生物特征:掌纹特征和人脸特征. 将所有归一化后的学习样本图像和测试图像通过组合的快速离散曲波变换和小波变换进行分解,系数经组合和规范化处理后,在特征层实现融合,融合后的特征参数送入 K -最近邻分类器进行分类,从而获得最终识别结果. 在香港理工大学掌纹数据库和 Ljubljana 大学人脸数据库上的实验结果表明,所提方法在每个类别仅使用 1 个学习样本的情况下,其生物特征图像的最佳平均识别正确率达到 92.40%,比单模人脸、单模掌纹识别方法的识别率分别提高了 35.38%和 8.92%.

关键词: 多模生物特征识别;曲波变换;人脸识别;掌纹识别;图像融合

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)10-0032-05

An Algorithm for Multimodal Biometric Recognition Based on Feature Level and the Second-Generation Curvelet Transform

XU Xuebin¹, ZHANG Deyun¹, ZHANG Xinman¹, ZHANG Tiedeng², DENG Wanyu¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Tianjin Dagang Oilfield Group Engineering Construction Co., Ltd., Tianjin 300280, China)

Abstract: A single sample biometric recognition approach is proposed based on the feature level and curvelet transform of the second-generation to improve the recognition rate of the single modal biometric system in application. Two kinds of biometric features are used. These are the palm-print feature and the face feature. All image samples are normalized and decomposed using the combination of curvelet & wavelet transform. Then the normalized curvelet & wavelet-transformed face and palm-print features are combined at the feature fusion level. The K -NN classifier is used to determine the final biometric classification, and then the recognition results are reported. The experimental results show that the proposed approach has better performance than the single modal solution: the best average recognition rate is improved to 92.40%, and the recognition rate is improved by 35.38% and 8.92% compared with single face feature and single palm-print feature respectively.

Keywords: multimodal biometric recognition; curvelet transform; face recognition; palmprint recognition; image fusion

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.

人体本身所固有的生理特征包括人脸、基因(DNA)、掌纹、指纹、手型、耳朵、眼睛(视网膜、虹膜)、体热辐射、身体气味、腕部/手部/面部的静脉血管等特征,行为特征包括步态、语音、签名、击键等特征^[1-2],一般可将生理和行为特征统称为生物特征。

在现实应用系统中,单模生物特征识别技术易受各种外部环境干扰,所以存在着局限性,识别正确率较低。一般的应用系统均有易用性要求,用户注册时应尽可能少地采集学习样本或仅采集 1 个学习样本,即存在小样本/单样本问题,使得单模生物特征识别技术在应用中受到诸多限制^[3-5]。近几年发展起来的多模生物特征识别技术为解决这些问题提供了新的思路。美国著名学者 A. K. Jain 教授指出:多模生物特征融合识别技术可以看作是一种高级的多传感器信息融合或图像融合技术,是未来解决生物特征识别技术应用中诸多难题的重要途径之一^[1]。目前,多模生物特征融合识别方法的研究涉及到了 4 个层面:决策层、匹配层、特征层和像素层,并在决策层/匹配层的融合方面取得了大量成果^[3]。从信息论观点上看,特征层和像素层进行融合可以提取更多的有效信息,但目前该研究进展较慢。

本文尝试提出了一种基于特征层和二代曲波变换的单样本多模生物融合识别方法,即基于组合的曲波变换和小波变换来提取生物特征信息,并采用特征层融合策略进行融合识别。经大量的实验证实,该方法切实有效,其识别效果优于传统的单模生物特征识别方法。

1 Curvelet 变换及其离散形式

新兴的脊波变换(Ridgelet)、曲波变换(Curvelet)理论和经典的小波变换(Wavelet)理论均属于稀疏表达的范畴,都是采用基函数与信号(或函数)的内积形式实现信号(或函数)的稀疏表示^[6-11],其中第一代 Curvelet 变换是基于传统结构的^[6-10],即先对图像进行预处理,然后采用 Ridgelet 变换,这种方法的冗余度较高。Candes 等人于 2003 年提出了新的框架体系,使得提高变换速度成为可能。第二代曲波变换^[8-10],在生物特征识别中需要其离散形式。文献[6]介绍了 2 种离散的 Curvelet 变换算法,即基于 Unequispaced FFT 的离散曲波变换算法(简称为 USFFT)和基于 Wrapping 的快速离散曲波变换算法。这 2 种算法的输出结果相同,但后者的运算速度更快,效率更高,因此本文采用了基于 Wrapping 的快速离散曲波变换算法。

文献[7-10]介绍了基于二代曲波变换的连续 Curvelet 变换,其中文献[8]提出了一种基于二代曲波变换的人脸识别方法并获得了一定的识别效果,而文献[9]将曲波变换和经典的子空间方法(如 PCA、LDA、2DPCA 等)相结合,以进一步提高生物特征识别率,但遗憾的是子空间方法在学习样本数较少或只有 1 个样本时,识别性能显著降低。实验发现:如果将曲波变换和小波变换相结合^[7],可以在单个学习样本条件下依旧获得良好的识别性能,这就是本文结合曲波变换和小波变换来提取生物特征^[7]的依据。

2 基于特征层融合的多模生物特征识别方法

基于特征层融合的多模生物特征识别方法的流程如图 1 所示,相应算法步骤如下。

(1)图像预处理与归一化。对人脸的学习样本图像和测试图像进行检测定位,掌纹图像根据感兴趣区域(ROI)进行提取。所有学习样本图像和测试图像均进行几何归一化和直方图均衡化处理,图像的大小、尺寸统一以 $p \times p$ 变换,本文中 $p=40$ 。彩色图像应转换为灰度图像,灰度等级统一变换为 $[0, 1]$ 。设 T_{palm} 和 T_{face} 分别代表掌纹和人脸图像样本。

(2)基于曲波变换和小波变换提取与组合生物特征。在此阶段,对 T_{palm} 和 T_{face} 先进行快速离散曲波变换和小波变换分解^[7],离散曲波变换分解尺度为 2 层。

设 t_{palm} 、 t_{face} 分别代表 T_{palm} 、 T_{face} 中的一个样本。 t_{palm} 和 t_{face} 经曲波变换分解后的系数分别为 C_{palm} 和 C_{face} ,用 $\mathbf{C}_{\text{palm}}^{k,l}$ 和 $\mathbf{C}_{\text{face}}^{k,l}$ 分别代表 C_{palm} 和 C_{face} 中 k 尺度和 l 方向的系数矩阵。 $k=\{1, 2\}$,当 $k=1$ 时, $l=1$;当 $k=2$ 时, $l=\{1, \dots, 8\}$ 。

$\mathbf{C}_{\text{palm}}^{k,l}$ 和 $\mathbf{C}_{\text{face}}^{k,l}$ 再经小波变换进一步分解,小波基采用 daub2,分解尺度为 2 层。设分解后获得的小波低频系数为 $W_{\text{palm}}^{k,l}$ 和 $W_{\text{face}}^{k,l}$,采用双线性插值算法将 $W_{\text{palm}}^{2,l}$ 和 $W_{\text{face}}^{2,l}$ 的系数矩阵缩放为与 $W_{\text{palm}}^{1,l}$ 和 $W_{\text{face}}^{1,l}$ 同大小。

将 $W_{\text{palm}}^{1,l}$ 、 $W_{\text{palm}}^{2,l}$ 、 $W_{\text{face}}^{1,l}$ 、 $W_{\text{face}}^{2,l}$ 按下式组合为 2 个生物特征系数矩阵

$$\mathbf{W}_{\text{palm}} = \begin{bmatrix} W_{\text{palm}}^{1,1} & W_{\text{palm}}^{2,1} & W_{\text{palm}}^{2,2} \\ W_{\text{palm}}^{2,3} & W_{\text{palm}}^{2,4} & W_{\text{palm}}^{2,5} \\ W_{\text{palm}}^{2,6} & W_{\text{palm}}^{2,7} & W_{\text{palm}}^{2,8} \end{bmatrix} \quad (1)$$

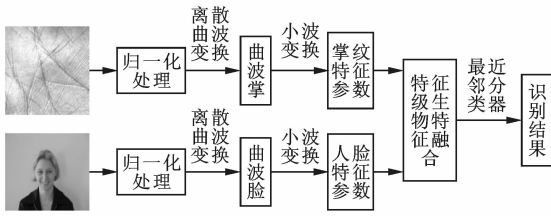


图 1 多模生物特征融合识别方法流程

$$\mathbf{W}_{\text{face}} = \begin{bmatrix} W_{\text{face}}^{1,1} & W_{\text{face}}^{2,1} & W_{\text{face}}^{2,2} \\ W_{\text{face}}^{2,3} & W_{\text{face}}^{2,4} & W_{\text{face}}^{2,5} \\ W_{\text{face}}^{2,6} & W_{\text{face}}^{2,7} & W_{\text{face}}^{2,8} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{W}_{\text{palm}}$ 为掌纹特征系数矩阵; $\mathbf{W}_{\text{face}}$ 为人脸特征系数矩阵。

最后, 将 $\mathbf{W}_{\text{palm}}$ 和 $\mathbf{W}_{\text{face}}$ 转为特征向量。

(3) 特征层生物特征融合。在分别提取了掌纹和人脸的生物特征信息后, 可以获得曲波-小波变换系数。虽然它们在分布类型上比较近似, 但在数值上差异较大, 因此在融合时需要对特征系数进行统一规范化处理。文献[4]介绍了生物特征识别领域中各种经典的规范化处理方法。

可以采用 Z-Score 公式^[3-4]来规范化 $\mathbf{W}_{\text{palm}}$ 和 $\mathbf{W}_{\text{face}}$, 即

$$\mathbf{W}_{\text{norm-palm}} = \frac{\mathbf{W}_{\text{palm}} - \mu_{\text{palm}}}{\sigma_{\text{palm}}} \quad (3)$$

$$\mathbf{W}_{\text{norm-face}} = \frac{\mathbf{W}_{\text{face}} - \mu_{\text{face}}}{\sigma_{\text{face}}} \quad (4)$$

式中: μ_{palm} 和 μ_{face} 分别为 $\mathbf{W}_{\text{palm}}$ 和 $\mathbf{W}_{\text{face}}$ 的均值; σ_{palm} 和 σ_{face} 分别为 $\mathbf{W}_{\text{palm}}$ 和 $\mathbf{W}_{\text{face}}$ 的方差。

综上, 掌纹和人脸的特征层生物特征融合式为

$$\mathbf{W}_{\text{norm-fuse}} = [\mathbf{W}_{\text{norm-palm}} \quad \mathbf{W}_{\text{norm-face}}] \quad (5)$$

由此得到一个融合后的样本特征集 $T_{\text{norm-fuse}}$ 。

(4) 用 K-最近邻(K-NN)分类器分类。采用经典的 K-NN 分类器实现生物特征分类, 得到最终识别结果。该分类器是通过判断测试样本周围 K 个参考样本的类别来确定样本类别的, 验证时仅需要给出样本的参考点集。由于本文主要是解决单样本识别问题, 因此仅采用 1-NN 分类器即可。距离度量使用了欧氏距离、Manhattan 距离、余弦距离和 Correlation 距离^[12]。

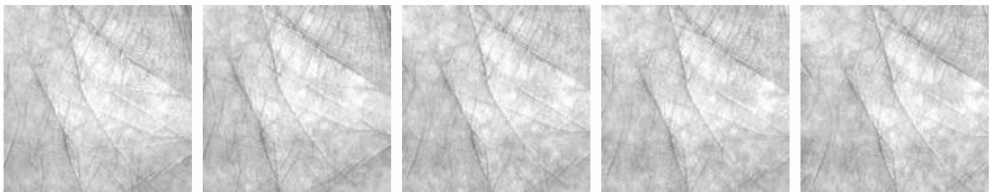


图 3 PolyU 数据库中 1 位志愿者的掌纹 ROI 图像

3 多模生物特征融合识别实验

为了对比本文方法和单模识别方法, 我们选用了 2 个著名的生物特征数据库: 香港理工大学的 PolyU 掌纹数据库和 Ljubljana 大学的 CVL 彩色人脸数据库, 并以此进行生物特征融合识别实验。CVL 数据库适用于 3D 和 2D 人脸检测和识别^[13], 其中包含了 114 位志愿者图像, 每位志愿者有 7 张不同姿态、光照和大小的面部图像。面部图像中还包括了不同的性别、表情、姿态、光照等人脸的样本图像。香港理工大学的 PolyU 掌纹图像数据库包含了 386 位志愿者的 8 000 多张掌纹图像^[14-15], 来源于不同性别和年龄的人群, 每一幅原始图像的大小均为 384×284 像素。这些掌纹图像是在不同的光照条件下、用不同采集仪器分 2 批次获取的, 采样时间间隔约为 2 个月。参考 David Zhang 的方法提取 ROI 掌纹图像, 包括学习样本图像和测试图像^[14-15]。图 2 为 CVL 数据库中 2 位志愿者的人脸图像。图 3 为 PolyU 数据库中 1 位志愿者的 ROI 掌纹图像。



图 2 CVL 中的 2 位志愿者人脸图像

由于 CVL 中的人脸类别只有 114 类, 因此随机从 PolyU 数据库中抽取 114 类掌纹进行配对, 构成多模数据库。在实验中, 每种类别仅用了 1 个样本作为学习样本, 即为单样本识别。此外, 轮流选择每类中的不同样本作为学习样本, 经多次实验获得的平均识别正确率将作为评价指标。为了评估多模方法的性能和效果, 将本文方法与基于小波变换的单模生物特征识别方法进行了对比。小波基采用变换速度快且识别正确率高的 Daubechies 小波 Daub(2)。实验数据、结果如表 1 所示, 结果表明采用多模融合识别方法的识别正确率大幅度提高。

表 1 单模生物特征识别、多模生物特征融合识别的对比实验结果

识别方法	模式	生物特征组合	距离度量	平均识别正确率/%
小波变换-最近邻分类器 (无曲波变换)	单模方法	CVL-小波变换	Euclidean	50.44
			Cosine	50.73
			Manhattan	57.02
			Correlation	52.78
		Palm-小波变换	Euclidean	82.16
			Cosine	83.48
			Manhattan	81.87
			Correlation	82.16
	多模方法	CVLPalm-小波变换融合	Euclidean	86.55
			Cosine	86.55
			Manhattan	90.79
			Correlation	86.55
曲波-小波变换融合- 最近邻分类器	单模方法	CVL-曲波-小波变换	Euclidean	57.46
			Cosine	57.89
			Manhattan	61.55
			Correlation	57.89
		Palm-曲波-小波变换	Euclidean	87.28
			Cosine	86.70
			Manhattan	85.23
			Correlation	86.70
	多模方法	CVLPalm-曲波-小波变换融合	Euclidean	89.91
			Cosine	89.91
			Manhattan	92.40
			Correlation	89.91

从表 1 中还可以看出:采用单模小波变换识别方法,在 CVL 人脸数据库中的最佳平均识别正确率为 57.02%(Manhattan 距离),在掌纹数据库中的最佳平均识别正确率为 83.48%(Cosine 距离),而采用多模小波变换融合方法,最佳的平均识别正确率可提高到 90.79%(Manhattan 距离);采用单模曲波-小波变换识别方法,在 CVL 人脸数据库中的最佳平均识别正确率为 61.55%(Manhattan 距离),在掌纹数据库中的最佳平均识别正确率为 87.28%(欧氏距离),而采用多模曲波-小波变换融合方法,最佳的平均识别正确率可提高到 92.40%(Manhattan 距离).

与单模小波变换识别方法相比,多模曲波-小波变换融合方法的最佳平均识别正确率分别提高了 35.38%和 8.92%. 从本文实验结果来看,对于光照、表情、姿态等较大变化的测试图像,多模融合识别方法均可以正确识别. 此外,在 CVL 人脸数据库中的识别难度大于其他人脸数据库,对于一些不能正确识别的测试图像,经过分析发现,它与本文使用的人脸检测方法有一定的关系(本文采用的是普通的积分投影人脸检测方法,人脸检测效果一般),可以通过改进人脸检测方法进一步提高识别正确率. 为了简化计算并在低速的无线传感器网络环境下传

输生物特征数据,本文仅采用了小波变换的低频系数. 如果综合利用小波变换的低频系数和高频系数,结合特征选取方法,将可获得更佳的识别效果. 总的来说,基于曲波-小波变换的识别方法优于小波变换的识别方法,多模生物特征融合识别方法的效果优于单模识别方法.

4 结论与展望

本文提出了一种基于特征层和二代曲波变换的多模生物特征融合识别方法,同时结合曲波变换和小波变换的优点来提取生物特征. 用曲波变换提取曲线信息,并保留了小波变换擅长捕获点奇异性的优点. 实验表明,仅在单样本的条件下,所提方法可大大提高单模识别方法的识别正确率. 美中不足的是,多模生物特征融合方法的计算复杂度高于单模方法,但随着芯片处理能力的提高,此问题将不成为障碍.

综上所述,多模生物特征融合识别方法是未来生物特征识别方法的发展趋势,它为生物特征识别技术全面走向工程化、产业化奠定了良好的基础.

致谢 感谢香港理工大学计算机科学与技术系为本文的研究提供了 PolyU 掌纹数据库,感谢 Ljubljana 大学的 Peter Peer 教授为本文的研究工作提供了

CVL人脸数据库.

参考文献:

- [1] JAIN A K. Biometric recognition [J]. Nature, 2007, 449(9): 38-40.
- [2] LU J, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms[J]. IEEE Trans on Neural Net, 2003, 14(1): 117-126.
- [3] JING Xiaoyuan, YAO Yongfang, ZHANG David. Face and palmprint pixel level fusion and kernel DCV-RBF classifier for small sample biometric recognition [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(11): 3209-3224.
- [4] JAIN A K, NANDAKUMAR K, ROSS A. Score normalization in multimodal biometric systems[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2270-2285.
- [5] YAO Yongfang, JING Xiaoyuan, WONG H S. Face and palmprint feature level fusion for single sample biometrics recognition[J]. Neurocomputing, 2007, 70(5): 1582-1586.
- [6] CANDES E J, DEMANET L, DONOHO D L, et al. Fast discrete curvelet transforms, DMS01-40698 [R]. Pasadena, CA, USA: California Institute of Technology, 2005:1-43.
- [7] LI Shutao, YANG Bin. Multifocus image fusion by combining curvelet and wavelet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(2): 1295-1301.
- [8] 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): 1213-1216.
XU Xuebin, ZHANG Deyun, ZHANG Xinman, et al. Method for face recognition using second generation curvelet transform and back propagation neural network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, 42(10): 1213-1216.
- [9] MANDAL T, JONATHAN Q M, WU Yuanyuan. Curvelet based face recognition via dimension reduction [J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2345-2353.
- [10] 李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究 [J]. 光学学报, 2006, 26(5): 657-662.
LI Huihui, GUO Lei, LIU Hang. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(5): 657-662.
- [11] 杨镠, 郭宝龙, 倪伟. 基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法 [J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(4): 448-452.
YANG Liu, GUO Baolong, NI Wei. Multifocus image fusion algorithm based on region statistics in contourlet domain [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(4): 448-452.
- [12] PERLIBAKAS V. Distance measures for PCA-based face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(6): 711-724.
- [13] SOLINA F, PEER P, BATAGELJ B, et al. Color-based face detection in the 15 seconds of fame art installation [C]//Conference on Computer Vision/Computer Graphics Collaboration for Model-based Imaging, Rendering, Image Analysis and Graphical Special Effects. Rocquencourt, France:INRIA, 2003: 38-47.
- [14] JIA Wei, HUANG Deshuang, ZHANG David. Palmprint verification based on robust line orientation code [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1504-1513.
- [15] KONG A, ZHANG D, KAMEL M. Three measures for secure palmprint identification [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4): 1329-1337.

(编辑 苗凌)

[本刊相关文献链接]

基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法. 西安交通大学学报, 2007, 41(4): 448-452.
一种 Log Cabor 滤波结合特征融合的虹膜识别方法. 西安交通大学学报, 2007, 41(8): 889-893.
结合对比度塔和克隆选择加权 Wedgelets 的图像融合. 西安交通大学学报, 2007, 41(10): 1170-1174.
基于异步航迹融合的乱序数据处理算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(4): 458-461.
法向约束的多幅点云数据融合算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(5): 71-75.
移动最小二乘增量式多视点云数据融合算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(9): 46-50.