

中图法分类号: TN391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0807-06

论文索引信息: 李春燕, 卢光明, 黎伟. 基于曲面曲率和 RLDA 的 3D 掌纹识别方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 807-812

# 基于曲面曲率和 RLDA 的 3D 掌纹识别方法

李春燕<sup>1)</sup>, 卢光明<sup>1)</sup>, 黎伟<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> (哈尔滨工业大学深圳研究生院, 深圳 518055) <sup>2)</sup> (上海交通大学, 上海 200240)

**摘要:** 提出一种新的 3D 掌纹识别方法, 利用掌纹曲面的 3D 曲率信息提高当前 2D 掌纹识别算法的精确度和鲁棒性。首先因曲率是 3 维物体的重要表征, 能够与视点无关地表现曲面的局部形状, 不管手掌发生旋转或者平移, 曲率信息都是稳定的, 因此提取 3D 掌纹的均值曲面曲率特征来刻画 3D 掌纹的曲面特征; 继而获得 3D 掌纹映射到 2D 空间上的灰度图像——均值曲率图像 (MCI); 然后在获得的 MCI 上采用正则化的 LDA (RLDA) 方法来进行二次特征抽取, 以消除传统线性判别分析 (LDA) 应用于识别时存在的小样本问题和优化准则函数并不直接与识别率等相关等问题。实验结果表明, 所提出的方法相比与传统的 LDA、PCA、ICA、LPP 等方法有更高的精度和速度。

**关键词:** 3D 掌纹识别; 曲面曲率; RLDA

## 3D palmprint recognition based on surface curvature and RLDA

Li Chunyan<sup>1)</sup>, Lu Guangming<sup>1)</sup>, Li Wei<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> (Shenzhen Graduate School, Harbin Institute of Technology, Shenzhen 518055 China)

<sup>2)</sup> (Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240 China)

**Abstract:** This paper explores a new 3D palmprint recognition method. We aim to improve the accuracy and robustness of existing 2D palmprint authentication using 3D palmprint curvature information. First, the curvature is an important characterization of 3D-Objects, which can present the shape of local surface has nothing to do with the view point. No matter how the palm rotates or translates, the curvature is stable. So the mean curvature of 3D palmprint is used to depict the surface feature of 3D palmprint. Next, we obtain the surface curvature map as 2D gray images—mean curvature image (MCI). Then, using the RLDA method extracts the second feature in order to eliminate the existing problems of traditional LDA—small sample size problem and the problem that optimization criterion function is not directly related to recognition rate. Experiments, show method presented in this paper has a higher accuracy compared with traditional LDA, PCA, ICA and LPP etc.

**Keywords:** 3D palmprint recognition; mean curvature; RLDA

## 0 引言

掌纹识别技术作为生物识别技术领域里的新成

员, 以其丰富的信息量, 稳定而唯一的特征, 近年来受到全世界很多研究团队的重视, 与此相关的新技术和新方法不断出现<sup>[1-2]</sup>。目前的掌纹识别技术主要集中于 2D 掌纹图像识别, 但由于掌纹本身除了

收稿日期: 2009-11-25; 修回日期: 2010-01-08

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60803090)。

第一作者简介: 李春燕 (1983—), 女, 哈尔滨工业大学深圳研究生院计算机应用专业硕士生, 主要研究方向为图像处理、模式识别。E-mail: Luguangm@hit.edu.cn。

丰富的纹理特征以外,还具有丰富的曲面和深度信息,2D 掌纹图像本质上是 3D 手掌在 2 维空间上的投影,且同一手掌在投影平面上具有多变的 2 维表现,掌纹图像会随姿态而变化,这也是当前 2D 掌纹识别方法面临的困难之一。因此开展 3D 掌纹识别技术的研究,可以在 2D 掌纹识别技术的基础上,进一步加强识别系统的精度和安全性<sup>[3-4]</sup>。

掌纹的 3 维点云数据能表现手掌的空间结构信息,但一般得到掌纹的 3 维点云数据均是用浮点数表征,表示手掌各点到参考平面的距离。点云数据表现不直观,需要专业的点云显示软件来显示,存储空间大,匹配困难。同时手掌不是一个绝对刚体,在多次测量时会出现伸展、收缩的现象,同时还会伴随在空间中的移动、旋转,故什么是 3 维掌纹点云数据中稳定、不变的特征是进行身份鉴别必须回答的问题。

曲率是曲面一种固有的属性,它的值只与曲面上各点的距离有关,而与曲面在空间的放置位置无关。故曲率是 3 维物体的一个重要表征,能够与视点无关地表现曲面的局部形状,不管手掌发生旋转或者平移,曲率信息都是稳定的,因此可以用曲率来刻画 3D 掌纹的曲面特征。

获得 3D 掌纹的曲面上每个点的高斯曲率和均值曲率后,为了减少后续运算量及获得直观的视觉效果,将该曲率映射成 2D 灰度图像,即均值曲率的掌纹图像(MCI)和高斯曲率的掌纹图像(GCI)。但通过两者纹理信息保留的比较,MCI 图像更能表达曲面的纹理信息,故采用 MCI 图像。于是接下来的二次特征抽取的工作是在 MCI 图像上实施的。

在 2D 掌纹研究中,掌纹特征提取的方法已相对成熟。通过对各种方法的比较,基于子空间特征提取的方法具有描述性强,计算代价小,易实现和可分性好等特点。因此采用曲面曲率<sup>[4]</sup>和子空间特征提取相结合的方法来实现 3D 掌纹的识别。根据子空间特征提取方法的不同特点,采用改进的线性判别分析(LDA)方法。

线性判别分析(LDA)以样本的可分性为目标,试图寻找一组线性变换使每类的类内离散度最小,类间离散度最大。经典 LDA 中使用的是 Fisher 准则函数,所以线性判别分析又被称为 Fisher 线性判别分析(Fisher LDA/FLDA)。但传统的 LDA 方法存在两个问题:小样本问题;优化准则函数并不直接与识别率相关。针对这两个问题,采用一种改进的

LDA——正则化的 LDA(RLDA)<sup>[5-6]</sup>,并把这种方法与传统的 LDA<sup>[7]</sup>、PCA<sup>[8]</sup>、ICA<sup>[9]</sup>和 LPP<sup>[10-11]</sup>方法做了比较。

## 1 3D 掌纹预处理及曲率特征提取

**预处理** 因为在获取 3D 掌纹图像的同时可以同时获取与之对应的 2D 掌纹图像,而对于 2D 掌纹图像已经有比较成熟的中心块(ROI)提取方法<sup>[1]</sup>,于是采用 2D 的预处理方法去获得一个 2D 的 ROI,然后把它映射到 3D 上就可以得到一个 3D 的 ROI 块。

**3D 曲率特征提取** 从获得的 3D 子图像中获取曲面曲率映射图像,尤其是均值曲率和高斯曲率在很多的 3D 图像识别中得到广泛应用<sup>[4,12]</sup>。根据微分几何的相关知识,假设曲面  $S$  的方程式为  $\gamma(u, v) = (u, v, f(u, v))$ ,则高斯曲率和平均曲率为

$$k_G = \frac{f_{uu}f_{vv} - f_{uv}^2}{(1 + f_u^2 + f_v^2)^2} \quad (1)$$

$$k_H = \frac{(1 + f_u^2)f_{vv} + (1 + f_v^2)f_{uu} - 2f_u f_v f_{uv}}{(1 + f_u^2 + f_v^2)^{3/2}} \quad (2)$$

式中,  $f_u, f_v$  和  $f_{uu}, f_{vv}, f_{uv}$  分别是  $f(u, v)$  的一阶和二阶偏导。

一旦获得曲面上每个点的高斯曲率和均值曲率,就可以直接将该曲率映射成 2D 灰度图像,即均值曲率的掌纹图像(MCI)和高斯曲率的掌纹图像(GCI)。这样既可以减少后续运算量,又可以带来直观的视觉效果。且和高斯曲率相比,均值曲率更能表达曲面的纹理信息,故选择 MCI 图像。图 1 给出了两个典型的 3D 点云样本,及其对应的 2D MCI 掌纹图像,以及相应的 2D 掌纹图像,从图中可以看出,3D 的掌纹图像更能真实体现手掌的形状信息,相应的均值曲率图像比 2D 图像的纹理更能反应掌纹纹线的深度信息,也更具有丰富的掌纹纹理,因此可以基于它来进一步地设计识别算法。

## 2 基于正则化 LDA 的二次特征抽取

### 2.1 传统 LDA 方法的基本原理及局限

LDA 的目的是从高维空间里提取出最具有判别能力的低维特征(即  $M \leq J$ ),这些特征能够将不同类别的所有样本尽量地分开,而同一类别的所有样本聚集在一起,即选取使样本类间散度和样本类

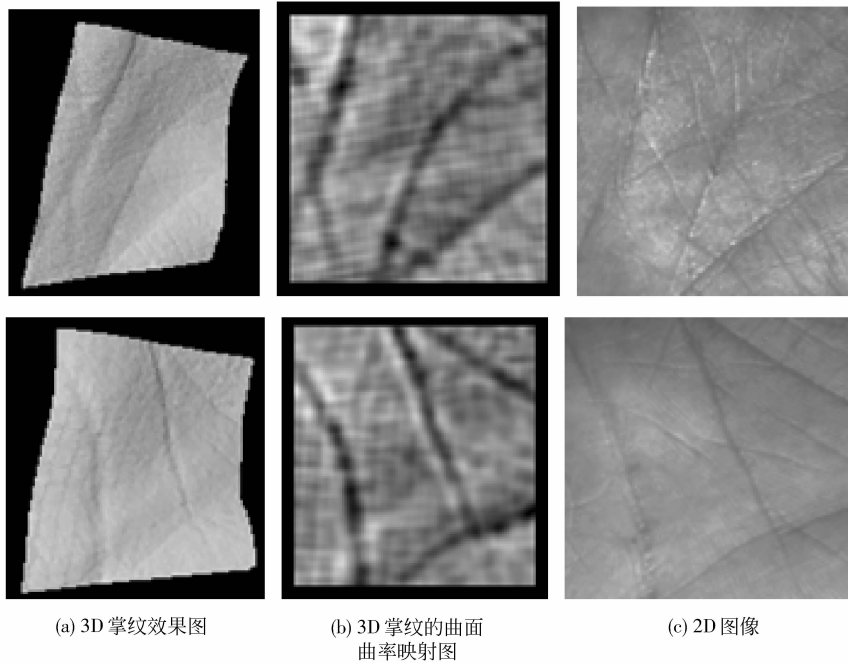


图 1 典型 3D 掌纹及与之对应的 MCI 图像和 2D 掌纹图像示例

Fig. 1 Typical 3D palmprint, MCI and 2D palmprint

内散度的比值最大的特征. 这个最大化的问题一般如下所示

$$\Psi = \arg \max_{\Psi} \frac{|\Psi^T S_b \Psi|}{|\Psi^T S_w \Psi|}$$

$$\Psi = [\psi_1, \dots, \psi_m], \psi_m \in \mathbf{R}^L \quad (3)$$

式中  $S_b$  和  $S_w$  分别为样本类间散度和样本类内散度矩阵<sup>[6]</sup>. 式(3)的优化问题就等同于下面的求广义特征值的问题:

$$S_b \psi_m = \lambda_m S_w \psi_m \quad m = 1, \dots, M \quad (4)$$

如果  $S_w$  必须是非奇异的, 式(3)低维特征向量的求解问题就由  $S_w^{-1} S_b$  前  $m$  个最大特征值所对应的特征向量组成.

容易得知,  $r(S_w) \leq N - C$ , 也即训练样本的数目远远小于训练样本的维数 ( $J = I_w \times I_h$ ), 因而引起类内散布矩阵  $S_w$  奇异, 致使  $S_w^{-1} S_b$  的特征值无法直接求解, 这就是上面传统 LDA 所引起小样本 (SSS) 问题. 假定类间散度矩阵  $S_b$  和类内散度矩阵  $S_w$  的零空间分别为  $A$  和  $B$ , 那么  $A' = R^J - A$  和  $B' = R^J - B$  分别为  $A$  和  $B$  的补空间. 由 Fisher 准则函数可知, 最优识别空间应为  $A'$  和  $B$  的交集  $A' \cap B$ .

为了解决  $S_w$  奇异问题, 文献 [13] 提出 Fisherface 方法. 用 LDA 进行特征提取以前, 先用 PCA 进行降维. 该方法存在的问题是, 因为 PCA 与

LDA 准则并不相容, 虽然利用 PCA 降维使  $S_w$  满秩, 但丢失了  $S_w$  的零空间, 也因而丢失了一部分很重要的分类信息.

另一种常用的可以解决 SSS 问题的方法是 D\_LDA<sup>[13]</sup>. 首先去掉  $S_b$  的零空间, 然后再使类内离散度最小. D\_LDA 方法看似避免了丢失  $S_w$  的零空间, 但是近来发现随着 SSS 问题的严重化而该算法就会急剧恶化. 这种恶化应该归于与两个因素: 方差和偏置, 它们主要由 SSS 的程度而定. 基于上述原因, 文献 [6] 提出一种正则化线性判别分析的方法 (RLDA).

### 2.2 改进的 LDA 方法——RLDA 方法

RLDA 方法是受 FiredMan 成功的驱动, 通过引入正则化的 Fisher 准则, RLDA 的一个变形表达为

$$\Psi = \arg \max_{\Psi} \frac{|\Psi^T S_b \Psi|}{|\eta (\Psi^T S_b \Psi) + (1 - \eta) (\Psi^T S_w \Psi)|} \quad (5)$$

这里  $0 \leq \eta \leq 1$  是正则化参数, 而且这个等式很容易证明等同于式(3).

可以看出修改过的 Fisher 准则函数是变量  $\eta$  的函数, 它控制着正则化的强度. 在  $\eta$  的变化范围内, 有两个极端的表达式, 当  $\eta = 0$  时,  $\Psi = \arg \max_{\Psi} \frac{|\Psi^T S_b \Psi|}{|\Psi^T S_w \Psi|}$ , 等同于传统的 LDA; 当  $\eta = 1$  时,

$\Psi = \arg \max_{\Psi} \frac{|\Psi^T S_b \Psi|}{|(\Psi^T S_b \Psi) + (\Psi^T S_w \Psi)|}$ , 即为 D\_LDA 方法。而且可以看出  $\eta$  的引入, 减小了较大特征值的影响, 同时也增加了较小特征值的影响; 正则化的另一个效果是稳定了最小的特征值。

具体的方法实现如下: 由上面的讨论知, 最优识别空间应为  $A'$  和  $B$  的交集  $A' \cap B$ 。首先, 求解  $S_b$  的补空间  $A'$ ; 设  $U_m = [u_1, \dots, u_m]$  为  $S_b$  前  $m$  个最大特征值  $\Lambda_b$  所对应的特征向量, 且  $m < C - 1$ 。补空间  $A'$  由  $U_m$  扩展而得,  $H = U_m \Lambda_b^{-1/2}$  并使  $H^T S_b H = I$ ,  $I$  是  $m \times m$  的单位阵。以这种方式, 等式(3)的分母自然转化为正则化 Firedman 的表达形式  $\eta I + H^T S_w H$ 。接下来寻求特征空间来最小化正则化分母, 不难看出所求解的特征基即为  $H^T S_w H$  的  $M$  ( $\leq m$ ) 个特征向量,  $P_M = [p_1, \dots, p_M]$  相应于最小的特征值  $\Lambda_w$ 。联合以上结果, 最终所求的最优的判别特征基向量就是  $\Psi = HP_M (\eta I + \Lambda_w)^{-1/2}$ 。步骤如下:

- 1) 求得表达式  $S_b = \Phi_b \Phi_b^T$ ;
- 2) 计算  $\Phi_b \Phi_b^T$  的相应于非零特征值的  $m$  特征向量, 即  $E_m = [e_1, \dots, e_m]$ ;
- 3) 获得  $S_b$  前  $m$  个最大特征值  $\Lambda_b$  及所对应的特征向量  $U_m = [u_1, \dots, u_m]$ ,  $U_m = \Phi_b E_m$  和  $\Lambda_b = U_m^T S_b U_m$ ;
- 4) 设  $H = U_m \Lambda_b^{-1/2}$ , 并求得  $H^T S_w H$  的特征向量  $P_M = [p_1, \dots, p_M]$ , 以升序排列, 进而得到前  $M$  个特征向量及相应的特征值  $\Lambda_w$ ;
- 5) 获得求解式:  $\Psi = HP_M (\eta I + \Lambda_w)^{-1/2}$ ;
- 6) 根据各种分类算法进行识别。

### 3 实验结果

基于自行设计的 3D 掌纹采集设备, 在采集 3D 掌纹图像的同时也采集 2D 掌纹图像。到目前为止, 已建立了一个采自 200 个人, 400 只手掌的 4 000 ( $200 \times 2 \times 10$ ) 幅 3D 图像以及 4 000 幅与之对应的 2D 掌纹图像, 图像大小为  $768 \times 576$  像素, 通过预处理获得大小为  $128 \times 128$  的感兴趣区域 (ROI)。

在进行 3D 图像到 2D MCI 和 2D GCI 图像的特征提取下, 利用 RLDA 分别进行二次特征提取, 每只手掌随机选择 4 个样本进行训练, 余下的 6 个样本用来测试, 匹配采用 Cos 距离, 测试结果如表 1 所

示。从表 1 可以看出, MCI 图像的识别效果明显优于 GCI 图像, 说明 3D 掌纹的 MCI 图像具有更强的鲁棒性和更好的识别效果, 从而也验证了前文分析的正确性。

表 1 MCI 和 GCI 在 RLDA 方法下的效果比较

Tab. 1 Results of RLDA method on MCI and GCI images

$\eta$	识别率/%	
	MCI	GCI
0.001	99.792	96.192
0.01	99.792	95.958
0.1	99.708	95.708
0.5	99.625	95.125
0.7	99.583	94.753
0.9	99.583	94.543
0.98	99.583	94.483

同时, 和 2D 掌纹图像相比, 2D MCI 图像具有更明显的纹理特征, 在经过降维后, 2D MCI 图像所保留的纹理特征信息也更丰富, 图 2 给出了经过 PCA 降维后的 2D MCI 和 2D 掌纹重建图像, 从中可以看出 MCI 所保留的信息明显多于 2D 掌纹图像。

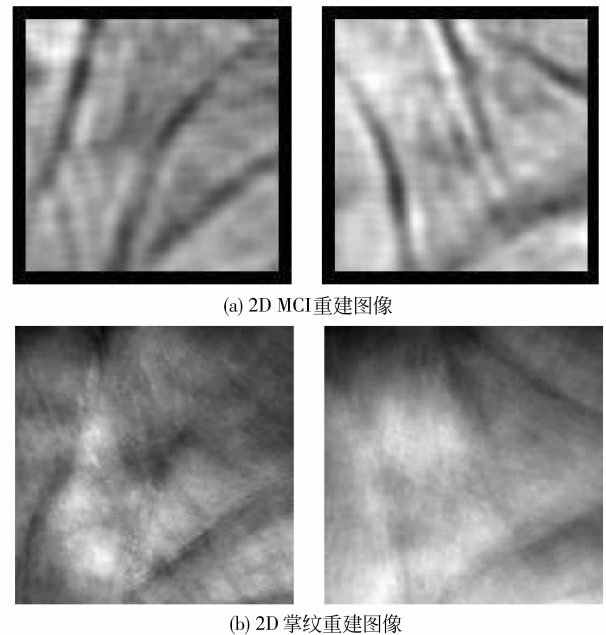


图 2 MCI 与 2D 掌纹图像经降维后的重建图像对比

Fig. 2 Contrastive analysis of rebuild images

基于上述数据库对 MCI 图像和 2D 掌纹图像进行对比测试, 训练和测试策略与表 1 完全相同, 分别采用欧氏 (Euclidean) 距离和 Cos 距离进行匹配。当选择合适的正则化参数, 基于 Cos 距离匹配时, 3D 掌纹识别可以获得 99.792% 的识别率, 而 2D 掌

纹识别率仅为 98.042% (详见表 2)。可以看出 3D 掌纹的识别效果高于 2D 掌纹识别,而且正则化参数对 3D 掌纹的识别的影响相对稳定,而对 2D 的影响较大。如果  $\eta$  选取的不合适,2D 掌纹识别的效果非常差。

表 2 RLDA 方法在不同的正则参数下的效果比较

Tab.2 Results of RLDA by different parameters

$\eta$	匹配类型	识别率/%	
		3D	2D
0.001	Euclidean	99.417	<b>97.792</b>
0.001	Cos	99.792	<b>98.042</b>
0.01	Euclidean	<b>99.582</b>	88.333
0.01	Cos	<b>99.792</b>	86.542
0.1	Euclidean	99.375	70.375
0.1	Cos	99.708	65.208
0.5	Euclidean	99.375	65.000
0.5	Cos	99.625	58.417
0.7	Euclidean	99.375	64.625
0.7	Cos	99.583	57.667
0.9	Euclidean	99.375	64.333
0.9	Cos	99.583	57.333
0.98	Euclidean	99.375	64.250
0.98	Cos	99.583	57.250

为了进一步验证该方法的有效性,分别实现了传统的 LDA<sup>[7]</sup>、PCA<sup>[8]</sup>、ICA<sup>[9]</sup> 和 LPP<sup>[10-11]</sup> 方法,并采用相同的测试策略进行优化,对比实验结果如表 3 所示。相对于传统的 LDA、PCA、LPP 以及 ICA 方法,RLDA 方法在 3D 掌纹识别方面精度更高,在时间复杂度上也占有很大优势。而在 2D 掌纹识别方面 ICA 方法最好,但 ICA 方法的时间复杂度较高,不满足实际应用对实时性的要求。同时可以看出,Cos 匹配方法总比欧氏距离的效果好。

表 3 2D 和 3D 测试结果对比

Tab.3 Comparison of 2D and 3D testing results

匹配类型	方法				
	RLDA	LDA	PCA	LPP	ICA
Cos(3D)	99.792	98.542	99.583	99.667	99.542
Cos(2D)	98.042	97.034	97.792	98.833	99.127
Euclidean(3D)	1.017	4.581	2.431	2.639	2.464
总时间(3D)/ms	31	53	57	732	86

图 3 给出了每种方法对应的正确接收率 (GAR) 和错误接受率 (FAR) 所对应的接收器操作特性 (ROC) 曲线,该曲线能很好的反映每种特征提

取方法的整体性能。从图 3 中可以看出,RLDA 方法优于其他方法,PCA 方法和 ICA 方法的识别性能比较接近,传统 LDA 方法的效果较差。图 4 给出了最优参数下,RLDA 算法的注册用户 (Genuine) 和非授权用户 (Impostor) 的匹配结果分布曲线。从该分布图可以看出,本算法能很好地将注册用户和非授权用户的 3D 掌纹区分开来。

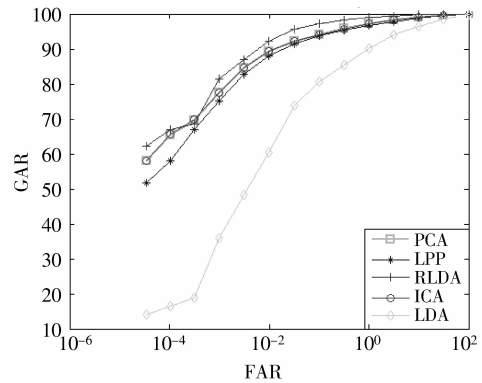


图 3 ROC 曲线

Fig.3 ROC curves

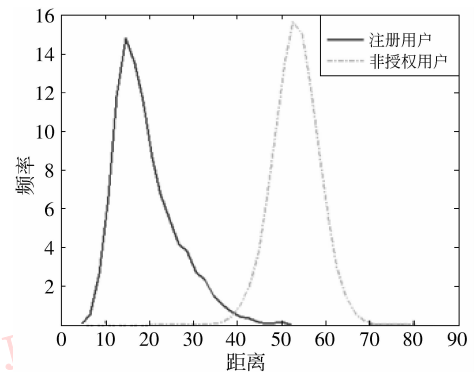


图 4 RLDA 匹配分数直方图

Fig.4 Matching score histogram of RLDA

## 4 结论

提出一种新的掌纹识别方法——基于曲面曲率和 RLDA 的 3D 掌纹识别。首先,利用曲率来刻画 3D 掌纹的曲面特征,为减少后续运算量及获得直观的视觉效果,将该曲率映射成 2D 灰度图像,即均值曲率的掌纹图像 (MCI),然后进行二次特征抽取,提出正则化的 LDA 方法 (RLDA),其与传统的 LDA、PCA、ICA 及 LPP 等方法相比,在识别精度和速度方面都具有很大的优势。

而且还发现,基于 RLDA 方法,3D 掌纹识别较之 2D 掌纹识别在识别率方面也有明显优势。且正则化参数  $\eta$  对 3D 掌纹的识别率的影响相对比较稳定。

### 参考文献 (References)

- [ 1 ] Zhang D, Kong W K, You J, et al. On-line palmprint identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050.
- [ 2 ] Wu Xiangqian, Zhang Dapeng, Wang Kuanquan. Palmprint Recognition [M]. Beijing: Science Press, 2006. [ 邹向前, 张大鹏, 王宽全. 掌纹识别技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2006. ]
- [ 3 ] Aggithaya V K, Zhang D, Luo N. A multimodal biometric authentication system based on 2D and 3D palmprint features [C]//Proceeding of SPIE. Los Angeles, USA: SPIE, 2008, 6944: 69440C-69440C-9.
- [ 4 ] Zhang D, Lu G M, Li W, et al. Three dimensional palmprint recognition using structured light imaging [C]//Proceedings of 2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington DC, USA: IEEE, 2008: 92-97.
- [ 5 ] Lu J, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Regularization studies of linear discriminant analysis in small sample size scenarios with application to face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(2): 181-192.
- [ 6 ] Lu J, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Regularized discriminant analysis for the small sample size problem in face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24 (16): 3079-3087.
- [ 7 ] Yu H, Yang J. A direct LDA algorithm for high dimensional data with application to face recognition [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10): 2067-2070.
- [ 8 ] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces VS. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [ 9 ] Shang L, Huang D S, Du J X, et al. Palmprint recognition using FastICA algorithm and radial basis probabilistic neural network [J]. Neurocomputing, 2006, 69: 1782-1786.
- [ 10 ] Zhang Zhiwei, Yang Fan, Xia Kewen, et al. A supervised LPP algorithm and its application to face recognition [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(3): 539-541. [ 张志伟, 杨帆, 夏克文, 等. 一种有监督的 LPP 算法及其在人脸识别中的应用 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 539-541. ]
- [ 11 ] Xu Yong, Yang Jingyu, Yang Jian. A reformative kernel Fisher discriminant analysis [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1299-1302.
- [ 12 ] Besk P J, Jain R C. Segmentation through variable-order surface fitting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(2): 167-192.
- [ 13 ] Xu Yong, Zhang D. A new solution scheme of unsupervised locality preserving projection method for the SSS Problem [C]//Lecture Note in Computer Science. Berlin, Germany: Springer, 2008: 785-791.