

文章编号: 0253-2239(2008)10-1903-07

主成分分析重建误差掌纹识别方法

苑玮琦 曲晓峰 柯 丽 黄 静

(沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110023)

摘要 主成分分析(PCA)法在掌纹识别方面可以取得较好的效果。但是随着掌纹图像库的扩大,PCA 转换矩阵训练时间迅速增长;注册新掌纹时,需要重新训练 PCA 转换矩阵,添加注册掌纹的代价随着掌纹库的增大迅速增加。如何能够在保持 PCA 识别效果的情况下提高使用的便捷性成为 PCA 广泛应用的主要障碍。提出了一种以 PCA 重建误差为分类依据的 PCA 重建误差掌纹识别方法。该方法与 PCA 法基于相同的原理,在采用最近邻分类器时可以取得与 PCA 法相等的性能;同时可以有效减少掌纹图像库的识别时间,可以以极少的代价扩展掌纹库。

关键词 模式识别; 掌纹识别; 主成分分析; 重建误差

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20082810.1903

PCA Reconstruction Error Palmprint Recognition

Yuan Weiqi Qu Xiaofeng Ke Li Huang Jing

(Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110023, China)

Abstract Principal component analysis (PCA) is very effective in palmprint recognition. However, with enlargement of the palmprint image library, the training time of the transforming matrix increases rapidly. When new palmprints added in, the PCA transforming matrix should be retrained, so the cost of adding new palmprint to the library increases rapidly with the enlargement of the palmprint image library. It has been a major obstacle to the extensive use of PCA that how to make PCA easy to use, meanwhile the recognition performance is maintained. A PCA reconstruction error palmprint recognition method in which the PCA reconstruction error is taken for classification basis is proposed. The proposed method bases on the same theorem with PCA, so it can achieve the same performance with PCA when using the nearest neighbour classifier. The recognition time can be decreased sharply, and it is very easy to enlarge the palmprint image library with proposed method.

Key words pattern recognition; palmprint recognition; principal component analysis (PCA); reconstruction error

1 引 言

掌纹识别相对于指纹虹膜等其它生物特征识别技术具有特征丰富、成本低、易于接受等优势^[1]。掌纹面积较大,由屈肌纹、褶皱和乳突纹等三个层次的纹线特征组成多层次复杂几何结构,特征点多,特征提取方式也较为自由。掌纹识别装置易于实现,相对虹膜而言,无需放大,没有遮挡、光斑等干扰因素^[2,3];相对指纹而言,形变较小,更可以配合静脉、指纹、指横纹、红外热图像等其它生物特征识别技术,进行多模式识别。

主成分分析法(Principal component analysis, PCA)通过提取图像(离散)经 Karhunen-Loeve(K-

L)变换后的主元(主成分)来实现对图像的最优重建。将 PCA 用于图像特征提取与识别可以得到较好的效果,常被用于各种生物特征识别中,如早期应用于人脸识别的特征脸方法^[4~7]和近期成为焦点的应用于掌纹识别的特征掌方法^[8~11]都是 PCA 法在生物特征识别中的应用。

但在 PCA 法也存在几个问题,一是随着掌纹图像库的扩大,PCA 转换矩阵训练时间迅速增长。一是只要有新的掌纹添加进来,就需要重新训练 PCA 转换矩阵,且添加注册掌纹的代价随着掌纹库的增大迅速增加。

本文利用 PCA 的基本原理,提出了一种基于

收稿日期: 2007-10-12; 收到修改稿日期: 2008-01-25

基金项目: 国家自然科学基金(60672078, 60472088)资助项目。

作者简介: 苑玮琦(1960—),男,博士,教授,主要从事机器视觉与生物特征识别方面的研究。E-mail: yuan60@126.com

PCA 重建的掌纹识别方法,该方法针对每一人训练一个转换矩阵,单次训练时间短,易于实现,添加新掌纹时只需要新增加一个针对新掌纹的转换矩阵就可以,可以很好地解决 PCA 在应用中遇到的问题。

2 PCA 法

PCA 法最早应用于人脸识别,称为特征脸法(eigenfaces)^[6,7]。Lu 等^[9]将 PCA 法应用于掌纹识别,也沿袭其规律称为特征掌法(Eigenpalms)。

2.1 PCA 法(特征掌法)简介

PCA 法的基本原理是将图像分解为一系列正交的特征图像的线性组合。这些正交的特征图像由训练图像的样本协方差矩阵构造,构造时以训练图像在最小均方差意义上的最优重建为目标。

PCA 法(特征掌法)可以分为三个步骤^[9]:

1) 训练

计算样本协方差矩阵

$$\mathbf{A} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^T (x_i - \bar{x}), \quad (1)$$

由样本协方差矩阵进行特征值分解,找到 K-L 变换矩阵

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{V} = \mathbf{V} \cdot \mathbf{D}, \quad (2)$$

选取 K-L 变换后的主要成分,构造 PCA 转换矩阵

$$\mathbf{M}_{\text{TR}} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot \mathbf{V}_{\text{PCA}} \cdot \mathbf{D}_{\text{PCA}}, \quad (3)$$

\mathbf{M}_{TR} 即为转换矩阵。

2) 注册

将训练图像通过转换矩阵投影到 PCA 子空间

$$\mathbf{M}_{\text{TRCOEF}} = (\mathbf{M}_{\text{TR}} - \bar{x})^T \cdot \mathbf{M}_{\text{TR}}, \quad (4)$$

3) 测试

将测试图像通过转换矩阵投影到 PCA 子空间

$$\mathbf{M}_{\text{TECOEF}} = (\mathbf{M}_{\text{TE}} - \bar{x})^T \cdot \mathbf{M}_{\text{TR}}, \quad (5)$$

在 PCA 子空间中,找出与测试图像差异最小的训练图像,归类,统计识别率。分类方法最常用的是欧式距离最近邻分类器,也有采用其他分类器的。

2.2 PCA 法的特点与缺陷

PCA 法的基础 DKLT 是使用样本协方差矩阵的特征向量来构造转换矩阵,是在均方误差准则下的最优正交变换^[12~15]。它将原样本信息进行正交分解,保持总能量不变,使信息量集中于变换后的主要分量中。进行 DKLT 后,在 DKLT 空间中,特征值越大,对应特征向量方向上的信息量越大。PCA 法选择 DKLT 中特征值最大的若干特征值作为特征值,以对应特征向量构造转换矩阵,可以保证在均

方误差最小的情况下重建原样本图像。

PCA 转换矩阵是基于训练图像构造的,最优重建也是针对训练图像的最优重建。对于未训练图像,不具有最优重建特点。只有与训练图像相似或者相近,才能得到近似最优重建的结果。掌纹在一定的定位和预处理之后一般是稳定的、可靠的,所以将 PCA 用于掌纹识别会取得较好的效果。

现有 PCA 方法的转换矩阵是基于训练图像构造的,所以对于未训练图像,一般不是最优重建。为训练图像经过 PCA 转换矩阵投影后,在 PCA 子空间的分布是随机的、分散的,在现有的 PCA 方法中,多采用最近邻分类器,取在 PCA 子空间与测试图像最为接近的训练图像作为测试图像的对应图像。该方法对于未训练图像完全没有拒绝能力。

Cheung 等^[11]指出,PCA 存在不同两次采集的相同掌纹易被拒绝,无法区分双胞胎掌纹,对未训练掌纹拒绝能力差等问题。但该文在构造 PCA 转换矩阵时,使用独立的训练图像,注册时使用独立的注册图像,即训练与注册分别使用不同图像集。这样设计的实验完全失去了 PCA 最小方差意义上最优重建的优良性能,从理论上就必然无法取得预期的效果。所以在不同时期采集掌纹和双胞胎掌纹上出现较大的性能落差也是合理的。而对于未训练掌纹的拒绝能力差,是 PCA 法算法原理上存在的问题,无法通过修改参数等手段避免。

由于 PCA 转换矩阵必须由全体注册掌纹生成,所以随着注册掌纹的增加,训练时间和转换矩阵均随之增大。而且每次增加注册掌纹,都需要重新训练转换矩阵。这对 PCA 法的应用构成很大的限制,对于掌纹的注册,只能分批添加,不能随用随加。而且需要将所有的注册掌纹集中在一起进行转换矩阵的训练,时间长,尤其不利于多个识别系统的联合应用。

3 PCA 重建误差分析

PCA 基于样本协方差矩阵构造转换矩阵,提取图像之间的主要差别,是一种最优正交分解。PCA 能够有效地将图像分解到主元方向,同时能够在最小方差意义上重建图像。

但是这种最优分解是基于训练图像信息的,也就是说 PCA 的转换矩阵提取训练图像之间的差异,表现训练图像之间的差异信息,重建时以训练图像的最优重建为目标。这样,与训练图像差异较小的测试图像可以得到较低的重建误差,对于与训练图像差异较大的测试图像会得到较高的重建误差。

3.1 实验方法

3.1.1 构造转换矩阵

将每幅图像的像素灰度值按列序首尾顺次相接,形成一个新的列向量 \mathbf{x}_i ,即每类图像都可以表示为一组列向量, $\mathbf{X}_n = \{\mathbf{x}_i | \mathbf{x}_i \in \text{class}_n, i = 1, \dots, i_n\}$, $n = 1, \dots, N$, \mathbf{X}_n 为第 n 类图像集合, i_n 为第 n 类中的图像总数, N 为图像总类数。

按下式构造各类样本散布矩阵

$$\mathbf{A}_n = \sum_{i=1}^{i_n} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_n)^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_n), n = 1, \dots, N \quad (6)$$

\mathbf{A}_n 为第 n 类的样本协方差矩阵, $\bar{\mathbf{x}}_n$ 为第 n 类中各个图像的平均图像。

使用奇异值分解算法,计算 \mathbf{A}_n 的特征值

$$V_n = \{\lambda_{n,j} | \mathbf{A}_n \cdot \lambda_{n,j} = \lambda_{n,j} \cdot \mathbf{D}_n, j = 1, \dots, i_n, n = 1, \dots, N\}, \quad (7)$$

V_n 为第 n 类特征值集合, \mathbf{D}_n 为第 n 类特征向量集合。

在每一类中按照 $\lambda_{n,j}$ 的值从大到小排列,同时相应调整 \mathbf{D}_n 。

选取 i_n 个 $\lambda_{n,j}$ 中的前 $i_{n,\text{PCA}}$ 个组成 $V_{n,\text{PCA}}$,同时选择对应的特征向量组成 $\mathbf{D}_{n,\text{PCA}}$ 。

则转换矩阵

$$\mathbf{M}_{\text{TR}n} = \sum_{i=1}^{i_n} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_n) \cdot V_{n,\text{PCA}} \cdot \mathbf{D}_{n,\text{PCA}}, n = 1, \dots, N \quad (8)$$

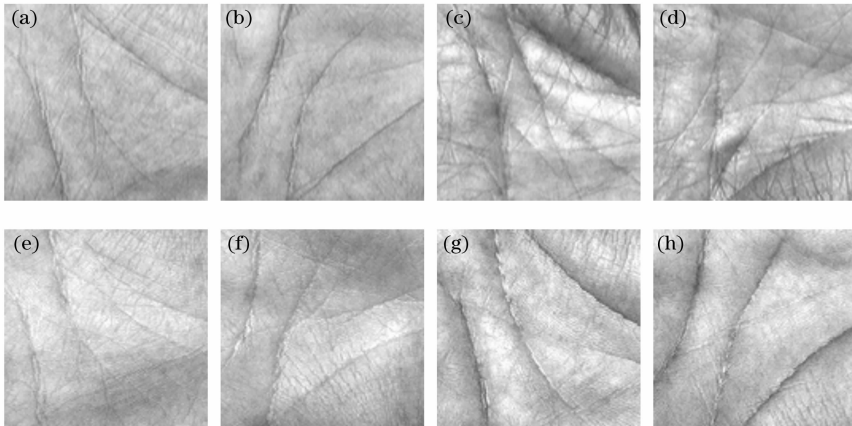


图 1 经过定位分割后的掌纹图像

Fig. 1 Positioned and chopped palmprint images

3.3 实验结果分析

图 2(a)为原始图像。图 2(b)~图 2(i)为第 7 类第 3 幅掌纹图像经由第 1~8 类转换矩阵重建后的效果图。可以看到,除了本类重建矩阵外,异类重建矩阵重建图像与原图像差异都很显著。图 2(j)~图 2(q)为第 5~8 类中每类第 1 幅图像都由第 7 类

对所有图像类分别计算转换矩阵。

3.1.2 投影与重建

对于一幅来自 k 类的测试图像,将像素灰度值按列序首尾顺次相接,形成一个列向量 \mathbf{t}_k 。将 \mathbf{t}_k 分别对每一类转换矩阵 $\mathbf{M}_{\text{TR}n}$, $n = 1, \dots, N$ 进行投影和重建。

投影:

$$\mathbf{M}_{\text{COEF}n,k} = (\mathbf{t}_k - \bar{\mathbf{x}}_n)^T \cdot \mathbf{M}_{\text{TR}n}, n = 1, \dots, N \quad (9)$$

重建:

$$\mathbf{M}_{\text{RE}n,k} = \mathbf{M}_{\text{TR}n} * \mathbf{M}_{\text{COEF}n,k} + \bar{\mathbf{x}}_n, n = 1, \dots, N \quad (10)$$

3.1.3 重建误差的定义

重建误差的度量由下式定义:

$$\mathbf{M}_{\text{ER}n,k} = \sum (\mathbf{M}_{\text{RE}n,k} - \mathbf{t}_k)^2, n = 1, \dots, N \quad (11)$$

3.2 实验条件

采用经过定位分割后的香港理工大学掌纹图像库(定位分割方法另文发表),如图 1 所示。共 99 类,每类 10 幅图像。取 99 类中每一类的前 5 幅作为训练图像。取 99 类中每一类的后 5 幅作为测试图像。每类中前 5 幅图像经过训练后得到的转换矩阵中取前 3 个主元,构成每类的 PCA 转换矩阵。即 $N=99$, $i_n=5$, $i_{n,\text{PCA}}=3$ 。

转换矩阵进行重建,图 2(j),(l),(n),(p)为原始图像,图 2(k),(m),(o),(q)分别为对应重建图像。可以发现本类图像经本类转换矩阵重建后,基本与原图像相同;而其它图像经第 7 类转换矩阵重建后,与原图像有着明显的区别。

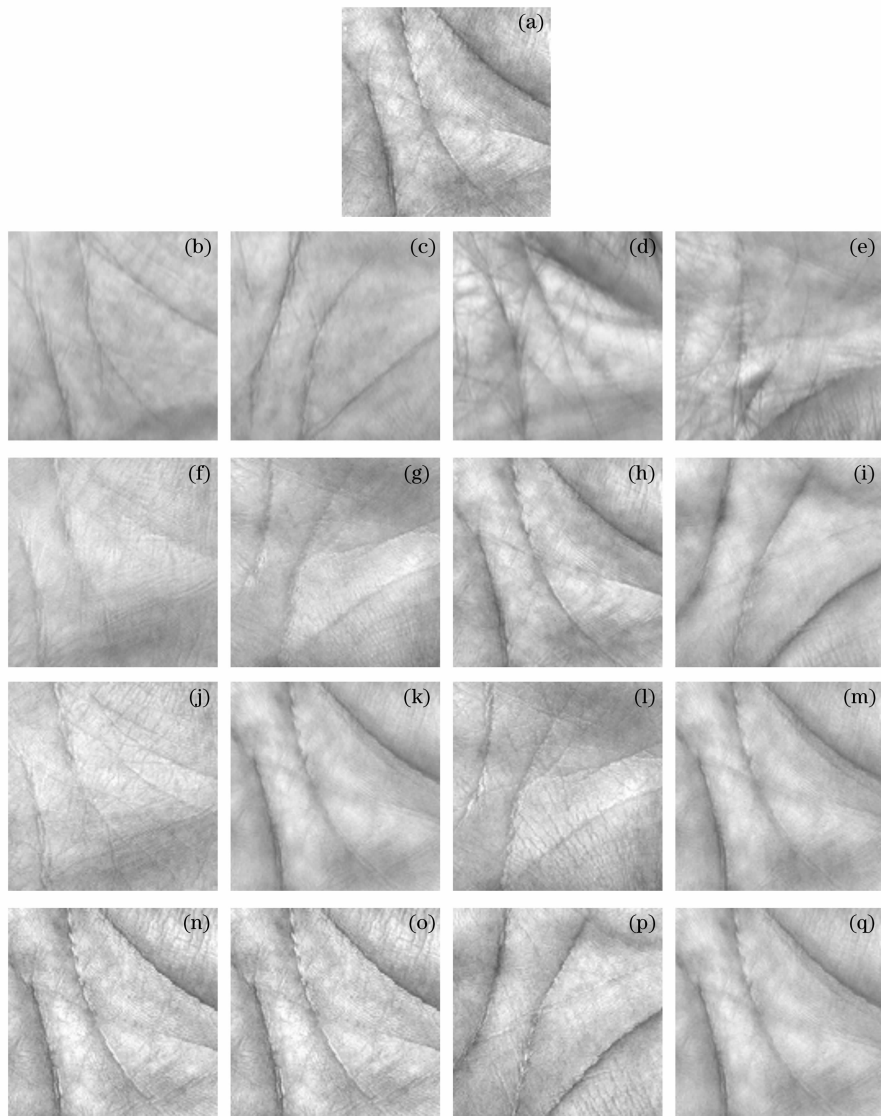


图 2 PCA 重建效果图

Fig. 2 PCA reconstructed images

这个结果也验证了前文所述,PCA 转换矩阵提取的是训练图像的差别信息,是按照训练图像的最优重建构造的,在上述实验中,本类转换矩阵只包含本类图像的信息,不包含它类信息,所以本类转换矩阵对它类图像的重建,从原理上就会得到较大的重建误差,而实验图像的分析再次验证了这一点。

为详细分析本类与它类重建误差的分布,将实验所得重建误差分为两组。一组是测试图像由本类转换矩阵重建后的重建误差,即类内距离 $\{\mathbf{M}_{ER_{n,k}} | n=k\}$; 一组是测试图像由它类转换矩阵重建后的重建误差即类间距离 $\{\mathbf{M}_{RE_{n,k}} | n \neq k\}$ 。分别考察这两类距离的分布,如图 3 所示。

如图 3(a)、图 3(b)所示,掌纹图像类间重建误差主要分布在 100 到 500 区间内,类内重建误差分布绝大多数靠近 0 点,说明 PCA 重建对掌纹图像与它类有较好的区分识别作用。假设以掌纹图像的重建误差作为分类依据,设定一个阈值,当重建误差小于阈值时认为掌纹被识别为该类,当重建误差大于阈值时认为掌纹被该类拒绝,将识别结果与原有类别信息相对比,统计识别效果如图 3(c)。图 3(c)显示掌纹不同类间匹配类间识别错误的错误接受率(FAR)随着阈值增大而减小;掌纹类内识别错误的错误拒绝率(FRR)随着阈值增大而增大;FAR 与 FRR 曲线相交时的等错误率为 2.22%。

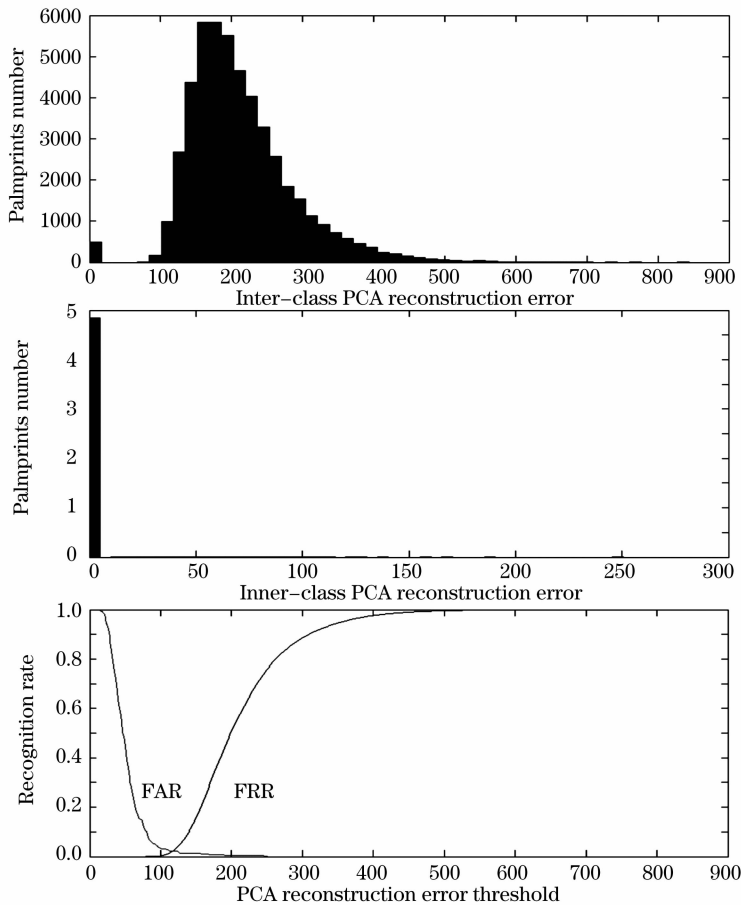


图3 重建误差分析。(a)类间 PCA 重建误差分布, (b)类内 PCA 重建分布, (c)按重建误差分类的 FAR 和 FRR 图

Fig.3 Reconstruction error analysis. (a) Distribution of inter-class PCA reconstruction error, (b) distribution of inner-class PCA reconstruction error, (c) FAR and FRR curves classified by reconstruction error

4 PCA 重建误差识别方法

根据上节所述, PCA 重建误差对于同类和不同类图像呈现出明显的利于分类的分布。利用 PCA 重建误差设计掌纹识别方法主要分为两步:

1) 训练/注册

对一类掌纹, 取 i_n 个掌纹图像进行 PCA 训练, 取前 $i_{n,PCA}$ 个主元得到 PCA 转换矩阵。对每一类注册掌纹进行上述操作。

2) 测试

对测试掌纹, 对一个掌纹的转换矩阵进行投影, 并重建。计算重建掌纹与原测试掌纹的重建误差。对每一类注册掌纹进行上述操作。取最小重建误差对应类为所属类。

5 算法验证及性能分析

PCA 重建误差识别方法, 可以进行掌纹识别, 但应用的性能与算法中的参数有关, 实验分析了参数选

取对 PCA 重建误差识别方法的性能影响。

5.1 实验条件

采用经过定位分割后的香港理工大学掌纹图像库(同第3节)。共 99 类, 每类 10 幅图像。取 99 类中每一类的前 2~9 幅作为训练图像。(只有 1 幅训练图像时无法进行 PCA 训练; 10 幅全作训练图像则没有测试图像); 取 99 类中每一类的剩下的图像作为测试图像。每类中 i_n 幅训练图像分别取 $1, \dots, i_n - 1$ 个主元, 构成每类的转换矩阵。即 $N = 99$, $i_n = 2 \cdots 9$, $i_{n,PCA} = 1, \dots, i_n - 1$ 。

将一个掌纹图像对 99 类转换矩阵进行重建, 计算重建后的图像与原图像的重建误差, 取其中重建误差最小的转换矩阵对应类为本掌纹图像匹配类, 当该匹配类与掌纹图像的类别归属一致时, 识别正确; 不一致时识别错误。对所有掌纹采用同样方法进行识别, 识别正确的掌纹数与参与测试的掌纹总数之比即为识别率。分别在每类训练图像个数为 2~9 个 ($i_n = 2, \dots, 9$)、主元个数由少到多 ($i_{n,PCA} = 1, \dots, i_n - 1$) 的情

况下进行实验,统计本文方法在各种不同情况下的识别率。

5.2 实验结果与分析

实验结果如表 1 所示。可以看出,除 2 幅训练图像 1 个主元时识别率为 85.10%外,整体识别率都较

高;在使用 5 个训练图像选取 2~4 个主元时达到最高识别率 99.19%;识别率并不是完全随着训练图像的增多而提高;识别率不是完全随着主元数的增多而提高。

表 1 不同情况下识别率

Table 1 Recognition rate in different situations

PC Training set	1	2	3	4	5	6	7	8
2	85.10%							
3	97.69%	97.55%						
4	98.65%	98.82%	98.82%					
5	98.99%	99.19%	99.19%	99.19%				
6	98.99%	98.74%	98.74%	98.99%	98.74%			
7	98.65%	98.65%	98.65%	98.65%	98.65%	98.65%		
8	98.48%	98.48%	98.48%	98.48%	98.48%	98.48%	98.48%	
9	98.99%	98.99%	98.99%	98.99%	98.99%	98.99%	98.99%	98.99%

85.10%识别率的出现主要是训练样本过少,造成主元所表现的信息太少影响了识别率。其他各次实验识别率均较高,表明 PCA 重建识别方法在保证一定的训练图像的基础上,确实具有较好的识别性能。当训练图像超过 5 个以后,识别出现下降的现象,是由于 PCA 的过拟合问题的影响^[16]。

在综合考虑识别效果和计算复杂度的基础上,采用 5 幅训练图像选取 2 个主元这一组参数是最佳效果。若希望最少的训练样本,则 PCA 重建法至少需要 3 幅训练图像才能达到基本性能;若希望存储最小的转换矩阵,则选取 5 幅训练图像 1 个主元能够在保证达到较好的性能。

在 Lu 等^[9]在 384 类每类 8 幅图片的掌纹库中应用特征掌法(PCA 法),采用欧氏距离最近邻分类器每类 4 幅训练图像总共选取 100 个主元的条件下,最高识别率达到 99.149%。与本文所述方法识别率基本相等。

PCA 法与本文所述方法在训练时间上相差不多,但本文所述方法在增加注册掌纹时只需要增加新注册掌纹的转换矩阵,相对 PCA 法需要完全重建整个转换矩阵要简单很多。

对于生物特征识别算法,其训练时间不影响使用效果,而测试时间则要求尽量要短。以 N 个手掌,每幅掌纹图像由 P 个像素组成,每类 M_t 个训练图像, M_p 个主元,共 $M_t \times N$ 个掌纹 $M_p \times N$ 个主元为例。采用最近邻分类器时,PCA 法的一次测试需要进行 $M_p \times P \times N + M_p \times M_t \times N^2$ 次乘法和一次 $M_t \times N$ 个数的排序。同样采用最近邻分类器,本文所述方法的

一次测试需要进行 $2M_t \times P \times N + P^2 \times N$ 次乘法和一次 N 个数的排序。PCA 法测试过程复杂度为 $O(N^2)$,而本文方法测试过程复杂度为 $O(N)$,本文方法在掌纹图像库较大时,呈现较好的效果。

6 结 论

通过分析 PCA 重建误差的性质,认为 PCA 重建误差具有较好的分类能力。本文设计的以 PCA 重建误差为分类依据的 PCA 重建误差掌纹识别方法,取得了较好的效果。实验证明,在采用欧氏距离最近邻分类器时可以达到 PCA 法的识别率。对每一人分别建立转换矩阵,可以避免大规模数据集中运算,将大规模的矩阵训练分解为多个小的矩阵训练,可以方便地扩充掌纹库,可以有效地提高掌纹识别的效率。

参 考 文 献

- 1 Dai Qingyun, Yu Yinglin, Zhang Dapeng. The orientation and segmentation technologies in palmprint-based identification systems [J]. *J. Guangdong University of Technology*, 2002, **19**(1): 2~6
- 2 Yuan Weiqi, Xu Lu, Lin Zhonghua. An iris block-encoding method based on statistic of local information [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(11): 2047~2053
- 3 Yuan Weiqi, Xu Lu, Lin Zhonghua. Iris identification method based on gray surface matching [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(10): 1537~1542
- 4 M. Kirby, L. Sirovich. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces [J]. *IEEE Transactions on*

- Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(1): 103~108
- 5 L. Sirovichi, M. Kriby. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces[J]. *J. Opt. Soc. Am. A: Optics, Image Science, and Vision*, 1987, **4**(3): 519~524
 - 6 M. Turk, A. Pentland. Face recognition using eigenfaces [C]. *Proceedings CVPR '91 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1991. 586~591
 - 7 M. Turk, A. Pentland. Eigenfaces for recognition[J]. *J. Cognitive Neuroscience*, 1991, **3**(1): 71~86
 - 8 S. Ribaric, I. Fratic. A biometric identification system based on eigenpalm and eigenfinger features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(11): 1698~1709
 - 9 G. Lu, D. Zhang, K. Wang. Palmprint recognition using eigenpalms features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(9~10): 1473~1477
 - 10 T. Connie, A. Teoh, M. Goh *et al.*. Palmprint recognition with PCA and ICA[C]. *Conference of Image and Vision Computing New Zealand 2003 (IVCNZ '03)*, 2003. 227~232
 - 11 K. H. Cheung, A. Kong, D. Zhang *et al.*. Does eigen palm work? A system and evaluation perspective[C]. *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, 445~448
 - 12 Tan Lu. *The Theory and Application of the Dimension Reduction on the High-Dimensional Data Set* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005. 15~17
 - 谭璐. 高维数据的降维理论及应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005. 15~17
 - 13 Ding Shifei. Digital pattern recognition and its applications based on information theory[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2004. 82~96
 - 丁世飞. 基于信息论的数字模式识别及应用研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2004. 82~96
 - 14 Kong Yueping, Zeng Ping, Wu Zili. Color inverse halftoning algorithm based on K-L and multi-scale pyramid transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(10): 1745~1750
 - 孔月萍, 曾平, 吴自力. Karhunen-Loeve 及多尺度金字塔联合变换的彩色逆半调算法[J]. 光学学报, 2007, **27**(10): 1745~1750
 - 15 Yan Jingwen, Qu Xiaobo, Chen Jiazhen. A new quasi-lossless compression of partitioned KLT and IWT multispectral images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(10): 1740~1744
 - 闫敬文, 屈小波, 陈嘉臻. 分组 Karhunen-Loeve 变换/整数小波变换高光谱影像无损压缩新方法[J]. 光学学报, 2007, **27**(10): 1740~1744
 - 16 T. Raiko, A. Ilin, J. Karhunen. *Machine Learning* [M]: ECML 2007. Berlin: Springer Berlin/Heidelberg, 2007. 691~698