

一种基于双 PCA 的动态空间手背静脉图像合成方法

王一丁 姜楠 李克峰

(北方工业大学信息工程学院 北京 100144)

(wangyd@ncut.edu.cn)

Dynamic Spatial Synthesis of Dorsal Hand Vein Images Based on PCA

Wang Yiding, Jiang Nan, and Li Kefeng

(College of Information Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144)

Abstract Databases of human dorsal hand vein (DHV) images are created and distributed for the purpose of testing DHV identification algorithm. For logistical and privacy reasons, these databases are often too small to fulfill their potential applications. A novel synthesis method of creating new DHV images using principal component analysis (PCA) is proposed, which can be applied to enlarge the existing DHV image database. Firstly, the origin database is divided into set B and set M . Set B provides a feature space and the set M constitutes a sample space used for projection. Then, the projection coefficients are obtained by projecting the sample space to the feature space. Finally, based on the method of PCA, new data are synthesized using the feature space and the projection coefficients extracted from the existing real data. Dynamic changing of the samples in the two sets can synthesize more and more new samples. The number of the samples in the two sets is also decided by our experiments. Therefore, a new synthesized DHV image database containing 8 007 subjects is built in our research with 94 original subjects. The experimental results show that the synthesized database reaches a satisfied recognition rate of 97.84%, which indicates the proposed method performs well and would be applicable in the simulation test.

Key words principal component analysis (PCA); dorsal hand vein (DHV); image synthesis; dynamic space; biological recognition

摘要 目前对手背静脉识别问题的研究大多是在较小规模的数据上进行,几乎没有在大样本情况下对手背静脉识别进行实验.因此,为了扩充手背静脉样本库提出了一种新的手背静脉图像合成方法,其基本思想是源于 PCA(principal component analysis)原理,将用于合成的样本分为 2 组,对一组进行主成份分析构造特征空间,再由另一组向特征空间投影得到的投影系数构造投影空间,最后利用投影空间的投影系数在特征空间上进行 PCA 重建,从而融合双空间的信息达到图像合成的目的.通过对分组选取的动态更新,可以大量地合成手背静脉图像样本.由此,在实际实验中在拥有 94 个人的原始图像数据库的基础上建立一个拥有 8 007 个人的合成图像数据库.合成图像数据库的识别率达到 97.84%.良好的识别率说明了合成图像数据库今后可以用于手背静脉相关的模拟测试中.

关键词 主分量分析;手背静脉;图像合成;动态空间;生物识别

中图法分类号 TP391

收稿日期:2013-06-18;修回日期:2013-07-09

基金项目:国家自然科学基金项目(61271368)

通信作者:姜楠(logicor@qq.com)

生物识别技术是通过计算机与光学、声学、生物传感器和生物统计学原理等高科技手段密切结合,利用人体固有的生理特性(如指纹、面像、虹膜等)和行为特征(如签名、声音、步态等)来进行个人身份的鉴定.人体手背静脉识别正是属于此类新兴的生物特征识别技术.

手背静脉作为重要的身份鉴别特征,具有唯一性、稳定性、可采集性以及非侵犯性(采集时非接触性)等特点,而非侵犯性的识别是身份鉴别研究与应用发展的必然趋势.目前,基于手背静脉的生物识别技术无论是作为主要的身份识别手段还是与其他识别手段相结合的辅助识别手段,都具有相当大的潜力和实用意义.

目前,有不少学者都在从事大样本条件下的生物识别技术研究,但是毕竟样本获取手段有限,建立一个拥有海量样本的数据库需要耗费大量的时间、精力.因此,在某些识别技术领域里(指纹^[1]、人脸^[2]、虹膜^[3])对于样本合成已经有了比较成熟的研究.而对于新兴的手背静脉识别,国际上还没有一个公认的完善数据库.面对我国人口众多、人员流动频繁的具体情况,十分有必要研究大样本条件下手背静脉身份识别的关键问题.因此,建立一个大规模的手背静脉库成为我们的研究目的.本文提出了基于 PCA(principal component analysis)原理的手背图像合成方法,利用采集到的活体手背图像样本合成新的手背图像,扩充原始样本库,从而建立一个大规模的手背静脉图像库.主要步骤如图 1 所示:

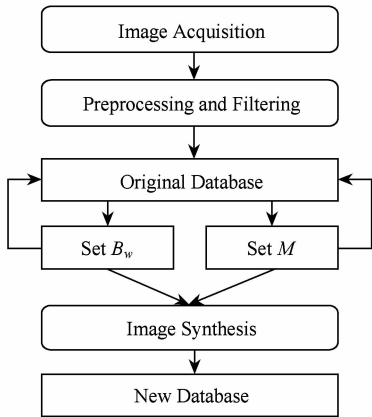


Fig. 1 Key steps of the DHV synthesis.

图 1 手背静脉图像合成流程图

经过采集原始图像,对原始图像进行预处理,筛选后获得原始的手背图像数据库.之后,将原始数据库中图像分为特征样本集与映射样本集.对特征样本集进行 PCA 分析并从中提取特征空间,再将映射

样本集向特征空间进行投影获得投影空间,再依据 PCA 图像重建的原理合成新的手背图像.

通过对数据库中的图像进行动态地分组达到大量合成,最后达到建立一个拥有大量手背静脉图像数据库的目的.

1 原始数据的采集、预处理和筛选

1.1 原始图像的采集

目前,手背静脉识别领域还没有公认的完善图像库,本文利用文献[4-5]中的装置采集的一个拥有 102 人、左、右手的手背图像库作为提供图像合成材料的原始数据库.对每个手背采集了 10 张图片,格式为 bmp,灰阶为 256 级,大小为 640×480 像素,水平和垂直分辨率均为 96dpi.图 2 所示为原始手背静脉库中一些手背静脉图.

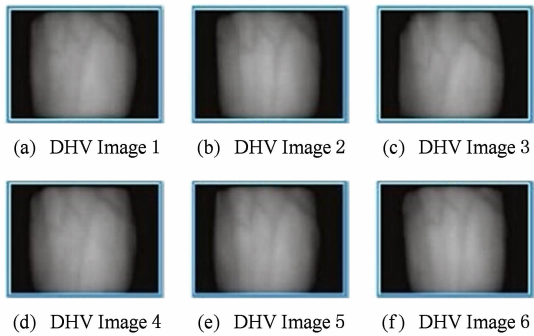


Fig. 2 The DHV images in the database.

图 2 手背静脉图像库中的手背静脉图

1.2 手背静脉图像的预处理

由于采集时的种种不确定因素(光照、姿势),每次采集的手背静脉图像会产生不确定的形变,进而影响识别效果.为了消除这种影响,需要首先对静脉图像进行预处理.预处理包括 ROI 提取、归一化以及滤波.

设备捕获手背静脉图像包含很多不必要的信息,需要对图像进行分割,提取出保留包含手背静脉信息的主要部分(region of interest, ROI)并且去除多余部分的图像.所以利用质心方法用于提取 ROI^[6-7].图 3(a)~(c)示出的是手背静脉图像,图 3(d)~(f)是提取相应的 ROI 图像.

由于光的强度在不同的时间可能会有所不同,静脉图像的灰度级分布在不同的范围.为了减少差异,灰度级在式(1)的基础上进行归一化:

$$y=((x-d_{min})\times 255)/(d_{max}-d_{min}), \quad (1)$$

式(1)中, x 和 y 表示原图像的灰度值和归一化后图

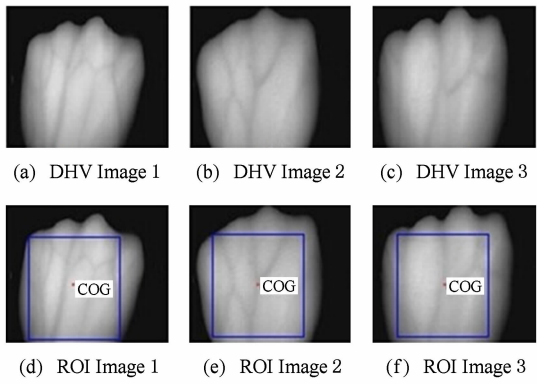


Fig. 3 Extraction of the ROI from DHV image.

图3 手背图像的 ROI 提取

像的灰度值; $d_{\min}$, $d_{\max}$ 表示原始图像灰度级的最小值和最大值.

采集的手背静脉通常包含噪声. 噪声的存在使得手背的特征提取和分类不太准确. 传统中值滤波方法可以有效地使用以减少噪音. 图 4 所示为经过预处理后的手背静脉图像.

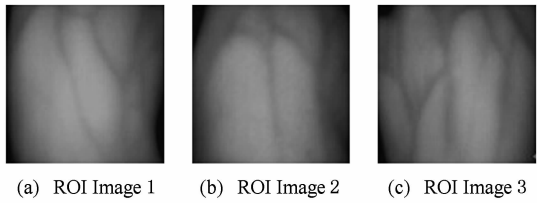


Fig. 4 The DHV images after preprocessing.

图4 预处理后的手背静脉图像

1.3 手背静脉图像的筛选

在进行新样本的合成前有必要对原始数据库的样本进行筛选, 去除不适合作为合成材料的样本对象, 目前采用的是局部二值(local binary patterns, LBP)算法^[8-9], 保留在识别测试中能够 100% 正确的样本. 经过筛选, 采集库中 102 人中有 8 人的手背静脉图像不符合筛选要求, 符合要求的有 94 人, 第 2 节将利用这些样本作为原始数据进行手背静脉图像的合成.

2 基于双 PCA 动态空间手背静脉图像合成

2.1 主成份分析与 PCA 重建

主成分分析又称 K-L 变换, 既 PCA 分析, 其目的是设计一种变换, 以便将数据集转化为由维数较少的“有效”特征成分来表示, 并使其在最小均方误差下达到维数压缩的目的. 经过压缩的数据既可以用于模式识别也可以进一步用于 PCA 重建, 正是借

鉴这 2 个过程达到图像合成的目的.

设 $\mathbf{x}_i \in R^{n \times 1}$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 是集合 X 的 m 个样本, 样本均值记为 $\bar{\mathbf{x}}$, 则样本的协方差矩阵 $\mathbf{C}'$ 可以表示为

$$\mathbf{C}' = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \in R^{n \times n}. \quad (2)$$

矩阵 $\mathbf{C}'$ 的特征向量 $\mathbf{p}_i$ 构成了集合 X 的 n 维特征空间 $\mathbf{P}$. 集合 X 的样本空间中每个样本 $\mathbf{x}_i$ 向特征空间 $\mathbf{P}$ 中投影可以得到投影系数并构造一个投影空间 Y .

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{x}_i \times \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \right)^T. \quad (3)$$

利用投影空间 Y 中的投影系数向量 $\mathbf{y}_i$ 、特征向量 $\mathbf{p}_i$ 以及对应的特征值, 能够进行对样本 $\mathbf{x}_i$ 的 PCA 重建.

2.2 基于双 PCA 的动态空间手背静脉图像合成方法

根据图 1 流程, 将手背静脉图像分为特征样本集和映射样本集并构筑对应的矩阵 $\mathbf{B}_w$ 和 $\mathbf{M}$, 通过融合双空间的特征信息达到合成图像的目的. 同时, 选取不同的特征样本集与映射样本集, 使得特征空间与投影空间动态变化, 也可以保证合成足够大量的手背静脉样本.

首先, 对手背静脉数据库中的第 i 类的第 j 个图像 $\mathbf{I}_{ij}$ 矩阵的每一行进行连接, 将每个 $m \times n$ 的灰度图像转换成一个 $1 \times (m \times n)$ 的一维向量:

$$\mathbf{I}_{ij} = \begin{bmatrix} i_{11} & \cdots & i_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ i_{m1} & \cdots & i_{mn} \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{v}_{ij} = \begin{bmatrix} i_{11} \\ \vdots \\ i_{1n} \\ \vdots \\ i_{m1} \\ \vdots \\ i_{mn} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

设原始数据库中包含 N 个人, 每个人为一类, 每类拥有 l 个图像. 同时, 第 i 类包含的所有图像可以用一个矩阵 $\mathbf{v}_i$ 表示:

$$\mathbf{v}_i = [\mathbf{v}_{i1}, \mathbf{v}_{i2}, \dots, \mathbf{v}_{il}]. \quad (5)$$

根据图 1 流程, 将手背静脉图像原始数据库分为 2 个集合: 特征样本集和映射样本集. 在手背图像向量库中任取 w ($w < k$) 个类, 利用这 $w \times l$ 个图像向量构建特征样本集矩阵 $\mathbf{B}_w$:

$$\mathbf{B}_w = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_w]. \quad (6)$$

其余的 $N - w$ 类构建映射样本集矩阵 $\mathbf{M}$:

$$\mathbf{M} = [\mathbf{v}_{w+1}, \mathbf{v}_{w+2}, \dots, \mathbf{v}_N]. \quad (7)$$

之后利用式 (8) ~ (10) 计算特征样本集 $\mathbf{B}_w$ 协方差矩阵:

$$\mathbf{mean}_w = \left(\sum_{i=1}^{w \times l} \mathbf{B}_w \right) / (w \times l), \quad (8)$$

$$\mathbf{m}_w = \mathbf{B}_w - \mathbf{mean}_w, \quad (9)$$

$$\mathbf{C} = \mathbf{m}_w \times \mathbf{m}_w^T. \quad (10)$$

得到协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 后, 计算其所有非零特征值 $[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r]$ (从大到小排列 $1 < r < w \times v$) 以及其对应的特征向量 $[\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_r]$. 所有特征值对应的特征向量 $\mathbf{u}_i$ 组成了一个特征空间 U :

$$U = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_r] \in \mathbb{R}^{(m \times n) \times r}. \quad (11)$$

特征空间 U 即为特征样本集矩阵 $\mathbf{B}_w$ 由高维向低维空间的投影矩阵, 构成特征空间的特征向量仍保留着特征样本集的共性特征.

映射样本集矩阵 $\mathbf{M}$ 中每个向量通过特征向量 $\mathbf{u}_i$ 向 U 空间进行投影, 将映射样本集中每个手背静脉图像向量的个性特征与特征空间拥有的特征样本集共性特征相互融合, 得到的所有投影系数构成了一个投影空间 Y' .

$$\mathbf{mean}_m = \left(\sum_{i=1}^{(N-w) \times l} \mathbf{M} \right) / ((N-w) \times l), \quad (12)$$

$$\mathbf{M}' = \mathbf{M} - \mathbf{mean}_m, \quad (13)$$

$$\mathbf{Y}_{ij} = \mathbf{M}_{ij} \times \mathbf{m}_w^T, \quad (14)$$

其中, $\mathbf{Y}_{ij}$ 是处理后的映射样本集矩阵 ($\mathbf{M}'$) 中的第 i 类、第 j 个图像矩阵 ($\mathbf{M}_{ij}$) 向特征空间投影后得到的投影系数向量. 之后通过将投影空间 Y' 中的每个投影系数在特征空间 U 中重建, 融合双空间的特征信息得到合成图像向量 $\mathbf{y}'$:

$$\mathbf{y}' = \mathbf{mean}_m + \mathbf{Y}_{ij} \times \mathbf{U}^T \times \lambda^{1/2}. \quad (15)$$

最后将 $\mathbf{y}'$ 由向量恢复成图像矩阵:

$$\mathbf{y}' = \begin{bmatrix} i'_{11} \\ \vdots \\ i'_{1n} \\ \vdots \\ i'_{m1} \\ \vdots \\ i'_{nm} \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{I}' = \begin{bmatrix} i'_{11} & \cdots & i'_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ i'_{m1} & \cdots & i'_{nm} \end{bmatrix}. \quad (16)$$

通过这 2 个过程处理之后, 生成的新图像矩阵 $\mathbf{I}'$ 继承了投影空间中的投影系数与特征样本集 $\mathbf{B}_w$ 的特征, 但与二者又不完全等同, 可以将由映射样本集中每一类的所有图像合成的图像作为手背静脉图像库中新的一类.

1.3 节中提到预处理后的原始数据拥有 94 类, 若选取 5 类作为特征样本集, 则可以利用含有 89 类的映射样本集成 89 类新的手背图像样本. 最后通过不断重新选取特征样本集与映射样本集, 动态地

更新特征空间与投影空间, 再按照以上步骤继续进行合成, 直到合成数据库大小满足实验的需求, 达到合成大量的手背静脉图像的目的. 理论上, 若图像库中共有 k 类样本, 则最多可以生成的样本类数为

$$N = \sum_{i=1}^{k-1} (C_k^i \times (k-i)). \quad (17)$$

对于所使用的原始图像样本, 理论上可以最多获得 9×10^{29} 个新的图像样本. 通过这种方法可以在相当大的程度上扩充样本库.

3 合成数据库的建立、评价与测试

3.1 w 值的选取

由于合成方法的灵活性, 特征样本集中 w 的选取不同, 可以有不同的生成结果. 而合成手背静脉图像的目的在于建立一个尽可能近似于真实的手背静脉图像库. 进一步通过实验发现, w 的选取过多或者过少都会影响映射样本集中的个性信息在合成图像中的表达.

于是, 利用采集的原始数据库进行了小规模图像合成, 其中, w 选取 5~15, 利用的方法每次实验对应每个 w 值合成 100 类、每类 10 个新的手背静脉图像, 并且利用 PCA 算法计算生成图像的平均类内类间的欧氏距离. 通过多次的实验获得平均结果如图 5、图 6 所示.

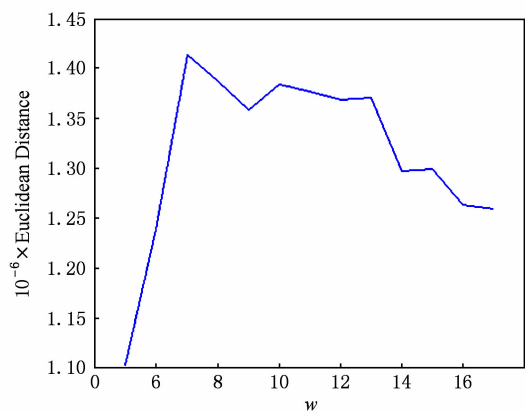


Fig. 5 Inter-class distance with different w .

图 5 不同 w 值时合成图像的类内平均距离

通过实验可以发现, w 值过大、过小都会导致类间距离过小. 考虑到模式识别的基本原理, 类间距离越大越好, 因此, w 取值范围限定在 8~14.

为了进一步确定 w 值, 利用 LBP 算法^[8-9] 对合成的图像进行识别实验, 多次实验后平均识别率如图 7 所示.

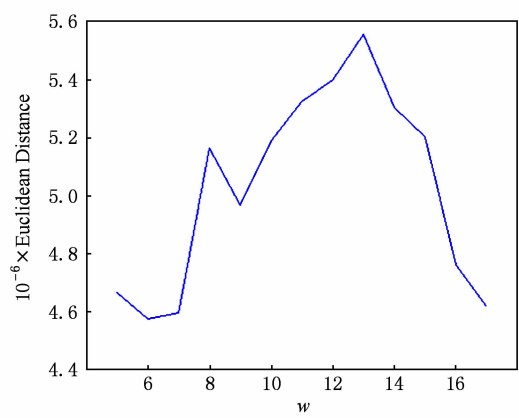


Fig. 6 Inter-class distance with different w .

图6 不同 w 值时合成图像的类型平均距离

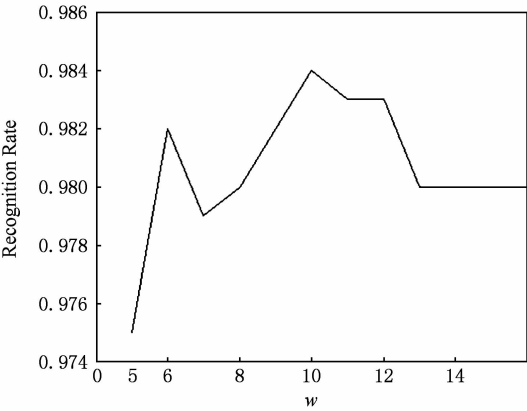


Fig. 7 The curve of recognition rate.

图7 平均识别率曲线

分析图7可知, w 值过大或者过小的确会影响识别, 而当 $w=10$ 时具有最大的识别率, 因此, 在合成图像数据库过程中, w 取最优值 10.

3.2 合成手背静脉图像的评价

本文中合成方法的目的在于合成可以用于识别测试的手背静脉图像, 因此采取文献[10]的方法作为合成手背静脉图像的评价标准, 即考察合成的数据是否具有类似于原始数据的统计性质. 通过比较合成样本的类间距离分布与真实样本的类间距离分布对本文方法进行评价. 首先, 利用包含 90 类的真实数据建立一个包含 200 人合成图像库. 接着, 使用 LBP 识别算法^[8-9] 分别计算合成图像库与真实图像库的类间距离. 在 LBP 算法中, 将每个图像转化为一个向量, 2 个向量之间的欧氏距离作为 2 个图像之间的距离. 之后计算出每一类到其他类的平均类间距离. 最后再以样本中的最大、最小平均类间距离加上等分作为标准分为 10 类, 从而得到真实图像库的类间距离分布以及合成图像库的类间距离分布, 如图 8 和图 9 所示.

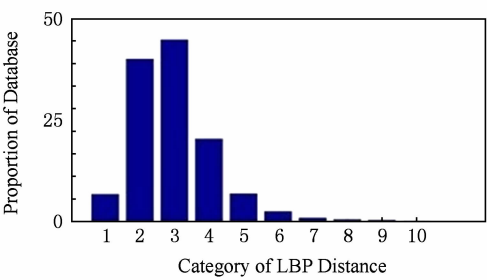


Fig. 8 The proportion of real images with different intra-distance.

图8 真实图像库各类间距离样本数比重分布

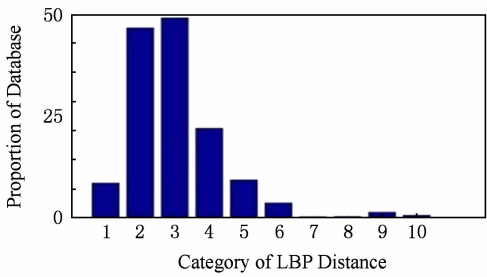


Fig. 9 The proportion of synthesized images with different intra-distance.

图9 合成图像库各类间距离样本数比重分布

从图 8 和图 9 对比可以看出, 合成图像库中的分布近似于真实图像库. 2 个分布的形状是彼此接近的. 它显示了合成的图像库继承了真实数据库的统计学特征. 结果表明, 所合成的图像库保持了令人满意的统计相似性, 本文方法可以有效地增加样本库的规模.

3.3 合成手背数据库的识别测试

通过本文工作, 获得了用于合成的原始手背静脉库, 也解决了 w 值的选择问题. 因此, 在包含 94 类不同人的原始手背静脉数据库的基础上通过随机选取, 为避免重复构建 94 个不同的特征样本集用于循环合成样本, 最终创建了一个拥有 8 007 类共 160 140 个合成图像的合成手背图像数据库. 图 10 为部分合成图像:

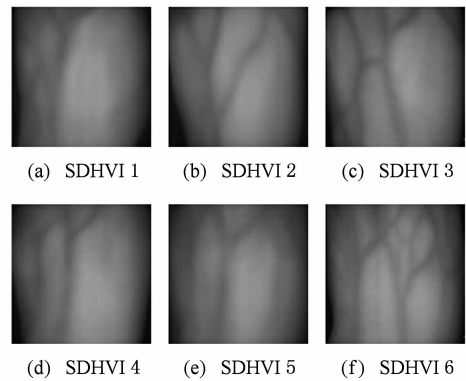


Fig. 10 Synthesized dorsal hand vein image (SDHVI).

图10 合成手背静脉图像

最后采用 PLBP 算法^[8-9]对合成手背图像数据库进行测试。在测试中,每类样本的一半图像作为训练集,另一半图像作为测试集,分别在原始数据库、合成数据库以及由合成数据库与原始数据库构成的总数据库上进行实验。测试结果如表 1 所示:

Table 1 Result of the experiment
表 1 识别实验结果

Database	Recognition Rate/%
Original	100
Synthesized	97.85
Original and Synthesized	97.84

由表 1 可见,合成的图像具有良好的可分性,可以作为一般的图像库用于模拟实验中。

4 结束语

通过对传统的 PCA 方法进行深入的研究、挖掘,发现了结合 PCA 分析与 PCA 重建过程能够提取出数据信息、特征,并将其反馈合成新数据的功能。于是本文提出了基于双 PCA 的图像合成方法,同时双空间的动态变化可以大量地生成数据。最后在实践中通过实验解决了 w 值的选取问题,并且利用该方法合成了一个识别率在 97.84% 的手背静脉数据库,成果具有一定应用前景。

另外,目前还有若干问题有待解决,例如合成图像对比度偏低、需要利用不同的算法进一步测试合成数据库等方面的研究。

参 考 文 献

[1] Cappelli R, Maio D, Maltoni D. Synthetic fingerprint-database generation [C] //Proc of the 16th Int Conf on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 744-747

[2] Hu Yongli, Yin Baocai, Cheng Shiquan, et al. An improved morphable model for 3D face synthesis [C] //Proc of the 2004 Int Conf on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 4362-4367

[3] Lefohn A, Caruso R, Reinhard E, et al. An ocularist's approach to human iris synthesis [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2003, 23(6): 70-75

[4] Delac K, Grgic M. A survey of biometric recognition methods [C] //Proc of the 46th Int Symp on Electronics in Marine. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 184-193

[5] Ding Yuhang, Zhuang Dayan, Wang Kejun. A study of hand vein recognition method [C] //Proc of the 2005 Int Conf on Mechatronics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 2106-2110

[6] Kumar A, Prathyusha K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2009, 18(9): 2127-2136

[7] Lin C L, Fan K C. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(2): 199-213

[8] Wang Yiding, Yan Qingyu, Li Kefeng. Hand vein recognition based on multi-scale LBP and wavelet [C] //Proc of 2011 Int Conf on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 214-218

[9] Wang Yiding, Li Kefeng, Shark K. Hand-dorsa vein recognition based on coded and weighted partition local binary patterns [C] //Proc of ICHB 2011. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1-5

[10] Wecker L, Samavati F, Gavrilova M. A multiresolution approach to iris synthesis [J]. Computers and Graphics, 2010, 34(4): 468-478



Wang Yiding, born in 1967. Received his PhD from Nanjing University of Science and Technology in 1998. Professor in the North China University of Technology. His main research interests include intelligent recognition and image processing, industrial non-destructive testing, radiolocation technology.



Jiang Nan, born in 1988. Master. His main research interest is DHV recognition.



Li Kefeng, born in 1984. PhD. His main research interest is DHV recognition (535521861@qq.com).