

文章编号 1004-924X(2013)03-0734-08

## 离焦状态下的模糊掌纹识别

林 森<sup>1,2\*</sup>, 苑玮琦<sup>1</sup>

- (1. 沈阳工业大学 视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110870;
2. 辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

**摘要:**针对掌纹识别时非接触信号采集可能出现的离焦状态会导致掌纹模糊, 从而降低识别系统性能的问题, 提出了一种基于稳定特征的模糊掌纹识别方法。建立了掌纹的离焦退化数学模型; 在分析模糊机理的基础上, 使用拉普拉斯平滑变换提取模糊掌纹的低频系数作为稳定特征, 利用特征向量之间的欧式距离进行匹配和判别。文中给出了算法的步骤, 并通过实验确定了需要选取的低频系数的个数。在建立的 SUT-D 模糊掌纹库上进行了识别测试, 结果表明本文算法的等误率可达 17.101 7%, 与传统的 DCT 变换及 Eigen Palm, Palm Code 等 8 种典型识别方法比较, 等误率最高可降低 7.908 4%。这些结果显示本文方法不但能够提升识别效果, 而且特征维数较低, 改善了模糊掌纹识别系统的性能。

**关键词:**生物特征; 掌纹识别; 离焦; 模糊识别; 拉普拉斯平滑变换

**中图分类号:** TP391.4    **文献标识码:** A    **doi:** 10.3788/OPE.20132103.0734

## Blurred palmprint recognition under defocus status

LIN Sen<sup>1,2\*</sup>, YUAN Wei-qi<sup>1</sup>

- (1. *Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;*
  - School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)*
- \* *Corresponding author, E-mail: lin\_sen6@126.com*

**Abstract:** As the defocus status in non-contact signal acquisition for palmprint recognition might blur palmprint and degrade the performance of a recognition system, a novel scheme based on stable features was proposed for the blurred palmprint recognition. Firstly, a mathematical model of defocus degeneration was established. Then, the blur mechanism was analyzed in detail and the Laplacian Smoothing Transform (LST) was employed to extract low-frequency coefficients from blurred palmprint as stable features. Furthermore, the Euclidean distance between the feature vectors was used for matching and discriminating. With the experiments, the operation steps of the algorithm were given and the number of low-frequency coefficients were determined. The experiments based on the self-made SUT-D blurred palmprint database were performed. Obtained results show that the proposed algorithm can get Equal Error Rate (EER) of 17.101 7%, which has been maximally reduced by 7.908 4% compared with those from other typical recognition methods, such as traditional Discrete Cosine

**收稿日期:** 2012-10-24; **修订日期:** 2012-12-11.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (No. 60972123); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目 (No. 20092102110002); 沈阳市科技计划资助项目 (F10-213-1-00)

Transform (DCT), Eigen Palm and the Palm Code. These results show that the proposed scheme not only has higher recognition efficiency but also has a low dimension, so it significantly improves the performance of the blurred palmprint recognition systems.

**Key words:** biometric feature; palmprint recognition; blurred recognition; defocus; Laplacian Smoothing Transform (LST)

## 1 引 言

生物特征识别是模式识别、图像处理、人工智能等领域的前沿方向。相比传统的身份认证方法,生物特征识别具有更高的可靠性和更好的简便性。掌纹识别是生物特征识别领域的一种新兴技术,最早由张大鹏教授提出<sup>[1-2]</sup>。人类的掌纹由主线、褶皱、三角点、细节点等所构成,由于具备独特性和稳定性,因而可以用来进行身份鉴别。与其他生物特征识别技术相比,掌纹识别具有诸多优势<sup>[3-4]</sup>,不仅特征丰富,鲁棒性较强,而且采集设备构造简单,造价低廉<sup>[3-4]</sup>。此外,掌纹可通过非接触成像方法获取,具有非侵犯性,友好程度高,因此掌纹识别一直都是生物特征识别领域热门的研究方向。

掌纹识别可分为基于线特征<sup>[5-6]</sup>,基于纹理特征<sup>[7-11]</sup>和基于子空间<sup>[12-14]</sup>的方法。线特征方法利用方向模板和边缘检测算子等提取掌纹主线和褶皱,一般来说,该方法提取的主线特征比较直观而且稳定,但难以对具有相似掌纹主线的掌纹进行鉴别;纹理方法主要利用掌纹丰富的纹理信息进行特征提取,但如何找到合适的纹理表示手段是该方法的难点;子空间方法则通过映射变换将高维掌纹数据转换至低维子空间再进行后续处理,但子空间方法过分依赖数学手段,忽视了掌纹自身的特点。上述方法中,纹理特征和子空间方法应用最为普遍。传统掌纹获取过程主要使用接触式采集,考虑到可能带来的卫生问题和心理问题,非接触采集和识别在最近几年逐步成为主流<sup>[15-17]</sup>。由于装置的便携性、灵活性和价格成本等因素,一般非接触系统广泛采用定焦摄像头。这会造成一个问题,即在采集时,由于个人摆放习惯不同,可能使手掌处于景深范围之外,导致图像出现离焦模糊现象,影响系统的识别性能。而如果过分限制人手的拍摄范围,势必会降低非接触

系统的易用性和友好性,给被采集者心理造成反感。目前,关注这一实际问题的研究者很少。文献[18]引入图像清晰度评价机制,以使非接触掌纹识别系统所采图像的清晰度能够满足要求,但并没有提出模糊掌纹的识别方法。Sang等<sup>[19]</sup>对模糊问题进行了初步研究,提出直接使用典型的二维主元分析(Two-Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)进行识别,取得了一定效果,但没有对模糊现象进行深入分析,也没给出有针对性的解决方案。对于模糊问题,另外一种典型解决思路是使用图像复原<sup>[20]</sup>技术,该方法曾被应用于处理其他生物特征识别中的图像模糊问题。如Kang等<sup>[21]</sup>在相机光学模型的基础上建立虹膜离焦图像,使用一种卷积模板计算虹膜图像的聚焦值,如果该聚焦值低于一个预定义的阈值,则利用受约束的最小二乘滤波器恢复模糊图像。Fan等<sup>[22]</sup>为了增强光学模糊的人脸图像,在测量图像模糊程度和统计人脸先验知识的基础上,使用迭代算法进行图像复原。Lee等<sup>[23]</sup>基于皮肤散射模型提出一种图像复原方法来增强散射模糊的手指静脉图像。而对于模糊掌纹图像的复原,吴丹阳等<sup>[24]</sup>针对非接触识别中可能产生的离焦现象提出一种基于方向小波的正则化复原方法。一般来说,图像复原操作虽然原理比较明确,但过程往往比较复杂,且仅仅是复原图像,严格来说属于预处理的内容,并不涉及特征提取及识别。另外复原操作受模型限制,容易陷入盲复原<sup>[25-26]</sup>的病态问题,导致求解困难。

针对上述问题,本文提出一种基于拉普拉斯平滑变换(Laplacian Smoothing Transform, LST)的离焦模糊掌纹识别方法,在分析模糊机理的基础上,使用LST变换提取模糊掌纹低频系数作为稳定特征,并给出了系数的选择方法。在自建SUT-D模糊掌纹库上的性能验证表明,本文算法对模糊掌纹的识别具有可行性和有效性,对掌纹识别系统的应用具有实际意义。

## 2 基本理论

### 2.1 离焦模糊数学模型和稳定特征思想

模糊掌纹识别的关键是:找到并提取掌纹从清晰到模糊变化过程中依然能够保持相对稳定的特征。在进行深入讨论之前,有必要给出离焦模糊的一般模型。掌纹离焦模糊过程可理解为清晰掌纹在空间域上与离焦退化函数做卷积运算<sup>[26]</sup>,如图 1 所示,即有公式:

$$g(i, j) = f(i, j) * h(i, j) + n(i, j), \quad (1)$$

其中,  $f(i, j)$  为原始清晰掌纹图像,  $h(i, j)$  为离焦退化函数, 称作点扩散函数 (Point Spread Function, PSF),  $n(i, j)$  为加性噪声,  $g(i, j)$  为模糊掌纹图像。相比离焦产生的模糊, 噪声在这里的影响相对较小, 为了简化问题, 可略去噪声, 则问题进一步化为<sup>[27]</sup>:

$$g(i, j) = f(i, j) * h(i, j). \quad (2)$$

传统的图像复原方法就是求解式(2)中的  $h$  来恢复  $f$ 。这里提出稳定特征的思路, 结合上述数学模型分析模糊原理, 注意到掌纹是一种具有丰富纹理信息的图像, 而模糊现象的产生主要是图像受退化函数  $h$  的作用而减弱了掌纹中的细节信息, 平滑了细纹理, 即在频域上表现为高频能量的损失<sup>[28]</sup>。在掌纹图像中, 粗纹理反映低频轮廓或边缘信息, 细纹理反映高频细节信息, 而离焦退化的模糊作用对低频影响较小, 对掌纹图像中细节影响相对较大, 因此可以考虑使用相对稳定的低频信息进行识别。

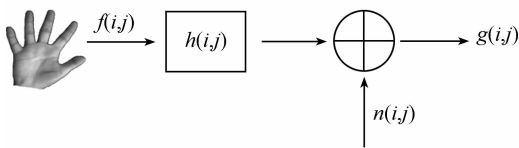


图 1 离焦退化数学模型

Fig. 1 Mathematical model of defocus degeneration

举例说明, 观察如图 2 所示的来自 SUT-D 模糊掌纹图库 (该图库将在第 3 节做详细说明) 的 5 个感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 序列, 每一 ROI 大小均为  $128 \times 128$ , 其图像清晰度可通过如下的梯度能量 (Gradient Energy, GE) 函数<sup>[29]</sup>进行判定:

$$F_{GE} = \sum_i \sum_j [ |f(i, j) - f(i, j - 1)|^2 + |f(i, j) - f(i - 1, j)|^2 ]. \quad (3)$$

图 3 为图 2 中序列图像的清晰度评价曲线, 其中横轴为图像序号, 纵轴为图像梯度能量值, 该值越大表示图像越清晰, 反之越模糊。可以看到虽然 5 幅 ROI 从左向右模糊程度不断增加, 但图 3 掌纹中的大纹理 (比如主线) 整体仍然是可辨别的, 这直观说明了大纹理特征是比较稳定的, 即低频信息受模糊影响比较小, 可将其作为稳定特征加以利用。

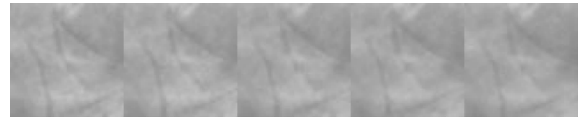


图 2 模糊掌纹 ROI 图像

Fig. 2 ROIs of blurred palmprints

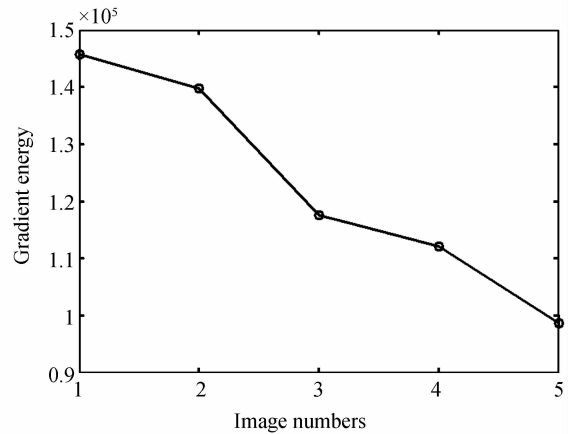


图 3 ROI 图像清晰度曲线

Fig. 3 Definition curve of ROIs for palmprint

提取低频特征的经典方法是离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT), 而与 DCT 变换相比, LST 算法<sup>[28]</sup>已被证明是一种更有效的降维和频率变换方法, 可以更好地提取图像的低频特征, 因此本文选择其作为低频稳定特征的提取方法。

### 2.2 Laplace 矩阵和 LST 变换

首先定义算子符号  $[\cdot, \cdot]$ :

$$[i, j] = i * N + j. \quad (4)$$

考虑长度为  $MN$  的向量  $v$  可表示为  $v(i * N + j)$  其中  $i=0, 1, \dots, M-1, j=0, 1, \dots, N-1$ , 利用上述算子符号, 进一步可表示为:

$$v([i,j]) = v(i * N + j). \quad (5)$$

于是,一个  $MN \times MN$  的矩阵  $L_{MN}$  可表示为  $A(i * N + j, i' * N + j')$ , 其中  $i, i' = 0, 1, \dots, M-1, j, j' = 0, 1, \dots, N-1$ , 即:

$$A([i,j],[i',j']) = A(i * N + j, i' * N + j'). \quad (6)$$

而大小为  $M \times N$  的数字图像  $f(i,j)$  可以看成是一个长度为  $MN$  的列向量  $f([i,j])$ 。

一般地,将图像  $f$  的离散 Laplace 正则化函数定义为<sup>[28]</sup>:

$$F(f) = \sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-1} [f([i+1,j]) - f([i,j])]^2 + \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-2} [f([i,j+1]) - f([i,j])]^2. \quad (7)$$

式(7)是  $f$  的二次多项式,可用紧致形式表示为:

$$F(f) = f^T L_{MN} f. \quad (8)$$

其中  $L_{MN}$  是  $MN \times MN$  的矩阵,称为  $M \times N$  图像的 Laplace 矩阵。具体针对一幅数字图像,令  $L_{MN} = L([i,j],[i',j'])$  是式(8)中的 Laplace 矩阵,其中  $i, i' = 0, 1, \dots, M-1, j, j' = 0, 1, \dots, N-1$ , 有:

$$L([i,j],[i',j']) = U - W. \quad (9)$$

其中,

$$W([i,j],[i',j']) = \begin{cases} 1, & \text{当 } |i - i'| + |j - j'| = 1 \\ 0, & \text{当 } |i - i'| + |j - j'| \neq 1 \end{cases} \quad (10)$$

$U$  是一个以  $W$  的列(或行)的和构成的对角矩阵,即:

$$U([i,j],[i,j]) = \sum_{[i',j']} W([i,j],[i',j']). \quad (11)$$

Laplace 矩阵具有如下特点: $L_{MN}$  是一个稀疏矩阵,有  $5MN - 2M - 2N$  个非零元素; $L_{MN}$  是半正定矩阵,并有一个特征值为 0。进一步地,给出 LST 正反变换的定义:

拉普拉斯平滑变换(LST):设  $MN \times MN$  矩阵  $D = (e_0, e_1, e_2, \dots, e_{MN-1})$ , 其中  $\{e_k\}_{k=0}^{MN-1}$  是 Laplace 矩阵  $L_{MN}$  的特征向量,则  $M \times N$  的图像  $f([i,j])$  的 LST 变换定义为:

$$LST(f) = D^T f. \quad (12)$$

逆拉普拉斯平滑变换(Inverse Laplacian Smoothing Transform, ILST):设列向量  $g$  是图

像  $f$  的 LST 变换,即  $g = LST(f)$ , 则  $g$  的逆 LST 变换为:

$$ILST(g) = Dg. \quad (13)$$

## 2.3 低频稳定特征提取与匹配

为了提取  $M \times N$  图像  $f([i,j])$  的  $k$  个低频特征(低频系数),仅需提取向量  $g$  的前  $k$  个元素,具体步骤为:

Step1:通过式(9)建立 Laplace 矩阵  $L_{MN}$

Step2:计算  $k$  个最小的特征值,及对应的特征向量  $\{e_i\}_{i=0}^{k-1}$

Step3:令  $D_k = (e_0, e_1, e_2, \dots, e_{k-1})$ , 则:

$$g_k = D_k^T f. \quad (14)$$

事实上,参照式(13)和(14)可以利用 LST 变换后的低频系数重构图像  $f$ , 即:

$$f^* = D_k g_k = D_k D_k^T f. \quad (15)$$

对于模糊掌纹识别,选择多少个低频系数是本方法的重点,将通过实验测定。

匹配时,提取每一幅模糊掌纹 ROI 的 LST 低频特征,形成特征向量  $g_k$ , 计算数据库中第  $p$  个(掌纹)特征向量和第  $q$  个(掌纹)特征向量的欧式距离,记为:

$$Distance_{p,q} = |g_k(p) - g_k(q)|. \quad (16)$$

如果欧式距离小于某一预先设定的阈值  $t$ , 则该对掌纹被认为是同一个人的掌纹而接受,否则,被拒绝。

## 3 实验与分析

### 3.1 模糊掌纹库的建立和图像预处理

目前学术界公开的数据库并没有离焦模糊掌纹图库,为了验证本文算法,建立了一个小型的离焦模糊掌纹库,称为 SUT-D 图库。该库使用 CCD 工业摄像头在室内自然光照条件下进行图像采集,拍摄时采用黑色单一固定背景,保持摄像头的焦距、曝光度、对比度等参数不变。根据镜头参数测算出聚焦位置大致为 85 cm 处,于是在拍摄距离为 85~121 cm 的范围内,每间隔约 4 cm 拍摄一次,共采集 10 个位置的右手手掌灰度图像,这样可获得一组由清晰到模糊的 10 幅全手图像,分辨率为  $640 \times 480$ 。拍摄时,人手呈自然张开状态。图库样本共有 50 个人,则图库容量为  $50 \times 10$ 。图 4 和图 5 分别给出图像获取的示意图和采集装置实物图。在进行后续处理时,参照文

献[2]的方法提取手掌中心  $128 \times 128$  大小的掌纹 ROI, 并通过直方图均衡化增强图像对比度, 同时降低光照不均的影响。

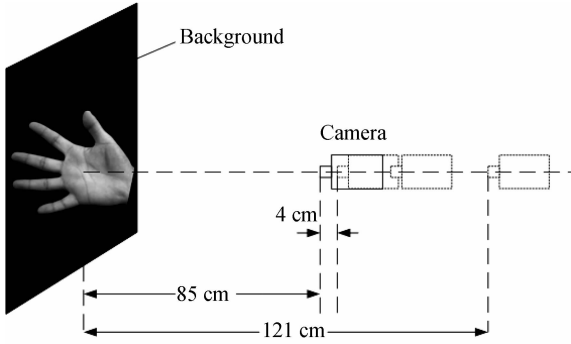


图 4 手掌模糊图像的采集过程

Fig. 4 Acquisition processing of blurred palm images

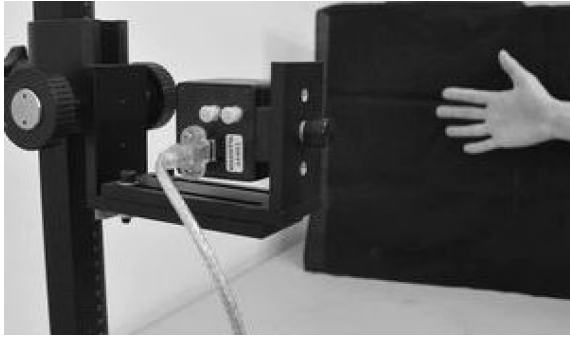


图 5 采集装置

Fig. 5 Acquisition device

### 3.2 评价指标的确定

对图库中的  $50 \times 10 = 500$  张图片做 One-To-All 匹配实验<sup>[9]</sup>, 即库中每个图像都与其他图像进行一次且只进行一次匹配。同一个人的掌纹图像间的匹配称为类内匹配(合法匹配), 不同人的掌纹图像间的匹配称为类间匹配(非法匹配), 匹配次数按照如下方法计算: 设有  $C$  个人, 每人有  $P$  张图片, 则类内比对次数:

$$N_{\text{intra-class}} = \frac{C \times P \times (P - 1)}{2}. \quad (17)$$

类间比对次数:

$$N_{\text{inter-class}} = \frac{P^2 \times C \times (C - 1)}{2}. \quad (18)$$

这样在 SUT-D 图库上一共进行了 124 750 次匹配, 其中 2 250 次为类内匹配, 122 500 次为类间匹配, 据此可绘制类内类间匹配曲线。

拒真率(False Rejection Rate, FRR), 认假率(False Accept Rate, FAR)定义为<sup>[4]</sup>:

$$FRR = \frac{NFR}{NEA} \times 100\%, \quad (19)$$

$$FAR = \frac{NFA}{NIA} \times 100\%. \quad (20)$$

式中各缩写含义如下: NEA-Number of Enrollee Attempts, 合法用户尝试次数; NIA-Number of Impostor Attempts, 假冒(非法)用户尝试次数; NFR-Number of False Rejections, 错误拒绝次数; NFA-Number of False Acceptances, 错误接受次数。

将不同阈值下所得到的 FAR 和 FRR 放到同一坐标系内可绘制接受者操作特征曲线(Receiver Operating Characteristics Curve, ROC), 在该曲线上, FAR 与 FRR 相等时的值称为等误率(Equal Error Rate, EER), 通常认为 EER 是评价系统性能的一个综合指标。一般来说, 其值越小, 表明系统识别性能越好<sup>[4]</sup>。

### 3.3 低频系数的选择

为了获得低频稳定特征, 需要提取模糊掌纹经过 LST 变换后的低频系数。图 6 给出在 SUT-D 模糊掌纹数据库上选择不同数量的低频系数时 EER 的变化曲线。可以看到, 随着系数数量的增加, 所提供的稳定信息就越多, 因此 EER 逐渐降低。但是当系数达到一定数量(50 左右)时, EER 开始缓慢升高。出现这种现象的原因是高频系数会引入噪声, 由于高频系数是不稳定特征, 随着高频系数的增加, 不稳定特征增多, 带来的干扰就增大, 促使 EER 逐渐升高。但从图中可以看到该变化过程非常缓慢, 并逐步趋向稳定。观察图 6, 兼

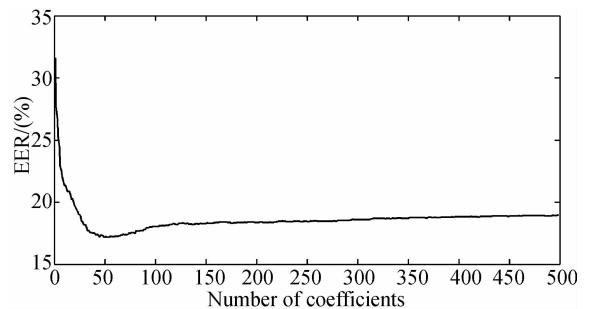


图 6 不同数量低频系数和 EER 的关系

Fig. 6 Influence of different number of low-frequency coefficients on EER

顾特征向量维数和 EER 的要求,决定选取 50 个低频系数作为模糊掌纹 LST 稳定特征向量。

### 3.4 结果对比与分析

图 7 给出当低频系数为 50 时的类内类间匹配曲线示例,其中横轴为归一化至 $[0,1]$ 区间的距离阈值  $t$ 。显然,根据式(19)和式(20)在不同的归一化距离阈值下可计算出不同的 FRR 和 FAR,这样就可绘制 ROC 曲线如图 8,在该曲线上  $FAR=FRR$  处获得  $EER=17.1017\%$ 。

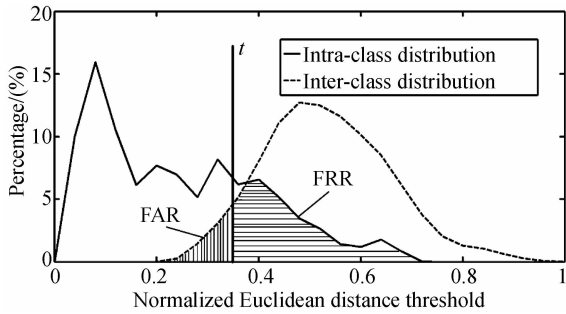


图 7 类内类间匹配曲线

Fig. 7 Matching curves of intra-class and inter-class

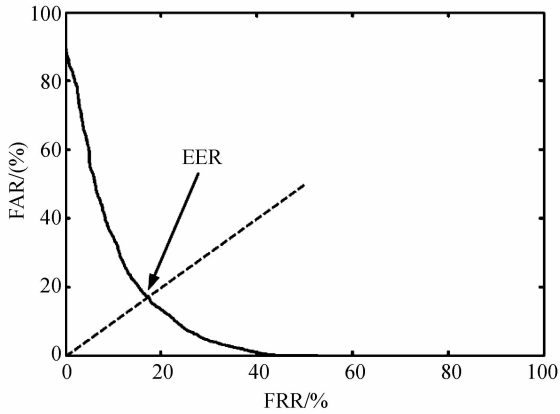


图 8 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curve

表 1 给出本文方法和其他典型掌纹识别方法<sup>[8-14]</sup>在  $50 \times 10 = 500$  样本上的 EER 对比。表中各缩写含义如下: LBP-Local Binary Pattern, 局部二值模式; SURF-Speeded Up Robust Features, 加速鲁棒特征; 2DFLD-Two-Dimensional Fisher Linear Discriminant, 二维 Fisher 线性判别。从该表可以看出,本文所述方法获得了最低的 EER 为 17.1017%, 相比其他方法 EER 最高可降低 7.9084%, 显示出其具备有效性,同时相

对其他方法具有一定优势。

表 1 本文方法和其他方法的性能对比

Tab. 1 Performance comparison of proposed method and other methods

Methods	EER(%)	Feature dimensions
Gray surface	19.441 7	16 384
Eigen palm	18.516 3	100
LBP	25.010 1	243
2DPCA	18.497 7	1 408
2DFLD	18.126 4	1 408
SURF	19.143 5	64
Palm code	18.696 0	16 384
DCT	17.642 8	81
LST	17.101 7	50

观察表 1,注意到 DCT 方法提取的也是图像的低频稳定特征,因此效果不错,这也证明了本文思想的正确性。由于 LST 变换具备更好的低频稳定特征提取能力,对模糊效应更加鲁棒,使得其 EER 相比 DCT 方法更低,取得了更好的效果,而其他典型方法由于提取的特征不如 LST 算法稳定,鲁棒性较差,受模糊影响大,导致效果不够理想。另外,本文方法的特征维数也最低,有助于降低算法复杂度。但是应该看到,各方法的 EER 总体都不低,这也说明离焦模糊本身对识别系统性能的影响是比较大的,在模糊的作用下,图像的细节纹理被平滑,导致不同个体掌纹间的区分性变差,从而使不同掌纹的辨识困难。如何进一步降低 EER 将是今后工作值得深入研究的问题。

在 HP Z800 WorkStation 服务器上,使用版本号为 7.13 的 Matlab 软件,得到本文方法特征提取时间约为 0.005 s,匹配时间约为 0.001 5 s,总时间为 0.006 5 s。可以看到本文方法由于特征维数较低,在匹配时间上具有较大优势,而识别总时间仅为 0.006 5 s,能够满足一般识别系统的要求,尤其适合家庭、办公室等小样本场合。

## 4 结 论

主流的非接触掌纹识别会由于个人习惯的原因导致手掌偏出镜头景深,从而出现掌纹离焦模

糊,影响系统性能。针对这一问题,本文基于模糊原理,回避繁琐的图像复原处理,提出使用图像低频信息作为稳定特征的简便思想。与经典的 DCT 变换不同,本文利用一种改进方案,即利用 LST 变换提取模糊掌纹低频系数作为稳定特征,给出了算法的步骤,并通过实验确定了需要选取

的系数个数,最后在 SUT-D 图库上进行了识别测试,得到的等误率为 17.101 7%。与其他典型方法相比,本文思路不但能够提升识别效果,而且特征维数较低。实验结果验证了方法的有效性和可行性,下一步工作是进一步降低 EER,验证该方法在更大图库上的效果。

## 参考文献:

- [1] SHU W, ZHANG D. Automated personal identification by palmprint [J]. *Optical Engineering*, 1998, 37(8):2359-2362.
- [2] ZHANG D, KONG W K, YOU J, *et al.*. Online palmprint identification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9): 1041-1050.
- [3] KONG A, ZHANG D, KAMEL M. A survey of palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(7):1408-1418.
- [4] 郭向前,张大鹏,王宽全. 掌纹识别技术[M]. 北京:科学出版社,2006.  
WU X Q, ZHANG D P, WANG K Q. *Palmprint Recognition* [M]. Beijing: Science Press, 2006. (in Chinese)
- [5] HUANG D S, JIA W, ZHANG D. Palmprint verification based on principal lines [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(4): 1316-1328.
- [6] 苑玮琦,谷宗辉. 全手掌纹 5 类主线特征选择方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(4):942-948.  
YUAN W Q, GU Z H. Research on feature selection method based on five classes of palmprint principal lines on the whole palm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(4): 942-948. (in Chinese)
- [7] BADRINATH G S, GUPTA P. Palmprint based recognition system using phase-difference information [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2012, 28(1): 287-305.
- [8] MICHAEL G K O, CONNIE T, TEOH A B J. Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(12): 1551-1560.
- [9] CHOGE H K, OYAMA T, KARUNGARU S, *et al.*. Palmprint recognition based on local DCT feature Extraction [C]. *Proceedings of 16th International Conference on Neural Information Processing, Bangkok, Thailand*, 2009: 639-648.
- [10] SRINIVAS B G, GUPTA P. Palmprint based verification system using SURF features [C]. *Proceedings of the 2nd International Conference on Contemporary Computing, Noida, India*, 2009: 250-262.
- [11] 苑玮琦,范永刚,柯丽. 基于灰度曲面匹配的掌纹识别方法[J]. 光电子·激光, 2009, 20(6):807-811.  
YUAN W Q, FAN Y G, KE L. Palmprint recognition method based on gray surface matching [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2009, 20(6): 807-811. (in Chinese)
- [12] LU G M, ZHANG D, WANG K Q. Palmprint recognition using eigenpalms features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9-10): 1463-1467.
- [13] 桑海峰,苑玮琦,张志佳,等. 基于二维主成分分析的掌纹识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(9): 1929-1932.  
SANG H F, YUAN W Q, ZHANG ZH J, *et al.*. Palmprint recognition based on two-dimensional principal component analysis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, 29(9): 1929-1932. (in Chinese)
- [14] 郭金玉,苑玮琦. 基于二维 Fisher 线性判别的掌纹识别方法[J]. 计算机工程, 2008, 34(6):212-213.  
GUO J Y, YUAN W Q. Palmprint recognition based on two-dimensional Fisher linear discriminant [J]. *Computer Engineering*, 2008, 34(6): 212-213. (in Chinese)
- [15] CHORAS M, KOZIK R. Contactless palmprint and knuckle biometrics for mobile devices [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2012, 15(1):73-85.
- [16] KANHANGAD V, KUMAR A, ZHANG D. A unified framework for contactless hand verification [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(3): 1014-1027.
- [17] MICHAEL G K O, CONNIE T, JIN A T B. Design and implementation of a contactless palmprint and palm vein sensor [C]. *Proceedings of 11th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Singapore*, 2010: 1268-1273.
- [18] 苑玮琦,冯素月. 改进的非接触式在线掌纹识别模

- 拟系统[J]. 光学学报, 2011, 31(7): 0712003.
- YUAN W Q, FENG S Y. Simulation system of improved non-contact on-line palmprint recognition [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(7): 0712003. (in Chinese)
- [19] SANG H F, LIU F. Defocused palmprint recognition using 2DPCA [C]. *Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, Shanghai, China, 2009: 611-615.
- [20] 赵金宇, 吴元昊, 贾建禄, 等. 基于实时波前信息的图像复原[J]. 光学精密工程, 2012, 20(6): 1350-1356.
- ZHAO J Y, WU Y H, JIA J L, *et al.*. Image restoration based on real time wave-front information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1350-1356. (in Chinese)
- [21] KANG B J, PARK K R. Real-time image restoration for iris recognition systems [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, 37(6): 1555-1566.
- [22] FAN X, ZHANG Q, LIANG D Q, *et al.*. Face image restoration based on statistical prior and image blur measure[C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, Piscataway, NJ, USA, 2003: 297-300.
- [23] LEE E C, PARK K R. Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2011, 49(7): 816-828.
- [24] 吴丹阳, 张忠波, 马驹良. 非接触式掌纹识别中的图像复原方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2008, 46(2): 293-295.
- WU D Y, ZHANG ZH B, MA S L. An image restoration method in the contactless palmprint recognition [J]. *Journal of Jilin University (Science Edition)*, 2008, 46(2): 293-295. (in Chinese)
- [25] 温博, 张启衡, 张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. 光学精密工程, 2012, 20(12): 3049-3055.
- WEN B, ZHANG Q H, ZHANG J L. Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(12): 3049-3055. (in Chinese)
- [26] 梁春, 沈建新, 钮赛赛. 基于半盲解卷积复原的高分辨率视网膜成像系统[J]. 光学精密工程, 2012, 20(6): 1374-1381.
- LIANG CH, SHEN J X, NIU S S. High resolution retinal imaging system based on semi-blind deconvolution restoration [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1374-1381. (in Chinese)
- [27] ZHUO S J, SIM T. Defocus map estimation from a single image [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 1852-1858.
- [28] GU S C, TAN Y, HE X G. Laplacian smoothing transform for face recognition [J]. *Science China-Information Sciences*, 2010, 53(12): 2415-2428.
- [29] 翟永平, 周东翔, 刘云辉, 等. 聚焦函数性能评价指标设计及最优函数选取[J]. 光学学报, 2011, 31(4): 0418002.
- ZHAI Y P, ZHOU D X, LIU Y H, *et al.*. Design of evaluation index for auto-focusing function and optimal function selection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(4): 0418002. (in Chinese)

#### 作者简介:



林 森(1980—),男,辽宁沈阳人,博士研究生,2003年、2006年于辽宁工程技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: lin\_sen6@126.com

#### 导师简介:



苑玮琦(1960—),男,辽宁沈阳人,博士(后),教授,博士生导师,1982年于湖南大学获得学士学位,1988年、1997年于东北大学分别获得硕士、博士学位,2000年于哈尔滨工业大学计算机系博士后出站。主要从事计算机视觉检测技术、图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: yuan60@126.com