

MEEMD 特征掌纹的 2DPCA 识别方法

颜廷秦, 刘淑芬

(苏州市职业大学 电子信息工程系, 江苏 苏州 215104)

摘要: 为了提高识别率, 提出了基于 MEEMD 和 2DPCA 的掌纹识别方法. 利用 MEEMD 技术对掌纹图像进行分解, 得到本征模式函数(IMF)分量, 用高频分量重构掌纹图像, 形成掌纹识别图像集. 然后利用 2DPCA 技术进行识别. MEEMD 重构掌纹能够突出掌纹细节特征, 提高识别率. 采用香港理工大学掌纹数据库进行实验, 将此方法与不包含 MEEMD 的 2DPCA 方法进行比较, 实验结果说明此方法有较高的识别率和较快的识别速度.

关键词: 多维集合经验模态分解(MEEMD); 二维主成分分析(2DPCA); 掌纹; 本征模式函数(IMF)

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0146-04

2DPCA Identification Method of MEEMD Palmprint

YAN Ting-qin, LIU Shu-fen

(Department of Electronic and Information Engineering, Suzhou Vocational University, Suzhou 215104, China)

Abstract: To improve the recognition rate, a palmprint recognition method based on multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition (MEEMD) and two-dimensional principal component analysis(2DPCA) is proposed in this paper. Palmprint images are decomposed with MEEMD to get IMF components, then reconstruct the palmprint images with the high frequency IMF components to get the recognition palmprint images set. As the last step, the reconstructed palmprint set is input to 2DPCA to recognize. The reconstructed palmprint images have more high frequency characteristic details than the original palmprint images, so its recognition rate is higher. The palmprint database of Hong Kong Polytechnic University is employed in experiments. The results show the higher recognition rate and faster recognition speed of our method.

Key words: MEEMD; 2DPCA; palmprints; IMF

1 引言

生物特征识别技术是一种利用人体固有的生理特征和行为特征进行个人身份认证的技术. 作为生物特征识别的重要一员, 掌纹同其他可用生物特征相比, 具有以下优点: 掌纹包含可以在较低的分辨率下提取的主线和褶皱等有效特征, 这些特征具有唯一性, 终生基本不变, 非常稳定且不易伪造; 信息丰富, 识别率高; 采集设备简单, 容易实现; 对用户没有侵犯性, 更容易被用户接受. 因此, 与其他生物特征识别技术相比, 掌纹识别具有更广阔的应用前景^[1].

掌纹识别算法多种多样^[2-4], 其中基于子空间的识别算法是一个重要领域. 主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是典型的基于子空间的识别算法, 它能够用低维空间去近似一个高维空间, 同时充分保留有用信息, 因此被成功引入到掌纹识别领域^[5-7]. 但在 PCA 应用中需要将二维图像转化成一维向量, 这样就引出了一个高维图像向量, 数据量大, 运算复杂. 二维主成分分析(Two-dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)^[8]是基于图像矩阵的主分量分析, 它的协方差矩阵能够直接由原图像矩阵构建, 因此本文使用 2DPCA 进

收稿日期: 2011-04-30; 修回日期: 2011-06-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(60970058); 江苏省自然科学基金项目(BK2009131); 苏州市职业大学创新团队建设项目(3100125)

行识别,减少计算量,以缩短算法执行时间.

多维集合经验模态分解(Multi-dimensional Ensemble Empirical Mode Decomposition, MEEMD)^[9]能够对掌纹图像进行不同尺度上的分解,使提取掌纹图像不同尺度上的细节特征成为可能,所以被引入到掌纹识别中.在预处理阶段,用MEEMD方法把掌纹图像分解为不同层次的本征模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量.用高频IMF分量重构掌纹,得到更加突出掌纹高频细节特征的图像.在这种掌纹图像集上应用2DPCA技术进行识别,从实验结果可以看出,识别率高于不包含MEEMD的2DPCA方法,同时提高了识别速度.

2 多维集合经验模态分解(MEEMD)

经验模态分解是一种重要的数据分析方法,它能将复杂信号分解为一组本征模式函数(IMF),以提取信号更为详细的信息.但EMD有混频等缺点,为了克服这些缺点,吴在2009年提出了噪声辅助的多维集合经验模态分解(MEEMD)^[9].

EEMD算法可以描述如下:在目标数据中加入一系列白噪声,然后把带噪声的数据分解为一组本征模式函数,每次用不同的白噪声序列重复这些步骤,得到系列IMFs.

图1中,(a)为原始掌纹;(b)、(c)、(d)、(e)为4个IMF分量,(b)分量是纯净的高频信号,提取了掌纹图像中线的边界;(c)分量是个高频信号的模糊版,这两者组合可以得到原图的高频版本;(d)和(e)图是掌纹图像低频成分的分解;(f)是提取4个IMF后的残余信号分量;(g)是利用4个IMF分量,即(b)~(e)重构的掌纹图像;(h)是利用全部分量,即(b)~(f)重构的掌纹图像.

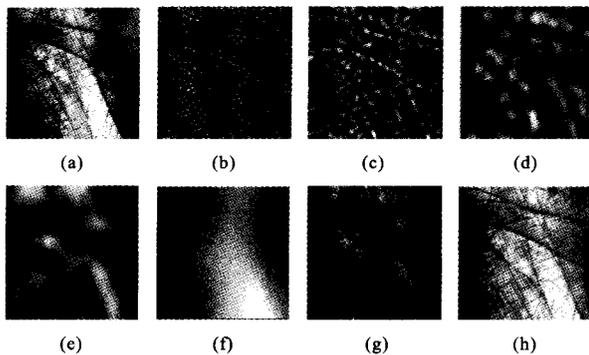


图1 MEEMD方法的掌纹图像分解及重构

对于图像数据,首先在一维上应用集合经验模态分解(EEMD),然后在第一维分解结果的二维

上应用EEMD,用适当的方法组合分解结果得到分解图像.本文把MEEMD应用于掌纹图像,IMF的个数为4,分解后得到4个IMFs和1个残余分量,用4个IMFs重构掌纹:

$$f_{\text{rec}}(x, y) = \sum_{j=1}^4 \text{IMF}_j(x, y) \quad (1)$$

图1所示为一幅掌纹图像的分解结果,可以看出,去除残余分量的高频IMF分量重构掌纹突出了掌纹的高频细节特征,去除了背景的影响.本文应用这些重构掌纹进行识别.

3 二维主组件分析(2DPCA)

主组件分析PCA在提取主组件和数据降维的处理中得到广泛的应用,二维主组件分析2DPCA是在二维上应用PCA技术,是图像等二维数据处理中常用的技术.在掌纹识别的具体应用上,首先对训练掌纹集进行2DPCA分析,得到基向量构成的特征掌纹空间.把待识别掌纹投影到这个特征掌纹空间里,比较它与空间中训练掌纹的位置,空间中与其最近的训练掌纹就认为是它的识别结果.

为了更好地描述2DPCA进行掌纹识别的过程.我们假定训练掌纹集S由M个掌纹图像 $i_1, i_2, i_3, \dots, i_M$ 组成.首先对训练掌纹集S进行均值化:

$$P_k = \bar{i}_k = i_k - \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M i_j \quad (2)$$

然后计算协方差矩阵:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M P_j P_j^T \quad (3)$$

根据协方差矩阵计算特征向量 v_k 和特征值 d_k .选取前面h个较大的特征值对应的特征向量,形成特征向量空间 U_h .

先把训练掌纹图像投影到特征向量空间 U_h ,得到每一幅训练掌纹图像在空间中的投影系数 α_j :

$$\alpha_j = P_k \times U_h \quad (4)$$

对测试掌纹集进行均值化,得到均值化掌纹 q_j .把均值化测试掌纹投影到特征向量空间 U_h ,相应得到每一幅测试掌纹图像在空间中的投影系数 β_j :

$$\beta_j = q_k \times U_h \quad (5)$$

利用分类方法比较 α_j 和 β_j ,找到每一幅测试掌纹在空间中最近的训练掌纹,即为识别结果.

基于前面的讨论,本文提出了MEEMD和2DPCA的掌纹识别方法.利用MEEMD提取掌纹4个频段的IMF分量;去除残余分量,消除掌纹图像中光照等低频因素影响,用前4个IMF分量重构掌

纹图像,将重构掌纹图像分为训练和测试两个集合;最后基于 2DPCA 方法投影分类。

对一幅掌纹图像 (128×128 像素) 进行 MEEMD 分析,提取 4 个的 IMF 分量 (111×111 像素) 和 1 个残余信号 (111×111 像素),如图 1 所示。从图 1 中可以看出,重构图像 (g) 去除了原始图像 (a) 中光照等因素的影响,突出了掌纹的纹理特征,而这些特征正是识别所需要的重要信息。针对重构图像 (g) 的 2DPCA 算法,即本文识别算法总结如下:

(1) 对每幅掌纹图像进行 MEEMD 分解、重构,得到如图 1(g) 所示的重构掌纹。把重构掌纹分为训练集和测试集。

(2) 对训练集进行 2DPCA 分析,得到特征向量空间 V ; 零均值掌纹训练集投影到空间 V , 得到 2DPCA 系数 α 。

(3) 测试掌纹投影到基向量空间,得到 2DPCA 系数 β 。

(4) 然后用 Euclidean 算法进行匹配、识别。

4 实验结果

我们采用 Windows Vista 操作系统, Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU, 主频 1.5 GHz, 1014 MB 内存的工作平台。算法用 MATLAB 7.0 编程实现。

本文采用香港理工大学掌纹数据库中掌纹进行实验,这个数据库包含 100 个人的掌纹图像数据,每人 6 幅掌纹图像。其中前三幅用于训练,后三幅用于测试,训练和测试图像的采样时间间隔是 2 个月。原始掌纹图像是 128×128 像素,对掌纹图像进行 MEEMD 分解,高频重构掌纹为 111×111 像素。为降低计算量,对原始掌纹图像和低频重构掌纹分别进行压缩,得到压缩掌纹像素分别为 64×64 像素和 55×55 像素。对这四种掌纹图像分别进行识别实验,取每个人的前 3 幅压缩掌纹构成训练矩阵,得到 2DPCA 特征向量空间;后 3 幅构成测试矩阵,投影到 2DPCA 特征向量空间,进行匹配识别测试。近邻匹配采用 Euclidean 距离法。

图 2 和图 3 显示了采用 Euclidean 距离法进行匹配时,本文方法和 2DPCA 的识别率,图 2 为非压缩掌纹,图 3 为压缩掌纹,横坐标是基向量个数 m ,纵坐标是识别率,实线为本文方法识别率,点线为 2DPCA 识别率。可以看出,本文方法在基向量数量 m 较小时,识别率随 m 增加上升速度快于 2DPCA; 无论非压缩掌纹还是压缩掌纹,在基向量数量 $m =$

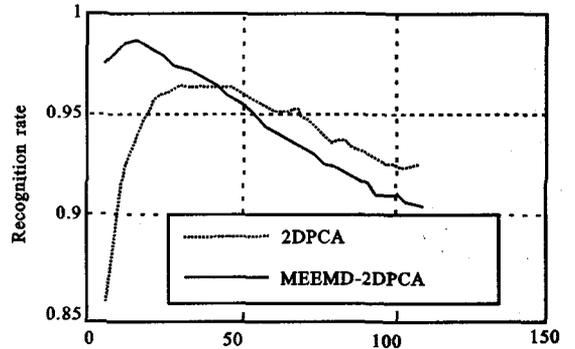


图 2 采用非压缩掌纹时,本文方法和 2DPCA 的识别率对比

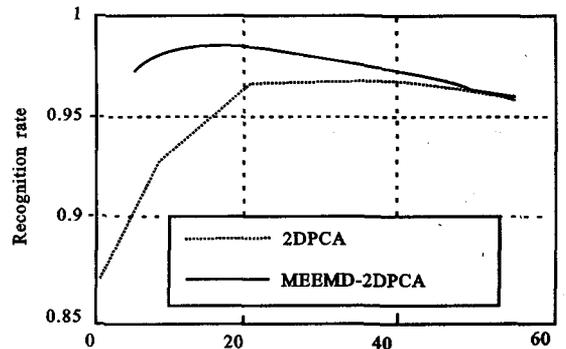


图 3 采用压缩掌纹时,本文方法和 2DPCA 的识别率对比

15 时,识别率达到最大值 98.667%; 随维数 m 增加,识别率下降;非压缩掌纹实验显示,随 m 增大,本文方法下降速度快于 2DPCA, $m > 45$ 时,本文方法识别率小于 2DPCA; 对压缩掌纹而言,随 m 增大,本文方法识别率下降,2DPCA 识别率增加, $m > 45$ 时,两种方法识别率基本相同。在 2DPCA 方法中,压缩掌纹的最大识别率为 96.667%,非压缩掌纹的最大识别率为 96.5%,分别低于本文方法 2.07% 和 2.25%。可以看出,MEEMD 重构掌纹去除了原始掌纹的低频信息,充分利用了掌纹图像的高频细节特征,所以本文方法识别率高于 2DPCA。

表 1 给出了四种实验的识别率,可以看出,本文方法识别率高于 2DPCA 方法;对压缩、非压缩掌纹,本文方法最高识别率相同;压缩掌纹的识别率高于非压缩掌纹。

表 1 四种实验识别率

	MEEMD_2DPCA		2DPCA	
	(压缩)	(非压缩)	(压缩)	(非压缩)
5	0.975 00	0.976 67	0.856 67	0.858 33
15	0.986 67	0.986 67	0.938 33	0.935 00
25	0.983 33	0.978 33	0.958 33	0.961 67
35	0.976 67	0.970 00	0.965 00	0.965 00
45	0.970 00	0.960 00	0.966 67	0.965 00
最大值	0.986 67	0.986 67	0.966 67	0.965 00

表2给出了四种掌纹实验的识别时间.为了清晰显示时间对比关系,图4给出了相应的对比关系图.可以看出,压缩掌纹识别时间少于非压缩掌纹;本文方法识别速度快于2DPCA.

表2 识别时间

	MEEMD_2DPCA (压缩)		2DPCA	
	MEEMD_2DPCA	2DPCA	MEEMD_2DPCA	2DPCA
5	2.137 0	2.465 0	3.728 0	4.134 0
15	6.084 0	7.581 0	9.853 0	12.433 0
25	10.140 0	12.574 0	16.161 0	20.857 0
35	14.165 0	17.815 0	23.005 0	29.047 0
45	18.408 0	22.838 0	29.616 0	37.455 0
55	22.636 0	27.800 0	35.646 0	45.474 0
平均值	12.325 4	15.183 0	19.792 1	25.079 0

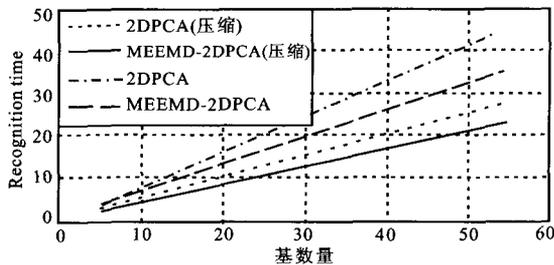


图4 四种实验的识别时间对比

对基数量从5到55取平均值,应用压缩掌纹时,本文方法为12.3254s,2DPCA为15.1830s,本文方法比2DPCA少23.9%;应用非压缩掌纹时,本文方法为19.7921s,2DPCA为25.0790s,本文方法比ICA II少26.71%.

5 结束语

由以上分析可以看出,基于MEEMD和2DPCA的方法识别率高于2DPCA,识别时间短,速度快;在使用压缩掌纹和非压缩掌纹的识别中,本文方法识别率在维数 $m = 15$ 时,识别率最高,随着 m 的增加识别率有所降低;两种掌纹识别率分别比2DPCA高2.25%和2.07%;掌纹识别速度分别比

2DPCA高23.9%和26.71%;压缩掌纹识别速度高于非压缩掌纹.

参考文献:

- [1] 岳峰,左旺孟,张大鹏. 掌纹识别算法综述[J]. 自动化学报, 2010,36(3):353-365.
- [2] Jain A K, Feng J J. Latent palmprint matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009,31(6):1032-1047
- [3] Guo Zhenhua, Zhang David, Zhang Lei. Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(13): 1219-1227.
- [4] 苑玮琦,范永刚,柯丽. 相位一致性和对数 Gabor 滤波器相结合的掌纹识别方法[J]. 光学学报, 2010,30(1):147-152.
- [5] 蔡平胜,闫乐林. 主成分分析法在掌纹图像识别中的应用[J]. 计算机系统应用,2010,19(9):187-190.
- [6] Lin Ling. Palmprint identification using PCA algorithm and hierarchical neural network; Lecture Notes In Computer Science[C]// proceedings of the international conference on Life system molding and simulation and intelligent computing. 2010. Heidelberg: Springer - Verlag Berlin, ,2010: 618-625.
- [7] 杨颖娟. 基于 PCA 算法和小波包变换的人脸识别技术 [J]. 微电子学与计算机, 2011,28(1):92-94.
- [8] 郑钰辉,孙权森,夏德深. 基于 2DPCA 的有效非局部滤波方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(10):1379-1389.
- [9] Wu Zhaohua. The multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009 3:339-372.

作者简介:

颜廷秦 男,(1971-),硕士研究生,副教授.研究方向为数字图像处理.

刘淑芬 女,(1968-),硕士研究生,副教授.研究方向为嵌入式应用.