

文章编号: 0253-2239(2009)03-0643-05

基于非负矩阵分解和广义判别分析的掌纹识别

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 非负矩阵分解(NMF)具有非负性和局部性的特点,是一种新型的特征提取方法。由于 NMF 是非监督学习算法,运用 NMF 提取掌纹特征时没有考虑训练样本的类别信息,因而分类效果不够理想。为了在提取掌纹特征的同时融入类别信息,提出运用非负矩阵分解和广义判别分析(GDA)相结合的方法进行掌纹识别。为了降低计算的复杂性,在特征提取之前,应用小波变换对掌纹图像进行三级分解,提取低频子图像。在低频子图像上应用 NMF+GDA 提取掌纹特征,计算特征向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,与主元分析(PCA)、独立元分析(ICA)和 NMF 相比,算法的等误率(EER)最低为 0.16%,特征提取和匹配总时间为 0.812 s,满足实时系统的要求。

关键词 生物特征识别; 特征提取; 非负矩阵分解; 广义判别分析

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092903.0643

Palmprint Recognition Based on Non-Negative Matrix Factorization and General Discriminant Analysis

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 Non-negative matrix factorization (NMF) has non-negative and local characteristics, and it is a new feature extraction method. NMF is an unsupervised learning method, and does not consider class information of samples applied to extract palmprint features, so the classification effect is not ideal. In order to fuse class information when the features of images are extracted, a palmprint recognition method based on non-negative matrix factorization and general discriminant analysis (GDA) is proposed. Before extracting features, the three-level wavelet transform is utilized to palmprint images to get the low-frequency sub-images. Then NMF and GDA are applied to extract palmprint features. The cosine distance between two feature vectors is calculated to match palmprint. The new algorithm is tested in PolyU plmprint database. The results show that compared with principal component analysis (PCA), independent component analysis (ICA) and NMF, the equal error rate (EER) of the new algorithm is the lowest as 0.16%, and the total time for feature extraction and matching is 0.812 s, so it meets the real-time system specification.

Key words biometrics recognition; feature extraction; non-negative matrix factorization; general discriminant analysis

1 引 言

掌纹识别是近年来新兴的一种身份识别方法,是对现有生物识别技术的重要补充。到目前为止,

掌纹特征提取算法主要分为如下三类:基于结构信息、基于空域-频域变换和基于子空间法的特征提取。基于结构信息的特征提取可以分为点特征和线

收稿日期: 2008-05-04; 收到修改稿日期: 2008-08-25

基金项目: 国家自然科学基金(60672078)资助课题。

作者简介: 郭金玉(1975-),女,讲师,博士研究生,主要研究方向为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,主要从事机器视觉检测,图像处理与模式识别,生物特征识别,基于 DSP 的图像采集与处理系统等方面的研究。E-mail: yuan60@126.com

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。基于空域-频域变换方法在频域内分析图像时,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。基于子空间法的特征提取方法有:主元分析(PCA)^[1]、独立元分析(ICA)^[2,3]和 Fisher 线性判别(FLD)^[4]等。PCA、ICA 和 FLD 学习得到的基图像是一种全局的描述,缺乏由局部累加为一个整体的直观性。

非负矩阵分解(NMF)算法是国际上新近提出的一种矩阵分解方法。与 PCA 和 ICA 相比,NMF 特殊之处在于其对于矩阵分解过程的非负限制,这会得到原始数据基于局部的表示,从而能更好的反映原始数据的局部特征。由于非负矩阵分解是非监督学习算法,提取图像特征时没有考虑训练样本的类别信息,因而分类效果不够理想。为了在提取掌纹特征的同时融入类别信息,提出运用非负矩阵分解和广义判别分析(GDA)相结合的方法进行掌纹识别。为了降低计算的复杂性,在特征提取之前,应用小波变换对掌纹图像进行三级小波分解,提取低频子图像,作为 NMF+GDA 特征提取的输入。计算特征向量间的余弦距离进行掌纹匹配。这样既保留对象的局部稳定性,又融入类别信息,很大程度上能够提高识别性能。

2 非负矩阵分解

非负矩阵分解算法^[5]是在矩阵中所有元素均为非负的条件下对其实现的非负分解,克服了其他分解方法在特征空间上投影得到的投影系数可能出现正负相互抵消的情况,无论是基图像、系数以及重建图像,都能保证是非负的。非负矩阵分解体现了由局部构成整体的概念。对图像来说,非负矩阵分解能够从中得到有关物体基于部分的信息。

假定 m 个 n 维空间的样本数据用 $\mathbf{V}_{n \times m}$ 表示,该数据矩阵中各个元素都是非负的。对矩阵进行线性分解: $\mathbf{V} \approx \mathbf{WH}$ 。其中 $\mathbf{W}_{n \times r}$ 为基矩阵, $\mathbf{H}_{r \times m}$ 为系数矩阵。 r 的选择应满足 $(n+m)r < nm$,用系数矩阵代替原数据矩阵,就可以实现对原始数据矩阵的降维。寻找合适的基向量 \mathbf{W} ,使其能够代表数据之间潜在的结构关系,就会获得很好的逼近与表示效果。

为了寻找满足条件的子空间 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} ,目标函数^[6]为

$$\min_{\mathbf{W}, \mathbf{H}} f(\mathbf{W}, \mathbf{H}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [\mathbf{V}_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij}]^2 = \frac{1}{2} \|\mathbf{V} - \mathbf{WH}\|_{\text{F}}^2. \quad (1)$$

约束条件

$$\mathbf{W}_{ia} \geq 0, \quad \mathbf{H}_{bj} \geq 0, \quad \forall i, a, b, j$$

其中 $\|\cdot\|_{\text{F}}$ 是 Frobenius 范式。

从算法优化的角度来看,非负矩阵分解是一种满足非负性约束下的优化问题。在非负性约束的基础上,人们提出很多种分解算法:如乘性迭代规则、交互非负最小二乘法和梯度方法等。文中采用 Chih-Jen Lin^[6]提出的基于投影梯度的交互非负最小二乘法求解 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 。

3 广义判别分析

广义判别分析^[7,8]是一种非线性分类方法。GDA 通过核函数 ϕ 将原始掌纹空间 \mathbf{X} 变换成新的高维特征空间 \mathbf{Z} ,在特征空间 \mathbf{Z} 中寻找同时使类内距离最小和类间距离最大的投影方向 \mathbf{v} ,提取最佳分类特征。非线性投影数据的类间散布矩阵和类内散布矩阵为:

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^C M_c \mu_c \mu_c^T, \quad (2)$$

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^C \sum_{i=1}^{M_c} \phi(x_{ci}) \phi(x_{ci})^T, \quad (3)$$

式中 μ_c 是 \mathbf{X}_c 类掌纹的均值, M_c 是 \mathbf{X}_c 类掌纹的样本数, C 是掌纹类数。GDA 寻找满足

$$\mathbf{v} = \arg \max_{\mathbf{v}} \frac{|\mathbf{v}^T \mathbf{S}_b \mathbf{v}|}{|\mathbf{v}^T \mathbf{S}_w \mathbf{v}|}$$

的变换。特征向量 \mathbf{v} 是广义特征值问题的解,即 $\lambda \mathbf{S}_w \mathbf{v} = \mathbf{S}_b \mathbf{v}$ 的解。在特征空间 \mathbf{Z} 中,对掌纹图像向量标准化(均值为 0,方差为 1)。任何特征向量 \mathbf{v} 都位于由所有掌纹样本 $\phi_c (c=1, \dots, C; i=1, \dots, M_c)$ 张成的空间,因此存在系数 α_{ci} ,满足

$$\mathbf{v} = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{M_c} \alpha_{ci} \phi(x_{ci}), \quad (4)$$

把(2)式~(4)式代入 $\lambda \mathbf{S}_w \mathbf{v} = \mathbf{S}_b \mathbf{v}$ 中,等式两边同时对向量 ϕ_c 进行内积,特征向量通过下式求解:

$$\lambda \mathbf{K} \mathbf{K} \alpha = \mathbf{K} \mathbf{U} \alpha, \quad (5)$$

核矩阵 $\mathbf{K} (\mathbf{M} \times \mathbf{M})$ 是非线性投影数据的内积,即

$$\mathbf{K} = (\mathbf{K}_{kl})_{k=1, \dots, C; l=1, \dots, C}, \quad (6)$$

式中 $\mathbf{K}_{kl} = [k(x_{bi}, x_{lj})]_{i=1, \dots, M_k, l=1, \dots, M_l}$ 。矩阵 $\mathbf{U} (\mathbf{M} \times \mathbf{M})$ 是分块对角矩阵,定义为

$$\mathbf{U} = (\mathbf{U}_c)_{c=1, \dots, C}, \quad (7)$$

式中第 c 块对角线上所有元素都等于 $1/M_c$ 。

4 基于非负矩阵分解和广义判别分析的掌纹识别

为了提取掌纹局部特征的同时融入样本类别信息,首先运用非负矩阵分解对每幅图像降维,然后应用广义判别分析进行特征提取,计算特征向量间的余弦距离进行掌纹匹配。具体步骤如下:

1) 假定每幅掌纹图像大小为 $m \times n$,把每幅图像转换成 $1 \times mn$ 维向量,所有图像向量组成数据矩阵作为 NMF 的输入。运用 NMF 计算投影矩阵 $\mathbf{W}_{\text{NMF}} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_r]$ ($r < mn$),每幅掌纹图像 \mathbf{x}_i ($i=1, 2, \dots, M$) 向 r 维子空间上投影得到 NMF 特征向量 $\boldsymbol{\alpha}_i = (\mathbf{W}_{\text{NMF}}^T \mathbf{W}_{\text{NMF}})^{-1} \mathbf{W}_{\text{NMF}} \mathbf{x}_i$ 。

2) 所有图像的 NMF 特征向量 $\boldsymbol{\alpha}_i$ ($i=1, 2, \dots, M$) 组成数据矩阵作为 GDA 的输入,计算投影向量 \mathbf{W}_{GDA} 。由于小样本问题,(5)式中矩阵 \mathbf{K} 不可逆,对矩阵 \mathbf{K} 对角化,然后计算特征方程(5)的前 L 个重要的特征向量,即为 GDA 的投影向量:

$$\mathbf{W}_{\text{GDA}} = [\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \dots, \boldsymbol{\beta}_L], \quad (8)$$

在 L 维 GDA 空间,掌纹图像 \mathbf{x}_i 的投影为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{k}_x \mathbf{W}_{\text{GDA}}, \quad (9)$$

式中

$$\mathbf{k}_x = [k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_1), \dots, k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i), \dots, k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_M)]. \quad (10)$$

3) 计算特征向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向量 \mathbf{y}_i ($i=1, 2, \dots, M$)、 \mathbf{y}_j ($j=1, 2, \dots, M$) 间的余弦距离 $d = \frac{\mathbf{y}_i \cdot \mathbf{y}_j}{\|\mathbf{y}_i\| \|\mathbf{y}_j\|}$ 。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。

5 实验结果和分析

PolyU 掌纹图像库^[9]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 pixel \times 384 pixel。

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。确定一个 128 pixel \times 128 pixel 的平方区域作为掌纹感兴趣区域(ROI)。每幅图像的 ROI 经过 db2 小波三级变换后大小为 18 pixel \times 18 pixel,将该图像用一

维向量表示,则向量大小为 1×324 。选用的训练图像为 400 幅,则训练样本 X 为 400×324 ,对 X 应用 NMF 和 GDA 进行特征提取。在 GDA 中核函数运用 RBF(Radial basis function):

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\delta^2}\right),$$

式中 $\delta = 2$ 。

5.1 确定非负矩阵分解基的个数

在 NMF 算法中,向量基个数 r 是一个非常重要的参数,决定了算法得到的特征子空间的维数。 r 值的选择,既要降低图像矩阵的维数,又能有效的表示出掌纹特征。然而对于 r 的确定,目前还没有好的办法。在实验中,通过对实验数据选取不同的 r ,以获得最能反映数据集内部结构特性的特征子空间,从而保证能获得最好的分类效果。图 1 是 r 取不同值时 NMF 算法的接受者操作特征(ROC)曲线。由图 1 可知,当 $r=50$ 时,NMF 算法的等误率(Equal error rate, EER)最低,说明掌纹识别的性能最好,因此在下面的实验中选择 $r=50$ 。

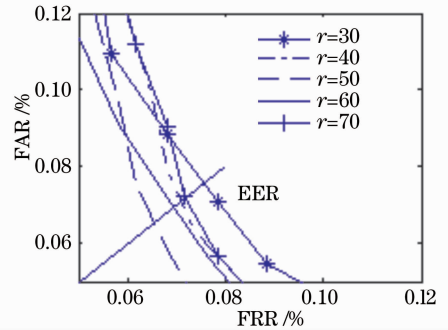


图 1 ROC 曲线

Fig. 1 ROC curves

5.2 掌纹匹配

对训练样本运用 NMF 和 GDA 提取投影向量 \mathbf{W}_{GDA} ,张成低维的掌纹子空间。每一个训练样本向 \mathbf{W}_{GDA} 上投影得到特征向量,该特征向量和其余样本的特征向量进行匹配。这样,总共进行 $(400 \times 399) / 2 = 79800$ 次匹配,其中有 600 次是合法的匹配,其余是非法的匹配。当 GDA 特征向量个数 $L=50$ 时,合法匹配和非法匹配的匹配度分布曲线如图 2 所示。从图中可以看出,合法匹配的距离基本上大于 0.7,非法匹配的距离基本上小于 0.6。这两条距离分布曲线分得较开,并且相交很少,说明该算法能很好地区分不同的掌纹。选择两条线的交叉点 0.6425 为匹配阈值 T ,根据选择的阈值 T 进行掌纹匹配^[12]。

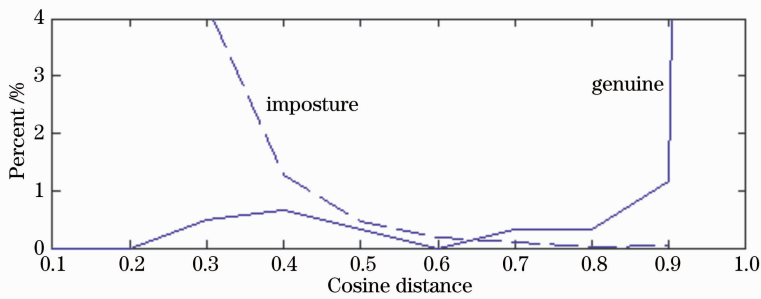


图 2 合法匹配和非法匹配的距离分布

Fig. 2 Genuine and impostor distributions

5.3 识别测试

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^[13]:拒真率(False reject rate, FRR)和认假率(False accept rate, FAR)。拒真率是指系统将合法用户当成假冒者而拒绝的概率;认假率是指系统将假冒者当成合法用户而接受的概率。这两种错误率可用下面的公式来计算:

$$\text{FRR: } R_{\text{FR}} = \frac{N_{\text{FR}}}{N_{\text{AA}}} \times 100\%, \quad (11)$$

$$\text{FAR: } R_{\text{FA}} = \frac{N_{\text{FA}}}{N_{\text{IA}}} \times 100\%, \quad (12)$$

式中 N_{AA} 和 N_{IA} 分别是合法用户和假冒者尝试的次数; N_{FR} 和 N_{FA} 分别是错误拒绝和错误接受的次数。当 $R_{\text{FA}} = R_{\text{FR}}$ 时, FAR(FRR) 称为等误率(EER)。

为了进行掌纹验证的测试,每一个测试样本映射到掌纹子空间 \mathbf{W}_{GDA} 上,得到测试样本的特征向量。计算每一个测试样本和训练样本特征向量间的余弦距离 d ,比较 d 与 0.6425 大小,给出识别结果。表 1 对 PCA、ICA、NMF 和本方法的识别性能进行了比较。表中数据是各种方法最好的性能。由表 1 可知,ICA 方法的等误率比 PCA 低 2.84%。由于 PCA 提取二阶统计特征,而 ICA 是一种高阶统计方法,能提取识别所需要的像素间的高阶统计特征,所以 ICA 识别精度比 PCA 高。PCA 和 ICA 两种方法的等误率都比 NMF 高。PCA 和 ICA 将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,提取掌纹空间的整体特征。NMF 在非负性约束下,对非负数据进行非负分解,通过学习得到的基向量含有关于图像局部特征的信息,而且具有明确的物理含义,这也和人们能够根据部分的信息进行推理的能力相吻合,因此识别精度高于 PCA 和 ICA。与 PCA、ICA 和 NMF 相比,本文提议的方法的等误率最低为 0.16%,远小于其他方法的等误率。这是由于本方法

将局部特征和类可分性信息结合起来,能更有效地区分不同类别的掌纹,识别精度较高。

表 1 不同算法识别性能比较

Table 1 Comparison of recognition performance for different algorithms

Algorithms	Feature number	FRR / %	FAR / %	EER / %
PCA	40	30.63	7.05	7.29
ICA	70	22.38	4.27	4.45
NMF	60	21.83	0.74	0.95
NMF+GDA	50	4.25	0.12	0.16

5.4 算法运行速度对比与分析

表 2 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 2 可知,ICA 的特征提取时间比 PCA 长 0.327 s,ICA 是在 PCA 降维的基础上提取图像的高阶统计特性。NMF 方法的特征提取时间比 PCA 和 ICA 都短。传统的 PCA 进行特征提取时,每幅图像的维数为 1×16384 ,在应用 NMF 方法之前,运用三级小波分解降低了图像的维数,其大小为 1×324 。本文算法的特征提取时间比 NMF 长,因为测试样本在向低维空间上投影时,需要计算测试样本和训练样本的内积。PCA 的特征匹配时间最长,本文算法的匹配时间最短,这和提取的特征向量的数值大小有关。本文算法的总时间为 0.812 s,能达到一个实时生物识别系统的要求。

表 2 不同算法 CPU 时间比较

Table 2 Comparison of CPU time for different algorithms

Algorithm	Feature number	Feature extraction time / s	Matching time / s	All time / s
PCA	40	1.063	0.281	1.344
ICA	70	1.390	0.063	1.453
NMF	60	0.047	0.062	0.109
NMF+GDA	50	0.765	0.047	0.812

6 结 论

将非负矩阵分解和广义判别分析相结合,提出了一种新的特征提取算法。为了降低计算复杂性,首先用小波变换降低图像分辨率。对低频子图像用非负矩阵分解将维数较高的掌纹空间投影到维数低得多的 NMF 特征空间。在这个低维的特征空间中,运用广义判别分析使掌纹的类间散布矩阵与类内散布矩阵行列式值的比值最大化,所以在这个空间能更为有效地区分不同类别的掌纹。实验结果表明,与 PCA、ICA 和 NMF 相比,算法的等误率最低为 0.16%,特征提取和匹配总时间为 0.812 s。因此无论是在精度还是在速度方面,算法都能达到一个实时生物识别系统的要求。

参 考 文 献

- 1 Lu Guangming, Zhang David, Wang Kuanquan. Palmprint recognition using eigenpalms features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(9/10): 1463~1467
- 2 Draper Bruce A, Baek Kyungim, Bartlett Marian Stewart, et al.. Recognizing faces with PCA and ICA[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, **91**(1/2): 115~137
- 3 Bartlett Marian Stewart, Movellan Javier R, Sejnowski Terrence J. Face recognition by independent component analysis[J]. *IEEE Transaction on Networks*, 2002, **13**(6): 1450~1464
- 4 Wu Xiangqian, Zhang David, Wang Kuanquan. Fisherpalms based palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(15): 2829~2838
- 5 Weixiang Liu, Nanning Zheng. Non-negative matrix factorization based on methods for object recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**(8): 893~897
- 6 Chih-Jen Lin. Projected gradient methods for non-negative matrix factorization[J]. *Neural Computation*, 2007, **19**(10): 2756~2779
- 7 Linlin Shen, Li Bai, Michael Fairhurst. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(5): 553~563
- 8 Ayşegül Güven, Kemal Polat, Sadik Kara et al.. The effect of generalized discriminant analysis (GDA) to the classification of optic nerve disease from VEP signals[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2008, **38**(1): 62~68
- 9 PolyU Palmprint Database. <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>
- 10 Lin Chih-Lung, Chuang Thomas C, Fan Kuo-Chin. Palmprint verification using hierarchical decomposition [J]. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(4): 2639~2652
- 11 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
- 12 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
苑玮琦, 徐 露, 林忠华. 一种基于局部信息统计的虹膜分块编码方法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(11): 2047~2053
- 13 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
- 14 Yuan Weiqi, Bai Yun, Ke Li. Analysis of relationship between region of iris and the accuracy rate[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 937~942
苑玮琦, 白 云, 柯 丽. 虹膜区域选取与识别率对应关系分析[J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 937~942