

基于小波分解和 K2DPCA-2DLDA 的手背静脉识别

吕 岑,程 诚,赵东霞

(陕西科技大学 电气与信息工程学院,西安 710021)

(tintorn@sohu.com)

摘 要:提出了一种基于小波分解和二维主成分分析-二维线性判别式分析(K2DPCA-2DLDA)的手背静脉识别方法,选用 db4 小波基对原图进行小波分解。对其低频子图进行 K2DPCA 映射获得低维空间特征,通过对此低维空间特征进行 2DLDA 变换得到最终特征表达,利用最近邻法则进行了分类。实验结果表明,该方法能提高手背静脉识别率,有效减少识别时间。

关键词:生物识别技术;手背静脉;小波分解;核二维主成分分析;二维线性判别式分析

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Dorsal hand vein recognition based on wavelet decomposition and K2DPCA-2DLDA

LÜ Cen, CHENG Cheng, ZHAO Dong-xia

(College of Electricity and Information Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710021, China)

Abstract: Dorsal hand vein recognition based on wavelet decomposition and K2DPCA-2DLDA was proposed in this paper, and db4 wavelet was used to decompose the original image. K2DPCA transformation was used for the sub-image of low frequency to obtain low dimensional space characteristics. Then, 2DLDA transformation was used to further reduce the dimension for obtaining the final feature expression. Finally, the features were classified according to the nearest neighbor classification rule. The experimental results show that the method can improve the hand dorsal vein recognition rate and reduce the recognition time effectively.

Key words: biometrics; dorsal hand vein; wavelet decomposition; Kernel Two-Dimensional Principal Component Analysis (K2DPCA); Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis (2DLDA)

0 引言

随着信息化网络化社会的发展,人们对信息安全提出了更高的要求。由于人体固有的生物特征不会被遗失或遗忘,并且难以伪造和模仿,使得生物识别技术成为信息安全领域发展的必然趋势之一。手背静脉识别与常见的指纹识别、虹膜识别等生物识别技术相比,具有内部特征、非接触式、识别过程人性化、安全等级高等诸多优点^[1]。目前,静脉识别技术大致有3类:在图像的空间域寻找特征,如基于模板匹配、特征点、几何不变矩等识别方法^[2-4];根据静脉模式的特点构造适用的小波提取纹理特征^[5-6];基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)或其改进方法直接提取图像特征^[7]。

由于 PCA 提取手背静脉特征时,需先将图像转化为一维向量,这样不但增加了计算协方差矩阵的复杂度,而且还破坏了原图的结构信息,为了解决这个问题文献[8]提出直接对原图构造协方差矩阵,即二维主成分分析(Two Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)方法。然而不管对图像的行还是列进行 2DPCA 变换都需要较多的系数来表达图像,为此文献[9]提出了 $(2D)^2PCA$,即分别在两个方向上进行 2DPCA 变换。但是实际采集的图像中受到如光照不均、姿态变换等因素引起的差异是非线性的和复杂的,因此 $(2D)^2PCA$ 不能提取最优的特征表达^[10]。文献[11-12]提出了二维核主成分分析(Kernal Two Dimensional Principal Component

Analysis, K2DPCA),并且在人脸识别中的效果优于 2DPCA。

为了提高识别速度,需要在不降低识别率的情况下,对图像进行降维处理。除了二抽取、高斯金字塔等方法^[13],小波分解也是有效的降维方法,而且还可以有效地去除高频噪声。

本文提出了一种对小波分解低频子图进行 K2DPCA 映射获得低维空间特征,通过对此空间特征进行 2DLDA 变换得到最终特征,最后采用基于欧氏距离的最邻近法则进行分类,图1给出了本文方法实现的总框图。利用 Mohamed Shahin 博士的图像库进行测试,结果表明,采用低频子图可以明显降低计算复杂度,减少运行识别,并且识别精度有显著的提高。

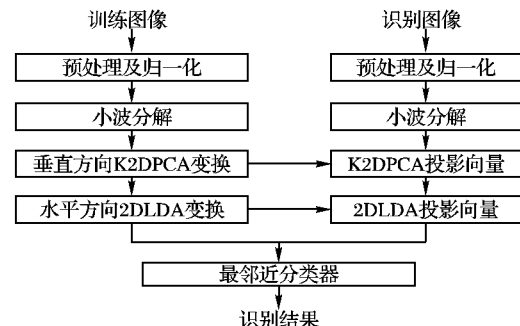


图1 手背静脉识别模型框图

1 图像预处理

1.1 图像 ROI 区域提取及归一化

为了最大限度保留手背静脉的有效信息,先对手背做二

收稿日期:2010-07-06。

作者简介:吕岑(1964-),男,陕西宝鸡人,副教授,主要研究方向:光电技术、图像处理;程诚(1985-),男,陕西杨凌人,硕士研究生,主要研究方向:图像识别。

值化处理,手背区域置1,背景区域置0。根据式(1)计算手背区域的质心,其中 A 为二值化图像, (x, y) 为质心。通过质心计算出手背区域的最大内接矩,利用此内接矩形在原图上提取出有效区域^[6]。

$$x = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N i * A(i, j)}{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N A(i, j)}, y = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N j * A(i, j)}{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N A(i, j)} \quad (1)$$

为了方便特征提取,有必要对感兴趣的区域(Region Of Interest, ROI)区域进行尺寸归一化,由于双线性插值具有低通滤波的性质,使高频部分受到损失。为了得到较好的小波分解低频子图,使用曲线插值进行 100×100 像素归一化,如图2(b)所示。利用文献[14]对提出的基于脊波变换的图像增强方法进行图像增强,如图3(a)所示。

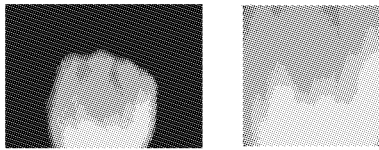


图2 原图与归一化图像

1.2 基于小波分解的降维

经多次试验,本文采用db4小波基利用MALLAT分解算法对归一化的图像 $A(x, y)$ 进行一层小波分解,分解后表示为 $A(x, y) = A_1 + H_1 + V_1 + D_1$,其中 A_1 为这一尺度下的低频分量, H_1, V_1, D_1 分别是该尺度下的水平、垂直、对角线的高频分量。如图3(b)所示,显然原图的主要能量集中在 A_1 上,而且还减少了一些高频噪声。 A_1 比原图的维数减小了一半,故对其进行K2DPCA-2DLDA变换,有利于特征提取和识别。

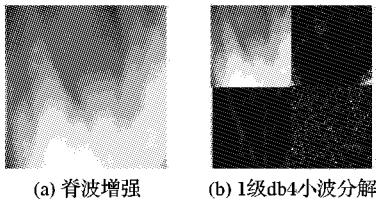


图3 脊波增强与1级db4小波分解

2 手背静脉的特征提取

鉴于上文所述的K2DPCA的优越性,本文在图像(大小为 $m \times n$)的垂直方向上进行K2DPCA映射,为了简化特征提高识别效率,对得到的K2DPCA空间的特征进一步进行水平方向上的2DLDA映射得到最终特征向量。

2.1 垂直方向的K2DPCA变换

K2DPCA是把图像的每一列非线性映射到特征空间 F ,在 F 空间中进行PCA变换。由于 F 空间的维数很高运算很复杂,因此利用内积核函数 K 计算原图 A_i 和 A_j 被映射到 F 空间的内积:

$$K(A_i, A_j) = \langle \Phi(A_i), \Phi(A_j) \rangle \quad (2)$$

在 F 空间中的协方差矩阵为 $\bar{C} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi(A_i) \Phi(A_i)^T$,特征方程 $\lambda \mathbf{v} = \bar{C} \mathbf{v}$ 的特征向量 \mathbf{v} 在 $\Phi(A_1) \Phi(A_2), \dots, \Phi(A_M)$ 张成的空间内,因此存在一组常数 $\{c_i\}$,使得 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^M c_i \Phi(A_i)$,即可得到:

$$\mathbf{v} = \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^n c_{p \times q} \Phi(A_p^q) \quad (3)$$

其中: $\Phi(A_p^q)$ 为第 p 幅映射图像的第 q 列,因此可得到满足

$\lambda \mathbf{v} = \bar{C} \mathbf{v}$ 的一组特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_l$, l 为主分量数量,可得到投影向量 $\bar{\mathbf{v}} = (v_1, v_2, \dots, v_l)^T$ 。把 $\Phi(A_i^j)$ 作为一个实体,为了提取 $\Phi(A_i^j)$ 的主成分,需要把每个 $\Phi(A_i^j)$ 投影到 F 空间的特征向量 $\bar{\mathbf{v}}$ 上,可得到:

$$(\bar{\mathbf{v}} \cdot \Phi(A_i^j)) = \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^n c_{p \times q} (\Phi(A_p^q) \Phi(A_i^j)^T) \quad (4)$$

由式(4)可得第 i 幅图像的投影 Y_i 为:

$$Y_i = (\bar{\mathbf{v}} \cdot \Phi(A_i)) = \mathbf{c}^T (\bar{\Psi})^T \Phi(A_i)$$

其中: $\mathbf{c} = (c_{M \times n-l+1}, c_{M \times n-l+2}, \dots, c_{M \times n})$, $\bar{\Psi} = [\Phi(A_1^1), \Phi(A_1^2), \dots, \Phi(A_1^n), \dots, [\Phi(A_M^1), \Phi(A_M^2), \dots, \Phi(A_M^n)]]$ 。

得到了前 l 个最大特征值对应的特征向量 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_l$ 所构成的投影向量 $\bar{\mathbf{v}}$,把图像矩阵投影到 $\bar{\mathbf{v}}$ 上得到K2DPCA变换后的特征矩阵 \mathbf{Y} ,其大小为 $l \times n$ 。

2.2 水平方向的2DLDA变换

为了简化特征得到更好的分类效果,对K2DPCA特征矩阵 \mathbf{Y} 的水平方向进行2DLDA变换以得到最终特征。

通过特征矩阵 \mathbf{Y} 和其转置 \mathbf{Y}^T 可以构造类间散布矩阵 \mathbf{H}_b 和类内散布矩阵 \mathbf{H}_w ,计算 $\mathbf{H}_w^{-1} \mathbf{H}_b$ 特征值和特征向量得到前 r 个最大特征值对应的特征向量 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r$ 所构成的投影向量 $\bar{\mathbf{X}} (\bar{\mathbf{X}} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r))$ 。利用 $\bar{\mathbf{X}}$ 将K2DPCA特征矩阵进行2DLDA变换可得到最终特征,即 $\mathbf{F} = \mathbf{Y} \cdot \bar{\mathbf{X}}$,其大小为 $l \times r$ 。此特征的维数小于K2DPCA特征 \mathbf{Y} 的维数更小于原特征 \mathbf{A} 的维数,从而大大地提高识别速度和效率,K2DPCA-2DLDA变换过程如图4所示。

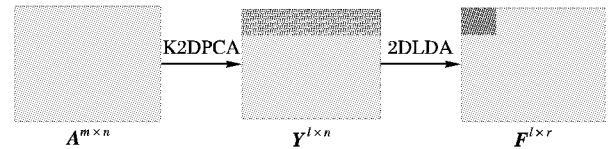


图4 K2DPCA-2DLDA变换过程

3 匹配实验结果与分析

本文采用Mohamed Shahin博士的手背静脉图像库的30类样本(每类5幅),在CPU为P4 2.4 GHz,内存为512 MB的PC机上使用Matlab R2008a分别进行了(2D)2PCA, 2DPCA-2DLDA, K2DPCA-2DPCA, K2DPCA-2DLDA以及本文算法的测试。首先对图像库中的图像经ROI提取后归一化到 100×100 ,对每类样本随机选择3幅进行训练,两幅用于测试。为了简化计算量,对于K2DPCA算法本文选用 d 阶多项式核函数。当垂直和水平方向的投影维数从 5×2 到 50×20 变化时,经过较长时间的训练得到了以上各种算法在不同投影维数下的各类标准特征,通过2幅图像测试得到各算法的最佳识别率如表1所示。可以看出相对于其他算法,K2DPCA-2DLDA与小波分解的K2DPCA-2DLDA具有较高识别率的同时,识别时间比前者大大减小。

采用6种小波基对样本进行一级分解和二级分解后,对于二级分解后的样本,再进行K2DPCA-2DLDA特征提取。首先利用曲线插值将样本变换到 30×30 像素,垂直和水平投影维数在该范围内变化时得到的最佳识别率如表2所示,可见采用db4小波基进行一级小波分解得到了较高的识别率,并且运行时间适中。二级分解后,样本信息损失严重,识别率急剧下降。

本文方法中,由于垂直方向K2DPCA变换的投影维数与水平方向2DLDA变换的投影维数对该算法的识别率有一定影响,在3幅图片进行训练,两幅图片用于测试的情况下,得到了垂直和水平方向的投影维数从 5×2 到 50×20 变化时的

识别率,结果表明投影维数在 10×6 到 25×12 范围内具有较高的识别率如表3所示,投影维数过高增加了一些不利于分类的特征,识别率有轻微下降趋势,并且增加了识别时间。

表1 各算法识别时间与识别率比较

算法	识别时间/s	识别率/%
$(2D)^2PCA$	0.244 1	88.3
2DPCA-2DLDA	0.259 2	91.6
K2DPCA-2DPCA	0.672 3	93.3
K2DPCA-2DLDA	0.656 4	95.0
本文方法	0.289 9	96.7

表2 不同小波基的识别性能

小波基	一级小波分解		二级小波分解	
	识别时间/s	识别率/%	识别时间/s	识别率/%
Haar	0.186 2	91.6	0.237 8	68.3
Daub4	0.269 9	96.7	0.381 3	75.0
Daub8	0.334 9	96.7	0.555 2	76.7
Coif2	0.327 5	95.0	0.421 0	73.3
Sym2	0.233 6	91.6	0.316 5	71.7
Bior1.3	0.241 3	93.3	0.341 2	71.7

表3 投影维数与识别率的关系 %

2DLDA 投影数	K2DPCA 投影数			
	10	15	20	25
6	90.0	90.0	91.6	91.6
8	88.3	91.6	95.0	93.3
10	91.6	96.7	93.3	95.5
12	88.3	93.3	96.7	95.0

在投影维数为 15×10 的情况下,测试了 K2DPCA-2DLDA 和本文方法在不同训练样本数情况下的识别率变换,如图5所示。小波分解的 K2DPCA-2DLDA 方法在3个训练样本的条件下识别率可以达到96.7%,而 K2DPCA-2DLDA 方法则需要4个训练样本可达到相同的识别率。

综上所述,本文方法可以将特征空间压缩到 15×10 维数时的识别率仍明显高于其他算法识别率;在3个样本训练条件下的识别率可达到 K2DPCA-2DLDA 方法在4个样本训练情况下的识别率,并且识别时间明显小于后者。

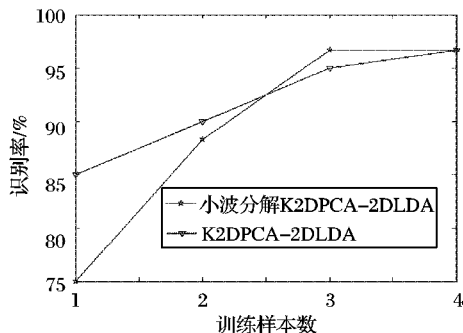


图5 训练样本个数与识别率的关系

4 结语

提出了一种基于小波分解和 K2DPCA-2DLDA 的手背静脉识别方法,该方法结合了小波分解降维、K2DPCA 提取具有非线性差异特性样本的特征以及经 2DLDA 提取最佳分类特征的优点。实验结果表明,该方法能提高手背静脉识别率,有效降低识别时间。对该算法只是在小样本情况下进行测试,对于大量样本情况还有待于进一步研究。

参考文献:

- [1] SHAHIN M, BADAWI A, KAMEL M. Biometric authentication using fast correlation of near infrared hand vein patterns [J]. International Journal of Biological and Medical Sciences, 2007, 2(3): 141 - 148.
- [2] MIURA N, NAGASAKA A, MIYATAKE T. Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification [J]. Machine Vision and Applications, 2004, 15(4): 194 - 203.
- [3] WANG LINGYU, LEEDHAM G, CHO D S-Y. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometric [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 920 - 929.
- [4] 崔建江, 宋星月, 陈国坤, 等. 基于几何形状和小波矩的静脉特征提取与匹配[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2009, 30(9): 1236 - 1239.
- [5] 李铁刚, 马驹良, 张忠波, 等. 基于 Bandelet 变换的手背静脉识别算法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2007, 45(6): 975 - 978.
- [6] 韩笑. 静脉识别算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2007.
- [7] 王科俊, 袁智. 基于小波矩融合 PCA 变换的手指静脉识别[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(5): 692 - 697.
- [8] YANG JIAN, ZHANG D, FRANGI A F. Two dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representational and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131 - 137.
- [9] HUI KONG, LEI WANG, TEOH E K. Generalized 2D principal component analysis for face image representation and recognition [J]. Neural Networks, 2005, 18(5): 585 - 594.
- [10] 余成波, 秦华锋. 手指静脉识别技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [11] 杜卓明, 屠宏, 耿国华. KPCA 过程方法研究与应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(7): 8 - 10.
- [12] KIM K I, FRANZ M O, SCHOLKOPF B. Iterative kernel principal component analysis for imagemodeling [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(9): 1352 - 1366.
- [13] 苑玮琦, 黄静, 桑海峰. 小波分解与 PCA 方法的掌纹特征提取方法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(12): 3671 - 3673.
- [14] 韩笑, 马驹良, 张忠波. 基于脊波变换的手背静脉图像增强及特征提取[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2006, 44(3): 415 - 417.

(上接第412页)

- [4] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Pictorial structures for object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61(1): 55 - 79.
- [5] ANDRILUKA M, ROTH S, SCHIELE B. Pictorial structures revisited: People detection and articulated pose estimation[C]// CVPR 2009: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Washington, DC: IEEE

Computer Society, 2009: 1014 - 1021.

- [6] DING NING, ZHONG ZHI, WU XINYU, et al. Energy-based video surveillance: a case study on ATM[C]// 5th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 237 - 242.
- [7] 胡栋. 人体异常行为识别算法研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2010.