

文章编号: 0253-2239(2008)10-1920-05

基于局部保持投影的掌纹识别

郭金玉^{1, 2} 苑玮琦¹

(¹ 沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110023; ² 沈阳化工学院信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142)

摘要 为了保持掌纹空间的局部结构,运用局部保持投影(LPP)方法进行掌纹识别。在小样本图像识别中,特征方程矩阵存在奇异性。传统的解决方法是运用主元分析(PCA)获得原样本的低维特征子空间,在该空间中运用 LPP 进行特征提取。由于 PCA 和 LPP 的投影标准本质上是不同的,PCA 降维时丢失许多重要的判别信息。为了解决这个问题,提出运用三级小波变换、图像下抽样、图像分块求平均值三种方法降低掌纹空间的维数,在低维图像上应用 LPP 提取局部特征,计算特征矢量间的余弦距离进行掌纹匹配。运用 PolyU 掌纹图像库进行测试,结果表明,该算法的识别性能均优于 PCA 和 PCA+LPP。特征提取和匹配总时间小于 0.1 s,具有快速、有效、易于实现等优点。

关键词 掌纹识别;局部保持投影;小波变换;主元分析

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20082810.1920

Palmprint Recognition Based on Locality Preserving Projection

Guo Jinyu^{1,2} Yuan Weiqi¹

¹ Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110023, China

² School of Information Engineering, Shenyang Institute of Chemical Technology, Shenyang, Liaoning 110142, China

Abstract In order to preserve the local structure of the image space, locality preserving projection (LPP) is applied to palmprint recognition. In small-size-sample cases such as image recognition, the matrix of the eigenvalue equation is singular. The traditional solution is to utilize the principal component analysis (PCA) as a pre-processing step aiming to reduce the dimensionality of the palmprint space, then LPP is applied to extract feature. Since the projection criterion of the PCA and that of LPP are essentially different, the pre-processing step to reduce the dimensionality using the PCA could result in the loss of some important discriminatory information. To solve the above problem, the three-methods, the three-level wavelet transform, image down-sample, and the mean of block segmentation, are presented to reduce palmprint space dimensionality. Then LPP is used to extract the local features. The cosine distance between two feature vectors is calculated to match palmprint. The three algorithms are tested in PolyU plmprint database. The results show that the recognition performance of the algorithm exceeds PCA and PCA+LPP. The all time is less than 0.1 s including feature extraction and matching time, so it has the advantages of quickness, high efficiency, and easy realization.

Key words palmprint recognition; locality preserving projection; wavelet transform; principal component analysis

1 引言

掌纹识别利用人的掌部纹理作为生物特征进行身份的自动确认,是生物认证领域的又一新兴技术。同其它生物特征识别技术相比,掌纹识别具有一些独特的优点:掌纹信息不涉及隐私问题;掌纹信

息丰富,而且具有唯一性和稳定性;采集设备成本较低,是一种很有发展潜力的身份识别方法。

掌纹特征提取是身份识别的关键问题。目前掌纹特征提取主要有两类方法^[1]:基于结构信息和基于统计特征的特征提取。基于结构信息的特征提取

收稿日期: 2007-12-20; 收到修改稿日期: 2008-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(60472088)资助课题。

作者简介: 郭金玉(1975—),女,讲师,博士研究生,主要从事生物特征识别和图像处理等方面的研究。

E-mail: shandong401@sina.com

导师简介: 苑玮琦(1960—),男教授,博士后,主要从事图像处理与模式识别、生物特征识别等方面的研究。

E-mail: yuan60@126.com

可以分为点特征和线特征两大类：点特征数量多，计算量大；线特征提取困难，对相近或相似的掌纹鉴别力不够。基于统计特征的特征提取方法有：Gabor 变换、傅里叶变换、主元分析 (PCA) 和 Fisher 线性判别 (FLD) 等。Gabor 变换和傅里叶变换将图像从空域变换到频域后分析图像时，忽略了图像丰富的纹理信息，受光照条件影响而产生的不稳定性也较大，且图像特征仍处于与图像维数一致的高维空间。PCA 和 FLD 具有描述性强、计算代价小、易实现和可分性好等特点，广泛应用于许多领域，如人脸识别、掌纹识别等。运用 FLD 进行掌纹识别时类内散布矩阵是奇异的，不能直接求出最优的投影方向，因此线性判别分析过程失效。

基于 PCA^[2] 的掌纹识别方法中，掌纹图像作为一个整体进行特征提取，忽略大量的纹理细节，不能描述掌纹的结构信息，因此 PCA 保持图像空间的全局结构。在许多分类问题中，局部结构比全局结构更重要。局部保持投影 (LPP) 方法通过保持图像局部结构的邻连接图对流形结构进行建模，获得低维掌纹子空间。该子空间能够很好地检测掌纹流形结构，保持掌纹空间的局部结构。在小样本图像识别中，特征方程矩阵存在奇异性。为了解决这个问题，传统的方法是利用 PCA 获得原样本的低维特征空间，保证在该空间中，特征方程矩阵是非奇异的，对处理后的结果运用 LPP 进行特征提取^[3]。然而，由于 PCA 和 LPP 的投影标准本质上是不同的，PCA 降低掌纹空间维数的同时丢失许多重要的判别信

息。本文提出运用三级小波分解、图像下抽样、图像分块求平均值三种方法降低掌纹空间的维数，然后应用 LPP 提取低维图像局部特征，计算特征矢量间的余弦距离进行掌纹匹配。这样既解决了特征方程矩阵的奇异性问题，而且很大程度提高了识别性能。

2 小波变换

小波变换是一种非常有效的图像处理方法，在时域和频域同时具有最好的局部化品质，非常适合描述多分辨率下的图像边缘特征，将它应用到掌纹纹理特征分析中将会取得很好的效果。

原始掌纹图像经过预处理，切割的掌纹感兴趣区域 (ROI) 如图 1(a) 所示。经过一级小波分解，掌纹图像分解成 4 个子带^[4]，如图 1(b) 所示。子带 LL 是低频成分，集中了原始掌纹图像的大部分信息，LH 和 HL 反映了掌纹图像沿着水平和垂直方向的变化，HH 子带代表了掌纹图像对角线的高频成分。LL 子带可以运用小波算法继续分解，经过三级小波分解后，一幅掌纹图像分解成不同频率的子带，如图 1(c) 所示。子图像 1、2、3 和 4 是三级小波分解结果，分别与 LL、HL、LH 和 HH 子带对应。经过小波分解后，子带图像上的分辨率降低，其中低频子带 1 保持了原掌纹图像的大部分信息，高频子带中大多数点的数值接近于 0，频率越高，这种现象越明显，从而可以忽略图像的高频部分，通过对低分辨率图像 1 进行特征提取来降低计算复杂度。

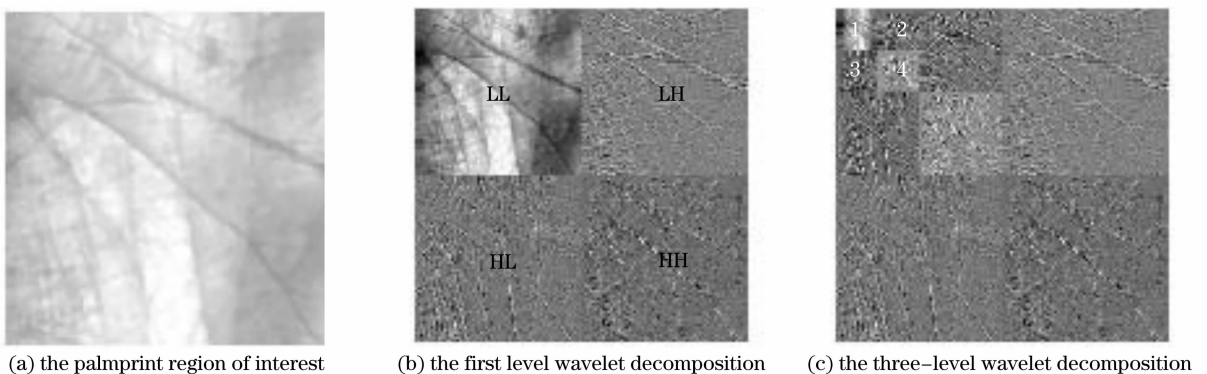


图 1 掌纹图像的小波分解。(a)掌纹 ROI, (b)一级小波分解后的图像, (c) 三级小波分解后的图像

Fig. 1 Wavelet decomposition of one palmprint image. (a) Palmprint region of interest, (b) one image after first level wavelet decomposition, (c) one image after three-level wavelet decomposition

3 图像分块

所谓图像分块就是将一个 $m \times n$ 的掌纹图像矩阵 I 分成 $p \times q$ 个图像分块矩阵。即

$$I = \begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} & \cdots & I_{1q} \\ I_{21} & I_{22} & \cdots & I_{2q} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ I_{p1} & I_{p2} & \cdots & I_{pq} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中每个子图像 I_{kl} ($k = 1, 2, \dots, p, l = 1, 2, \dots, q$) 是 $m_l \times n_l$ 矩阵, 则 $m = pm_l, n = qn_l$ 。计算每个子图像的均值, 每个子图像的均值为

$$\mu_j = \frac{1}{pq} \sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q h(x, y) \quad (j = 1, 2, \dots, pq) \quad (2)$$

其中 j 代表子图像的数目, $h(x, y)$ 为子图像中任一点 (x, y) 的灰度值。每个子图像的特征用 $X_j = [\mu_j]$ 表示, 因此所有子图像的均值组合成 $p \times q$ 维的低维图像矩阵

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1q} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2q} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \mu_{p1} & \mu_{p2} & \cdots & \mu_{pq} \end{bmatrix}$$

4 图像下抽样

所谓图像下抽样就是对一个 $m \times n$ 的掌纹图像 \mathbf{I} , 每隔 m_l 行进行行抽样, 每隔 n_l 列进行列抽样, 抽样的结果将原来一个 $m \times n$ 维的掌纹图像 \mathbf{I} 变为 $p \times q$ 维的低分辨率图像 \mathbf{X} , 其中 $m = pm_l, n = qn_l$ 。只要掌纹样本的数目 N 大于 pq , 就可以解决特征方程矩阵奇异性问题。

5 局部保持投影(LPP)

局部保持投影(LPP)是一种局部子空间学习算法。LPP^[3] 寻求保持数据的几何特征和局部特征。LPP 的目标函数为

$$\min \sum_{ij} (y_i - y_j)^2 S_{ij}, \quad (3)$$

式中 y_i 是 \mathbf{x}_i 的一维描述, 加权矩阵 \mathbf{S} 是对称的相似性矩阵。运用余弦距离刻画任意两点之间的相似性关系, \mathbf{S} 定义为

$$S_{i,j} = \begin{cases} \frac{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{x}_j\|}, & \text{if } \mathbf{x}_i \text{ is among } k \text{ nearest} \\ & \text{neighbors of } \mathbf{x}_j \text{ or} \\ \mathbf{x}_j \text{ is among } k \text{ nearest neighbors of } \mathbf{x}_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

求目标函数的最小值是保证近邻点 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 的投影 y_i 和 y_j 也是近邻点。

设最佳的投影方向为 \mathbf{w} , 则 $y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i$, 由此得到

$$\frac{1}{2} \sum_{ij} (y_i - y_j)^2 S_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{ij} (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_j)^2 S_{ij} = \sum_{ij} \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i S_{ij} \mathbf{x}_i^T \mathbf{w} - \sum_{ij} \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i S_{ij} \mathbf{x}_j^T \mathbf{w} =$$

$$\begin{aligned} & \sum_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i D_{ii} \mathbf{x}_i^T \mathbf{w} - \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{S} \mathbf{X}^T \mathbf{w} = \\ & \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{w} - \mathbf{w} \mathbf{X} \mathbf{S} \mathbf{X}^T \mathbf{w} = \\ & \mathbf{w}^T \mathbf{X} (\mathbf{D} - \mathbf{S}) \mathbf{X}^T \mathbf{w} = \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{w}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M]$, M 是样本个数, \mathbf{D} 是对角矩阵, 其元素为对角矩阵 \mathbf{S} 的列(或行)向量元素和, 即 $D_{ij} = \sum_j S_{ji}$, $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{S}$ 是拉氏矩阵。矩阵 \mathbf{D} 度量数据点的重要性。元素 D_{ii} (与 y_i 对应) 的值越大, y_i 越重要。很明显, 为避免 $\mathbf{w} = 0$, 约束条件为: $\mathbf{y}^T \mathbf{D} \mathbf{y} = 1$, 即 $\mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{w} = 1$ 。目标函数最小值问题变为

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{w} = 1. \quad (6)$$

定义 Lagrange 函数为

$$g(\mathbf{w}, \lambda) = \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{w} + \lambda(1 - \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{w}), \quad (7)$$

式中 λ 为 Lagrange 乘子, 令偏导数 $\partial g / \partial \mathbf{w} = 0$ 得

$$\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{w} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{w}, \quad (8)$$

求目标函数最小的投影矢量 \mathbf{w} 转换为广义最小特征值问题。拉氏矩阵 \mathbf{L} 和对角矩阵 \mathbf{D} 都是对称半正定阵, 则 $\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T$ 和 $\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T$ 也是对称半正定阵。

6 基于 LPP 的掌纹识别

在运用 LPP 进行掌纹分析和识别时, 训练图像的样本数 M 远远小于图像的像素数 mn , 因此矩阵 $\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T$ 是奇异的。为了解决这个问题, 首先运用三级小波变换、图像下抽样、图像分块求平均值进行降维, 获得掌纹低维空间, 在该空间矩阵 $\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T$ 是非奇异的, 然后运用 LPP 提取掌纹局部特征矢量, 运用特征矢量间的余弦距离进行掌纹匹配。具体步骤如下:

1) 对图像库中的任一幅掌纹图像, 运用三级小波变换(Wavelet)、图像下抽样(Sample)、图像分块求平均值(Block)进行降维, 将低维的二维掌纹图像矩阵转换成一维图像向量 \mathbf{x}_i 。

2) 构建邻接图。如果掌纹图像 \mathbf{x}_i 是 \mathbf{x}_j 的 k -近邻或掌纹图像 \mathbf{x}_j 是 \mathbf{x}_i 的 k -近邻, 连接节点 i 和 j 。令 G 代表 M 个节点的邻接图, 邻接图 G 是掌纹局部流形结构的逼近。

3) 选择加权值。如果 i 和 j 是连接的, $S_{ij} = \frac{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{x}_j\|}$; 否则 $S_{ij} = 0$ 。邻接图 G 的加权矩阵通过保持局部结构, 对掌纹流形结构建模。

4) 特征映射。计算广义特征值问题的特征矢量和特征值: $\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{w} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{w}$, 其中矩阵 \mathbf{X} 的第 i 行是 \mathbf{x}_i 。令 $\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_{k-1}$ 是特征方程的最优解, 对应的特征值为 $0 \leq \lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_{k-1}$ 。 $\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T$ 和

\mathbf{XDX}^T 是对称半正定矩阵,因此特征值大于 0。投影矩阵为 $\mathbf{W}=[\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_{k-1}]$,掌纹图像 \mathbf{x} 投影到 LPP 子空间得到特征矢量 $\mathbf{y}=\mathbf{W}^T\mathbf{x}$,其中 \mathbf{y} 是 $1 \times k$ 维矢量, \mathbf{W} 是转换矩阵。 \mathbf{W} 的列矢量是 LPP 特征掌。在线性意义上,这种线性变换很好地保持流形的本质几何特性。

5) 训练图像和测试图像分别投影到掌纹特征子空间 \mathbf{W} 上,计算特征矢量间的余弦距离进行掌纹匹配。掌纹匹配就是计算从 2 幅掌纹图像中提取出来的特征矢量 β_i, β_j 间的余弦距离 $d = \frac{\beta_i \cdot \beta_j}{\|\beta_i\| \|\beta_j\|}$ 。如果 d 大于某一个预设的阈值 T ,则认为 2 幅掌纹图像来自于同一个人,反之则否。

7 实验结果和分析

PolyU 掌纹图像库^[5]有 600 幅图像,共 100 人(每人 6 张),其中前 3 幅图像是第一次采集的,另外 3 幅图像是第二次采集的,两次采集的平均时间间隔为两个月。采样图像的分辨率为 $284 \text{ pixel} \times 384 \text{ pixel}$ 。

7.1 特征提取

PolyU 掌纹图像库中每人的前 4 幅图像共 400 幅图像作为训练图像,其余 200 幅图像作为测试图像。利用文献^[6]中的方法对掌纹图像进行预处理,确定一个 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 的平方区域作为掌纹的 ROI。运用三种方法对掌纹 ROI 进行降维。1) 掌纹 ROI 经过三级小波变换后的图像大小为 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$,将该图像用一维向量表示,则每幅图像变换为 1×256 维向量。2) 将掌纹 ROI 分成 16×16 个子图像,每个子图像的大小为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$,计算 16×16 个子图像的均值,则每幅掌纹图像变为 16×16 维,转换成一维向量为 1×256 维。3) 对一个 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 的掌纹 ROI,每隔 8 行进行行抽样,每隔 8 列进行列抽样,抽样后掌纹图像大小为 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$,转换成一维向量为 1×256 维。三种方法选用的掌纹图像均为 400 幅,则 \mathbf{X} 为 400×256 ,对 \mathbf{X} 应用 LPP 进行特征提取。

7.2 识别结果对比与分析

特征提取后,对 400 幅训练样本进行 79800 次匹配,其中类内匹配 600 次,类间匹配 79200 次。类内匹配^[7]是指将来自同一个手掌的不同图像进行匹配,类间匹配是指将不同手掌的图像进行匹配。

图 2 是特征个数为 110 时,运用小波变换和 LPP 方法,特征矢量间的余弦距离在类内和类间匹配中的分布情况。可以看出,相同掌纹特征矢量间的余弦距

离基本上大于 0.4,而不同掌纹特征矢量间的余弦距离基本上小于 0.3。当距离阈值选为类内和类间距离分布的交叉点时,总体错误率[拒真率(FRR)+认假率(FAR)]最小。总体错误率可以反映所用特征的区分能力:总体错误率越小,区分能力越强;总体错误率越大,区分能力越弱。因此选择匹配阈值 T 为 0.3269,根据选择的阈值 T 进行掌纹匹配。

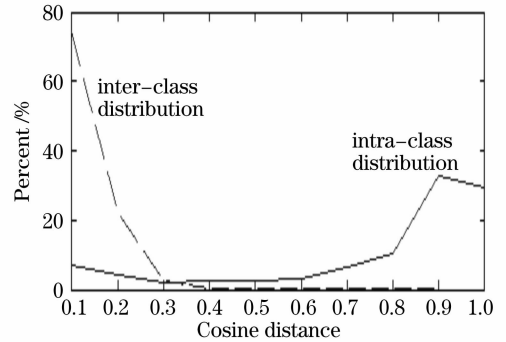


图 2 特征矢量间的余弦距离分布情况

Fig. 2 Cosine distance distribution of feature vectors

生物特征识别技术准确性的衡量标志是识别率,识别率主要由两种错误率来描述^[8]:拒真率和认假率。拒真率 R_{FRR} 定义为: $R_{\text{FRR}} = (\text{错误拒绝的掌纹数目} / \text{考察的相同掌纹总数目}) \times 100\% = (\text{NFR} / \text{NS}) \times 100\%$;认假率 $R_{\text{FAR}} = (\text{错误接受的掌纹数目} / \text{考察的不同掌纹总数目}) \times 100\% = (\text{NAR} / \text{ND}) \times 100\%$ 。基于 FAR 和 FRR 推导出来的另一个性能指标是总成功率(Total success rate, TSR)^[1],代表系统的鉴别率,计算公式为:

$$\text{TSR} = [1 - (\text{NFR} + \text{NAR}) / (\text{NS} + \text{ND})] \times 100\% \quad (9)$$

选择不同的特征数,分别利用传统的 PCA、PCA+LPP 和本文方法进行掌纹识别,识别结果如图 3 所示。在 LPP 算法中, k -近邻的取值为 $k=p-1=3$,其中 p 是每类训练样本数。这样选择 k 值的原因是,如果掌纹空间类内样本分布集中,每个样本应该和同类其余的 $p-1$ 个样本为近邻点。由于识别结果对小波的类型不敏感,仅列出了 LPP 在 db2 小波分解子带上的识别结果。

由图 3 可以看出,1)与 PCA 相比,LPP 方法在低维空间保持掌纹局部结构,在分类时局部结构优于全局结构,因此 LPP 提取的特征含有较多的分类信息。LPP 是 Laplace Beltrami 算子特征函数的一个线性估计,通过保持掌纹流形结构,能较好地识别出不同光照条件下的掌纹图像。很明显,LPP 算法优于 PCA。2)本文提出的三级小波变换、图像下抽样、图像分块

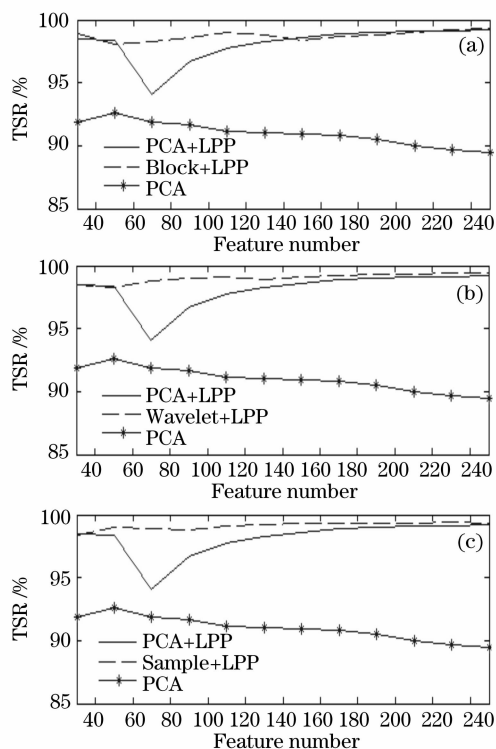


图 3 不同算法总成功率曲线

Fig. 3 TSR curves for different algorithms

求平均值和 LPP 结合的三种方法中,特征个数在 50~150 之间时,图像分块求平均值和 LPP 结合 (Block+LPP) 的方法性能优于 PCA+LPP;特征个数在 150~250 之间时,两种方法的性能相近。这是由于特征个数少于 150 时,PCA 降维丢失的分类信息比图像分块求平均值多。在不同的特征个数下,其余两种方法的性能都优于 PCA+LPP。这说明由于 PCA 和 LPP 的投影标准本质上是不同的,PCA 降低掌纹空间维数的同时丢失许多重要的判别信息。小波变换和图像下抽样能保持绝大部分的分类信息,因此识别效果好。

7.3 算法运行速度对比与分析

表 1 是在 Matlab7.0 平台下不同算法特征提取和匹配所需的 CPU 时间 (CPU: 2.00 GHz RAM 512 MB)。由表 1 可知,图像下抽样和 LPP 结合方法的特征提取时间最短为 0.016 s,Block+LPP 和 Wavelet+LPP 两种方法的特征提取时间比 PCA、PCA+LPP 都短。这是由于三级小波变换、图像下抽样、图像分块求平均值三种方法将每幅图像的矢量维数从 16384 减少到 256。PCA 和 PCA+LPP 方法都是在 16384 维的图像矢量空间进行降维的。各种方法的特征匹配时间相等。本文所提出的三种算法的总时间都小于 0.1 s,满足实时要求,因此,具

有快速、有效且易于实现等优点。

表 1 不同算法 CPU 时间比较

Table 1 Comparison of CPU time for different algorithms

Algorithms	Feature number	Feature extraction time /s	Matching time /s	All time /s
PCA	210	1.391	0.031	1.421
PCA+LPP	210	1.187	0.031	1.218
Block+LPP	210	0.032	0.031	0.063
Wavelet+LPP	210	0.032	0.031	0.063
Sample+LPP	210	0.016	0.031	0.047

8 结 论

为了运用线性子空间学习方法发现基本的非线性流形结构,引入分析掌纹的流形方法。LPP 通过数据点计算出邻接图逼近流形结构,运用邻接图的 Laplacian 思想,计算把掌纹图像投影到掌纹子空间的转换矩阵,称为 LPP 特征掌子空间。这种线性变换保持掌纹局部流形结构。在小样本图像识别中,为了解决特征方程中矩阵的奇异性问题,本文提出运用三级小波分解、图像下抽样、图像分块求平均值三种方法和 LPP 相结合的掌纹识别方法。与传统 PCA、PCA+LPP 方法相比,本文方法最大程度地保持局部判别信息,减少光照条件引起的变化,提高掌纹识别性能,特征提取和匹配总时间小于 0.1 s,满足实时性要求。对 PolyU 掌纹图像库的实验结果验证了本文算法的有效性。

参 考 文 献

- 1 Tee Connle, Andrew Teoh Beng Jin, Michael Goh Kah Ong *et al.*. An automated palmprint recognition system[J]. *Image and Vision Computing*, 2005, **23**(5): 501~515
- 2 Guangming Lu, David Zhang, Kuanquan Wang. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(9~10): 1463~1467
- 3 Xiaofei He, Shuicheng Yan, Yuxiao Hu *et al.*. Face recognition using laplacianfaces[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(3): 328~340
- 4 Zhao Peng, Pu Zhaobang. Image fusion based on morphological 4-subband decomposition pyramid[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(1): 40~44
赵 鹏, 浦昭邦. 基于形态学 4 子带分解金字塔的图像融合[J]. *光学学报*, 2007, **27**(1): 40~44
- 5 <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>
- 6 Lin Chih-Lung, Chuang Thomas C, Fan Kuo-Chin. Palmprint verification using hierarchical decomposition [J]. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(4): 2639~2652
- 7 Yuan Weiqi, Xu Lu, Lin Zhonghua. Iris identification method based on gray surface matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(10): 1537~1542
苑玮琦, 徐 露, 林忠华. 基于灰度曲面匹配的虹膜识别方法[J]. *光学学报*, 2006, **26**(10): 1537~1542
- 8 Wu Xiangqian, David Zhang, Wang Kuanquan. *Palmprint Authentication* [M]. Beijing: Science Press, 2006. 9~10
邬向前, 张大鹏, 王宽全. *掌纹识别技术* [M]. 北京: 科学出版社, 2006. 9~10