

基于改进 PCA 和支持向量机的掌纹识别

李昆仑 张亚欣 刘利利 耿雪菲

(河北大学电子信息工程学院 保定 071000)

摘 要 掌纹识别是一种新兴的生物特征识别技术。掌纹识别是用掌纹特征(包括人眼可见的和不可见的)来进行身份鉴别的一种方法。其中掌纹特征提取和掌纹特征匹配是掌纹识别研究的关键部分和核心内容。在特征提取方面,给出了两种改进的特征提取方法。先对掌纹图像进行傅里叶变换,再对变换后的图像进行主成分分析;针对掌纹图像的特点,对 PCA 进行改进,设计了适用于掌纹图像的分块主成分算法。将一整幅掌纹图像分为若干子块图像,在此基础上进行主成分分析。通过实验验证了改进的特征提取方法可以提高识别准确率。在特征识别方面,模版匹配虽然在一定程度上计算量小,准确率高,但容易陷入小样本问题。因此通过训练 SVM 分类器,进行掌纹识别。实验证明该方法有较好的可行性。

关键词 掌纹识别,主成分分析,改进的主成分分析,傅里叶变换,SVM 分类器

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Palmprint Recognition Based on Improved PCA and SVM

LI Kun-lun ZHANG Ya-xin LIU Li-li GENG Xue-fei

(College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071000, China)

Abstract Palmprint recognition is an important part of biological feature recognition. Feature extraction and feature recognition are the main content of palmprint recognition. This paper made the improvement to the PCA algorithm based on principal component analysis. At first, palmprint image is processed by Fourier transform, and then the principal component analysis is used. Another method is that the palmprint image is processed by block principal component analysis. The improved feature extraction method was verified by the experiment. The results show that it can improve the recognition accuracy rate. In the aspect of feature recognition, although to a certain extent, template matching has small amount of calculation and high accuracy, it is easy to fall into the small sample size problem. This paper completed the palmprint recognition by training SVM classifier. Experimental results show that the method has better feasibility.

Keywords Palmprint recognition, Principal component analysis, Improved principal component analysis, Fourier transform, SVM classifier

1 引言

掌纹识别是一项新兴的生物特征识别技术,旨在根据人体掌纹之间的差异进行身份识别^[1]。与其他生物识别技术相比,掌纹拥有区分特征明显、特征内容多、易于获取和采集且易于被用户接受等特点,是一种有着广泛应用前景的生物识别方法^[2]。目前,对掌纹识别系统的研究和应用主要分为两个领域:刑侦领域和民用领域。刑侦领域的掌纹识别系统主要用于分析犯罪现场留下来的掌纹印迹,进而识别罪犯的身份,所提取的掌纹特征为掌纹图像的乳突纹特征,这类系统包括 SAGEM 公司的 DMA 系统^[3]等。民用掌纹识别要求系统实时采集掌纹图像,并进行实时识别。香港理工大学和哈尔

滨工业大学于 2002 年联合研制了世界上第一套民用掌纹识别系统,该系统采用基于 CCD 的掌纹采集设备,通过提取和匹配 PalmCode 进行身份识别^[4]。

一个完整的掌纹识别系统主要包括图像采集、图像预处理、特征提取和特征匹配 4 部分。自 20 世纪初提出以来,掌纹识别技术得到了长足的发展。目前掌纹识别方法主要包括可视范围内的掌纹识别、基于红外线的掌纹识别^[5]和基于 3D 的掌纹识别^[6]等。可视范围内的掌纹识别发展得较为成熟,从基于整体的特征描述来看,有基于子空间的方式和基于谱表示的方式。其中基于子空间的方式包括无监督线性方法的 PCA、ICA,监督线性方法的 PCA+LDA,核方法的 KPCA,张量子空间方法的 2DPCA,还有变换域子空间方法^[7-13]等。从

本文受国家科技支撑计划项目(2013BAK07B04),河北省自然科学基金项目(F2013201170),河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2014008)资助。

李昆仑(1962—),男,博士,教授,主要研究领域为模式识别、图像处理、计算机网络、智能信息处理等,E-mail:likunlun@hbu.edu.cn;张亚欣(1990—),女,硕士,主要研究领域为模式识别、图像处理等,E-mail:xiwangzhikkl@163.com;刘利利(1991—),女,硕士,主要研究领域为电子与通信工程、图像处理,E-mail:liulili_0423@163.com;耿雪菲(1990—),女,硕士,主要研究领域为模式识别、图像处理等,E-mail:gxhbu368@126.com。

基于局部的特征描述来看,有基于线特征的掌纹识别,还有基于特征编码的掌纹识别, PalmCode 和 FusionCode^[14] 等。此外还有基于混合特征的多种掌纹特征的掌纹识别和分级匹配的掌纹识别^[15,16] 等。

基于子空间方法将掌纹图像看作是高维向量或矩阵,通过投影或变换,将其转化为低维向量或矩阵,并在此低维空间下对掌纹进行表示和匹配。基于主成分分析的掌纹识别,是子空间方法中应用较为广泛的方法,也是本文主要研究的内容。实验表明基于主成分分析的掌纹识别所能达到的平均准确率只有 95%,这是由于主成分分析需要对总体样本求平均,虽然保留了原始图像的主要信息,但也会丢失部分图像信息,使图像的识别准确率受限。若提高主成分维数,不仅识别准确率因受限而提高有限,而且计算量大大增加,整体效率降低。本文结合掌纹识别的特点提出两种主成分分析的改进方式,在不增加主成分维数的基础上,提高掌纹的识别准确率。支持向量机(SVM)是 Cortes 和 Vapnik 在 1995 年正式提出的^[17],是机器学习领域的重大成果。SVM 在模式识别方面有着广泛的应用,如字符识别、人脸识别、三维物体识别等^[18],大量实验证明 SVM 方法较传统方法有明显的优势,不同的 SVM 方法所依赖的支持向量都是总样本的很少一部分。本文将两种改进的 PCA 方法与支持向量机相结合来设计掌纹识别系统并进行实验验证。

2 PCA 算法与支持向量机

2.1 PCA 算法

PCA 实质上是 K-L 展开的网络递推实现,K-L 变换是图像压缩中一种最优的正交变换,其生成矩阵一般为训练样本的总体散布矩阵。特征掌纹方法就是将包含掌纹的图像区域看作是一种随机向量,因此可以采用 K-L 变换获得其正交 K-L 基底。对应其中较大特征值的基底具有与掌纹相似的形状,因此又称之为特征掌纹。利用这些基底的线性组合可以描述、表达和逼近掌纹图像,因此可以进行掌纹的识别和重构。识别过程就是将掌纹图像映射到由特征掌纹张成的子空间上,比较其与已知掌纹在特征掌纹空间中的位置。

算法主要步骤如下:

设掌纹图像 $I(x, y)$ 为二维 $N \times N$ 灰度图像,用 N^2 维向量 Γ 表示。掌纹图像训练集为

$$\{\Gamma_i | i=1, \dots, M\} \quad (1)$$

其中, M 为训练集中图像总数。这 M 幅图像的平均值为

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2)$$

每个掌纹 Γ_i 与平均掌纹 Ψ 的差值向量 Φ_i 为:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi, i=1, \dots, M \quad (3)$$

训练图像的协方差矩阵可表示为:

$$C = AA^T \quad (4)$$

其中, $A = [\Phi_1, \dots, \Phi_M]$ 。

特征掌纹由协方差矩阵 C 的正交特征向量组成。对于 $N \times N$ 掌纹图像,其协方差矩阵 C 的大小为 $N^2 \times N^2$,对它求解特征值和特征向量是很困难的,一种取而代之的方法是解 $M \times M$ 个较小的矩阵。首先计算 $M \times M$ 矩阵 L 的特征向量:

$$v_l (l=1, \dots, M); L = A^T A \quad (5)$$

矩阵 C 的特征向量 $u_l (l=1, \dots, M)$ 由差值图像 $\Phi_i (i=1, \dots, M)$ 与 $v_l (l=1, \dots, M)$ 线性组合得到:

$$U = [u_1, \dots, u_M] = [\Phi_1, \dots, \Phi_M][v_1, \dots, v_M] = AV \quad (6)$$

实际上, $m (m < M)$ 个特征掌纹足够用于掌纹识别。因此,仅取 L 的前 m 个最大特征值的特征向量计算特征掌纹。 m 的取值不同,所得特征掌纹的识别能力也就不同。

主成分分析算法通过对每个类别的掌纹图像构造训练集,在该训练集上计算最优的投影矩阵,并将投影后的矩阵作为该类掌纹的特征。在识别阶段,首先对待测掌纹图像作相同投影,之后采用匹配算法或通过训练分类器进行识别。主成分分析的方法已成功地应用于人脸识别,而且应用到掌纹识别时也取得了较好的效果,但因为主成分分析算法会使掌纹丢失部分信息,准确率会受影响。本文在主成分分析算法的基础上,针对掌纹图像的特点,对该算法进行优化,并进行理论和实验上的验证。

2.2 支持向量机

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,基本思想可用图 1 的二维情况说明。图中,实心点和空心点代表两类样本, H 为分类线, H_1, H_2 分别为经过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的距离叫做分类间隔(margin)。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类样本正确分开(训练错误率为 0),而且使分类间隔最大^[18]。根据泛函的有关理论,从二维推广到多维,即对于非线性问题,可以通过非线性变换将其转化为某个高维空间中的线性问题,在变换空间求最优分类面,其过程中很少依赖样本的数量和质量。当有一种核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件时,它就对应某一变换空间的内积。

因此,在最优分类面中采用适当的内积函数 $K(x_i, x_j)$,就可以实现某一非线性变换后的线性分类,而计算复杂度却没有增加。利用 Lagrange 优化方法可以把上述最优分类面问题转化为其对偶问题, α_i 为与每个样本对应的 Lagrange 乘子。此时目标函数变为

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (7)$$

求其最大值,相应的分类函数也变为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*) \quad (8)$$

这就是支持向量机。

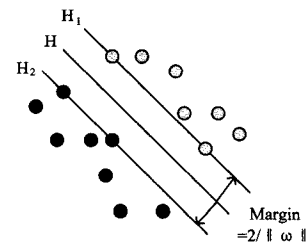


图 1 二维情况下的最优分类面

针对不同的核函数,有不同的支持向量机算法。目前应用最多的基本核函数有 3 类:1)多项式核函数 $K(x, x_i) = [(x, x_i) + 1]^q$,所得到的是 q 级多项式分类器;2)径向基核函数(RBF) $K(x, x_i) = \exp\{-\frac{x-x_i^2}{\sigma^2}\}$;3)Sigmoid 函数作为核函

数 $K(x, x_i) = \tanh(v(x, x_i) + c)$ 。本文使用基于径向基核函数(RBF)的SVM,因为 RBF 作为一种对应于非线性映射的核函数,能够处理非线性可分的情况。

3 改进 PCA 算法与支持向量机掌纹识别算法

PCA 属于代数特征分析方法,是模式识别领域中一种经典的特征抽取和降维方法,但是因为 PCA 是一种线性映射方法,降维后的表示是由线性映射生成的,它忽略了数据之间高于二阶的相互关系,所以抽取的特征并不是最优的,这在一定程度上影响了 PCA 方法的效果。首先,主成分分析是一种基于均方差意义上重建误差和最小的线性分析方法,它提供了一个高维和低维间的线性变换矩阵,但是它以各特征欧氏距离上的重建误差和最小为目标,平均对待每一维特征,这就势必为识别造成缺陷。其次,此方法需要将掌纹图像矩阵预先转换成一维的向量,然后以向量作为原始特征进行特征提取。由于转换后的一维向量的维数一般较高,使得后续算法具有较高计算复杂度。本文针对以上不足之处并结合掌纹图像的特点,提出了两种改进方法:先对掌纹图像进行傅里叶变换,再对变换后的图像进行主成分分析;针对掌纹图像的特点,对 PCA 进行改进,设计了适用于掌纹图像的分块主成分算法。

3.1 改进的 PCA 掌纹识别算法

方法一:傅里叶融合 PCA

将掌纹图像先进行傅里叶变换,再进行主成分分析以完成特征提取。方法原理:掌纹图像空间域图像与频率域图像有一定的对应关系,如果图像在空间域中折痕较强,那么该图像经过傅里叶变换后的图像比较分散,且会产生分散的线(如图 2 所示);如果图像在空间域折痕不明显,那么在频率域中图像紧凑,或者说能量集中。因为掌纹的频率域图像相比原图像对比更强,所以主成分分析时所保留的图像信息会更多,经过 PCA 提取之后的特征区分能力也就更强。

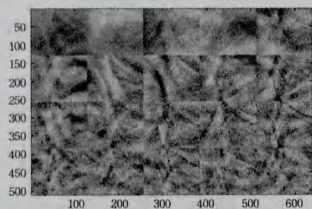


图 2 经过主成分分析后的 50 幅特征掌纹图像

傅里叶融合 PCA 算法的主要步骤如下:

1. 假设训练集中有 P 幅图像,将所有训练图片进行傅里叶变换并归一化,得到傅里叶变换图像集 Φ ;
2. 根据式(2)、式(3)求图像集 Φ 的协方差矩阵 C ;
3. 求协方差矩阵的前 m 个最大特征值,并分别求其特征向量 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$,得到 m 维的特征向量组 V ;
4. 分别将每幅傅里叶图像与其特征向量组 V 相乘,得到傅里叶-特征掌纹训练图像库 Ψ ;
5. 用经过上述步骤 2—步骤 4 处理测试掌纹后得到的傅里叶-特征掌纹与傅里叶-特征掌纹训练图像库 Ψ 进行匹配处理,得出匹配结果。

经过傅里叶变换后的图像如图 3 所示,对其进行主成分分析后的特征掌纹如图 4 所示。

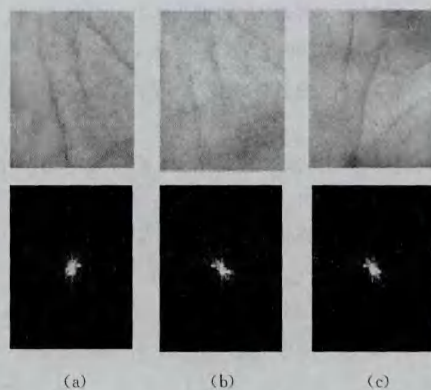


图 3 经过傅里叶变换后的掌纹图像

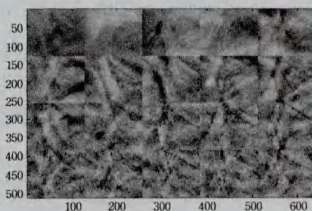


图 4 傅里叶变换掌纹图像进行主成分分析后的特征掌纹

方法二:分块 PCA

传统的 PCA 方法也有其不足之处:PCA 对整幅图像做某种线性变换以找到一组最优的标准正交基(即主分量),用它们的线性组合来重建原样本,然而通常状况下,一幅掌纹图像的维数是非常高的,并且图像分布很不紧凑,在这样的高维空间上直接进行传统的 PCA,计算的复杂度非常大;将掌纹作为一个整体对象进行特征提取,必然影响全局特征的相关性,从而不能突出一些利于分类的局部信息。针对这些问题,Rajkiran G 等人提出了分块 PCA (Modular PCA)^[19],目的是通过对训练图像进行划分,分割成相应的一些尺寸大小相同的子图像,然后将所有图像的所有子图像集合一起进行主成分分析,以得到整体的协方差矩阵。测试图像同样按照训练图像划分的尺度进行分割,对不同子图像依次进行 PCA 变换。

本文在对掌纹识别的研究中发现当掌纹有一定程度的旋转、光照变化时,PCA 的识别效果就不那么令人满意。受此启发,本文将分块 PCA 引入掌纹识别,把掌纹图像分割成很多小的子掌纹图像,然后对这些子图像运用 PCA 进行识别。传统的 PCA 考虑的是掌纹图像的整体特征,因此大的旋转变化和光照变化就会严重地影响识别结果,而分块 PCA 则把掌纹图像分割成很多子图像,旋转变化和光照变化只会影响某些子图像而不会影响所有子图像,因此分块 PCA 比传统的 PCA 取得了更好的识别结果。

分块 PCA 理论思想:分块即将一个 $m \times n$ 的图像矩阵分成 $P \times Q$ 个分块图像矩阵。对于训练样本图像 A_i ,它的 $P \times Q$ 分块矩阵可以表示为:

$$A_i = \begin{bmatrix} (A_i)_{11} & (A_i)_{12} & \cdots & (A_i)_{1Q} \\ (A_i)_{21} & (A_i)_{22} & \cdots & (A_i)_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{P1} & (A_i)_{P2} & \cdots & (A_i)_{PQ} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $(A_i)_{pq} \in R^{m_1 \times n_1}$, $p=1, 2, \dots, P$, $q=1, 2, \dots, Q$, $m=m_1 \times P$, $n=n_1 \times Q$ 。

同理,测试样本图像 I 的 $P \times Q$ 分块矩阵表示为:

$$I = \begin{bmatrix} (I)_{11} & (I)_{12} & \cdots & (I)_{1Q} \\ (I)_{21} & (I)_{22} & \cdots & (I)_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (I)_{P1} & (I)_{P2} & \cdots & (I)_{PQ} \end{bmatrix} \quad (10)$$

同样构建出 $P \times Q$ 个测试子图像。

根据上述原理对掌纹图像分块后,令 $(\eta)_{pq} = \text{Vec}(A_i)_{pq}$, 其中 $(\eta)_{pq} \in R^{(m_1 \times n_1) \times 1}$ 为子图像对应列向量。于是,所有训练图像样本子图像矩阵的总体协方差矩阵为:

$$S = \frac{1}{MPQ} \sum_{i=1}^M \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q ((\eta)_{pq} - \bar{\eta})((\eta)_{pq} - \bar{\eta})^T \quad (11)$$

其中, $\bar{\eta} = \frac{1}{MPQ} \sum_{i=1}^M \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q (\eta)_{pq}$ 是所有子图像向量的平均向量。根据总体协方差矩阵 S 寻找最优投影矩阵 $Z = [z_1, z_2, \dots, z_r]$, 并根据此矩阵对图像矩阵进行特征提取。

$$Y_i = \begin{bmatrix} Z^T(\eta)_{11} & Z^T(\eta)_{12} & \cdots & Z^T(\eta)_{1Q} \\ Z^T(\eta)_{21} & Z^T(\eta)_{22} & \cdots & Z^T(\eta)_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z^T(\eta)_{P1} & Z^T(\eta)_{P2} & \cdots & Z^T(\eta)_{PQ} \end{bmatrix} = [(y_i)_1, (y_i)_2, \dots, (y_i)_Q] \quad (12)$$

Y_i 即图像 A_i 根据分块 PCA 算法提取出的特征矩阵,也称为特征图像,大小为 $P_r \times Q$ 。

MPCA 算法的主要步骤:

1. 假设有 n 幅测试图像,依据式(9)将每幅图像分成 $P \times Q$ 块,则其中任一图像 A_i 变成 Γ_i ;

2. 依据式(11)求出所有训练样本的总体协方差矩阵 S ;

3. 求出 S 的前 l 个特征值和其对应的特征向量 $V_i (i=1, \dots, l)$, 则特征掌纹为 $Y = \Gamma * V$;

4. 假设测试图像集中的第 i 幅图像为 B_i , 经过分块变换后形成 Ψ_i ;

5. 通过 $YT = \Psi * V$ 完成测试图像的特征提取,生成测试集 YT ;

6. 用训练集 Y 来训练 SVM 训练器,探寻最优参数;

7. 将测试数据 YT 用步骤 6 得到的分类器进行分类,完成识别。

经过分块处理后的掌纹图像如图 5 所示。

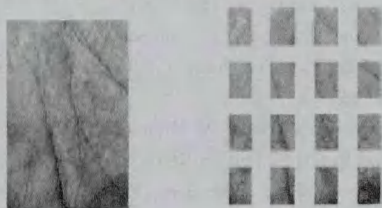


图 5 经过分块处理后的掌纹图像

3.2 SVM 分类器

本文实现 SVM 算法时,采用径向基核函数(RBF),使用台湾大学林智仁(Lin ChihJen)等开发的 LibSVM 工具包,该工具包支持多类分类问题,算法采用 1-v-1 的 svm 分类器。假设识别样本有 c 类,构造 c 个 SVM 分类器 $f_i(x)$, $i=1, 2, \dots, c$, 对于第 i 个分类器 $f_i(x)$, 用第 i 类训练样本作为正训练样本,而其他类样本作为负样本进行训练。在测试阶段将测试样本 x 输入到 c 个分类器中,如有 $f_i(x)=1$, 则该样本判为第 k 类。本文在分类决策阶段采用 SVM 分类器,而没有像传统的掌纹识别系统采用特征匹配方法,由于 SVM 分

类器的掌纹识别可以有效缓解小样本问题,而且一旦 SVM 分类器训练完成,分类器所需的支持向量是有限的、稳定的,使得后续计算量大大减小。因此在本文设计的掌纹识别系统中,采用 SVM 分类器。

4 实验结果与分析

4.1 掌纹图像预处理

本文研究所用的主要数据库为 The Hong Kong Polytechnic University (PolyU) Multispectral Palmprint Database, 它是由香港理工大学生物识别研究中心建立的。该数据库中共包含 392 个人的掌纹图像,每个人分两次分别取 10 幅图像,其分辨率为 384×284 。我们首先提取 50 个人的 500 幅掌纹图像,进行了图像预处理后,其分辨率为 128×128 。预处理的目的是提取掌纹图像的中心区域。对于同一手掌的不同图像,希望得到更加稳定一致的中心区域子图。然而,掌纹采集过程中不可避免地会产生平移和旋转,尤其是对于不同阶段采集的掌纹图像。因此,确定稳定可靠的关键点作为参考点并建立相应的坐标系是预处理所要解决的根本问题。本文的预处理主要包括二值化、边界跟踪和关键点定位等步骤,掌纹图像的预处理步骤如图 6 所示,预处理过程中掌纹图像如图 7 所示。

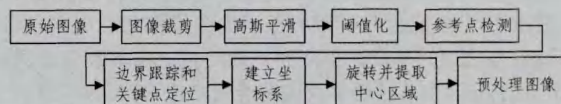


图 6 掌纹图像预处理流程

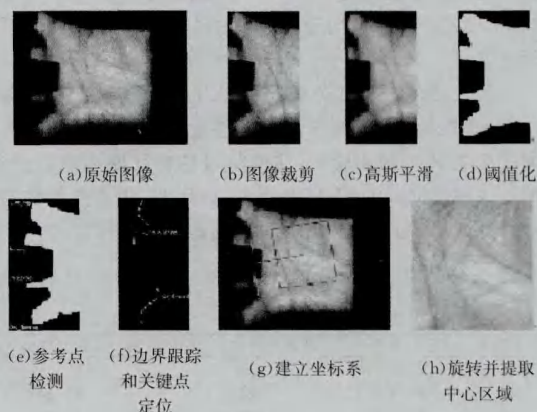


图 7 预处理的各个步骤

4.2 实验结果分析

4.2.1 实验设计

实验从掌纹库中随机选取 50 个人,共 500 幅图片,分别选取 1~5 个作为样本训练集,其余作为测试集。根据以上理论,设计两组不同的对比实验。实验环境:CPU 为 M 380 2.53GHz、内存为 2GB 的微机;软件为 Matlab 2010a。

实验一:PCA、傅里叶 PCA 与 MPCA 特征提取的对比实验,实验过程如图 8 所示。将经过预处理之后的图像,分别进行 3 种方式的特征提取,分别为方式 1:将图像进行主成分分析以形成特征图像;方式 2:先将图像进行傅里叶变换,再进行主成分分析以形成特征图像;方式 3:将图像进行分块的主成分分析以形成特征图像。特征提取结束后,形成掌纹图像的特征库,注册阶段完成。识别阶段是将图像经过上述 4 种

方式的特征提取后,与特征库进行匹配。实验一的匹配方式是基于欧氏距离的模版匹配,计算识别图像的特征图像与特征库中所有类别的特征图像间的欧氏距离,距离最短的类别就是识别结果,实验结果如表 1 所列。

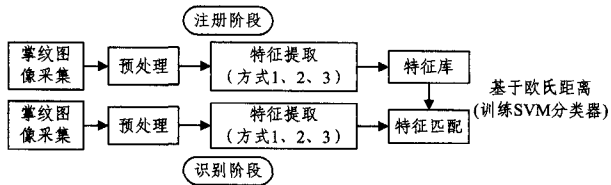


图 8 实验一的过程说明

表 1 PCA、傅里叶 PCA 与 MPCA 特征提取的对比

样本数目	PCA(方式 1)	傅里叶+PCA(方式 2)	MPCA(方式 3)
1	83.8%	84.2%	84.6%
2	92.8%	93.0%	93.0%
3	93.8%	94.6%	94.8%
4	95.8%	96.8%	97.0%
5	95.8%	97.0%	97.0%

由表 1 可知,样本数目增加时,掌纹识别的准确率增加,但是增加有限,而且计算量会增加,所以单凭增加样本数来提高准确率是不可取的。样本数目相同时,傅里叶+PCA 的特征提取方法的掌纹识别准确率比 PCA 特征提取方法的掌纹识别准确率高,这是因为掌纹的频率域图像相比原图像对比度更强,所以主成分分析时所保留的图像信息会更多,经过 PCA 提取之后的特征区分能力也就更强。样本数目相同时 MPCA 特征提取方法的掌纹识别准确率比 PCA 特征提取方法的掌纹识别准确率高,这是因为将掌纹图像进行分块 PCA 所保留的图像信息相比整体 PCA 来说更为详细,而且相比与整体 PCA 的整体求平均来说,分块 PCA 所提取出的特征对比度更强。

实验二:结合 SVM 分类器的 PCA、傅里叶 PCA 与 MPCA 特征提取的对比实验。图像的注册阶段的特征提取方式 1、方式 2、方式 3 如实验一,注册阶段的特征库构建完成后,依据特征库数据训练 SVM 分类器,识别时,识别图像的特征直接经过 SVM 分类器进行分类判别,实验结果如表 2 所列。

表 2 结合 SVM 分类器的 PCA、傅里叶 PCA 与 MPCA 特征提取的对比

样本数目	PCA(方式 1)	傅里叶+PCA(方式 2)	MPCA(方式 3)
1	75.6%	80.0%	80.6%
2	91.8%	92.8%	93.4%
3	93.8%	95.0%	95.2%
4	95.8%	96.8%	97.0%
5	95.8%	96.8%	97.0%

由表 2 和表 1 的对比可知,结合 SVM 分类器的掌纹识别系统的准确率与模版匹配时的准确率偏差不多,但 SVM 分类器的掌纹识别可以有效避免小样本问题。而且一旦结合 SVM 分类器的掌纹识别分类器训练完成,分类器所需的支持向量是有限的、稳定的,当有新掌纹样本要进行匹配分类时,其计算量比 3.1 中方法的计算量小很多,所以当掌纹数据库较大时,结合 SVM 分类器的掌纹识别系统仍然实用,而且其分类准确率有效、稳定。

结束语 本文针对主成分分析法的不足之处并结合掌纹识别的特点作出两点改进,先将掌纹图像进行傅里叶变换,再对变换后图像进行主成分分析;将掌纹图像进行分块主成分分析。通过实验验证了改进算法的可行性。识别方面,本文通过训练 SVM 分类器,设计出改进 PCA 与 SVM 相结合的

掌纹识别系统,当掌纹数据库较大时,可以避免小样本问题,也可以减小计算量。在以后的研究过程中,可以考虑研究加权 PCA,一方面是先对图像加权处理再进行 PCA,另一方面是对分块 PCA 处理后的图像进行适当的加权,并对这两个方面的理论加以实验验证。

参考文献

- [1] Jain, Anil K, Ross A, et al. An introduction to biometric recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 4-20
- [2] Guo Z, Zhang D, Zhang L, et al. Feature band selection for online multispectral palmprint recognition[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(3): 1094-1099
- [3] 郭向前, 张大鹏, 王宽全. 掌纹识别技术[M]. 北京: 科学出版社, 2006
- [4] Zhang D, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050
- [5] Xu X, Zhang X, Lu L, et al. Fast near-infrared palmprint recognition using nonnegative matrix factorization extreme learning machine[J]. Optica Applicata, 2014, 44(2): 285-298
- [6] Wang X, Huang S, Gao N, et al. 3D palmprint data fast acquisition and recognition[C]// SPIE. COS Photonics Asia. International Society for Optics and Photonics, 2014
- [7] Zhang D, Zuo W, Yue F. A comparative study of palmprint recognition algorithms[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2012, 44(1): 2
- [8] Nirosha Joshitha J, Selin R M. Image fusion using PCA in multifeature based palmprint recognition[J]. International Journal of Soft Computing and Engineering, 2012
- [9] Connie, Tee, et al. An automated palmprint recognition system[J]. Image Vis. Comput., 2003, 23(5): 501-515
- [10] Guo J, Chen H, Li Y. Palmprint Recognition Based on Local Fisher Discriminant Analysis[J]. Journal of Software, 2014, 9(2): 287-292
- [11] 郭金玉, 刘玉芹, 苑玮琦. 基于核局部 Fisher 判别分析的掌纹识别[J]. 光电子. 激光, 2012, 23(2): 354-358
- [12] Imtiaz H, Fattah S A. A wavelet-based dominant feature extraction algorithm for palm-print recognition[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(1): 244-258
- [13] Li Wen-xin, Zhang D, Xu Zhuo-qun. Palmprint Recognition Based on Fourier Transform[J]. Journal of software. 2002, 13(5): 879-886
- [14] Kong A, Zhang D, Kamel M. Palmprint identification using feature-level fusion[J]. Pattern Recog, 2006, 39(3): 478-487
- [15] Kong, Adams, Zhang D, Mohamed K. Personal authentication using multiple palmprint representation[J]. Pattern Recog, 2005, 38(10): 1695-1704
- [16] Li Wen-xin, You J, Zhang D. Texture-based palmprint retrieval using a layered search scheme for personal identification[J]. IEEE Trans. Multimedia, 2005, 7(5): 891-898
- [17] Cortes, Corinna, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297
- [18] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42
- [19] Gundimada S, Asari V. Adaptive confidence level assignment to segmented human face regions for improved face recognition[C]//Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop. 2005: 6-10