

基于区域特征映射的模糊掌纹识别方法

魏伟波¹ 洪丹枫¹ 潘振宽¹ 吴鑫¹

摘 要 针对掌纹在非接触采集时易出现模糊现象从而导致系统识别性能降低的问题, 建立了区域到点的特征映射模型, 提出了一种基于区域特征映射 (Region feature map, RFM) 的模糊掌纹识别方法. 首先根据图像的模糊原理, 建立等价的模糊模型, 获取模糊掌纹; 然后使用 RFM 对模糊掌纹进行操作, 将高维的区域特征映射到低维的点特征; 最后, 采用归一化相关性分类器对掌纹所属类别进行判定识别. 使用模糊模型对 PolyU 掌纹库进行处理得到 PolyU 模糊掌纹库, 并分别在 PolyU 掌纹库和 PolyU 模糊掌纹库上进行测试, 识别结果较为稳定. 在模糊掌纹库上, 本文算法的等错误率 (Equal error rate, EER) 最小可达 0.9069%, 优于传统算法, 且进行一次识别的时间为 33.95 ms, 得到的特征数据维数较小, 降低了算法复杂度, 表明了本文算法的有效性和实时性.

关键词 模糊掌纹识别, 模糊模型, 区域特征映射, 归一化相关分类器

引用格式 魏伟波, 洪丹枫, 潘振宽, 吴鑫. 基于区域特征映射的模糊掌纹识别方法. 自动化学报, 2015, 41(2): 386–395

DOI 10.16383/j.aas.2015.c131189

Blurred Palmprint Recognition Algorithm Based on Region Feature Map

WEI Wei-Bo¹ HONG Dan-Feng¹ PAN Zhen-Kuan¹ WU Xin¹

Abstract Capturing palmprints with non-contact devices may lead to the blur phenomenon and degrade the performance of recognition system. In order to address this issue, a mapping model from regions to points is established and a novel recognition approach based on region feature map (RFM) is proposed in this paper. According to the theory of blurred image, an equivalence model is firstly established to obtain blurred palmprint image. Then, high-dimensional regional feature is mapped to low-dimensional point feature by using RFM. Finally, normalized correlation classifier is used for determining palmprint category. Furthermore, the blurred PolyU palmprint database is obtained using blur model, and experiment results are stable in the PolyU and blurred PolyU palmprint database using RFM algorithm. The equal error rate (EER) of the proposed method is 0.9069% in the blurred PolyU palmprint database, which is superior to traditional algorithms. Complexity of the algorithm, and recognition time is only 33.95 ms. The effectiveness and real-time performance of our proposed method is verified.

Key words Blurred palmprint recognition, blurred model, region feature map (RFM), normalized correlation classifier

Citation Wei Wei-Bo, Hong Dan-Feng, Pan Zhen-Kuan, Wu Xin. Blurred palmprint recognition algorithm based on region feature map. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(2): 386–395

掌纹识别是一种新兴的生物特征识别技术, 具有较大的发展空间和潜力, 近年来, 受到研究人员的广泛关注. 掌纹特征具有多样性和稳定性, 根据掌纹特征的表示方法^[1], 掌纹识别方法大致可分为: 基于主线提取的方法、基于子空间的方法、基于纹理特征的方法、基于编码的方法等. 主线提取方法^[2–3]的核心思想是将能反映出掌纹主要信息的主线作为

特征进行识别, 然而掌纹图像的前景与背景不易区分, 这使得主线不易被分割提取, 现有的方法虽然可以得到主线的大致位置, 但容易丢失掌纹信息, 识别精度不高. 基于子空间的方法^[4–6]是将掌纹图像看作高维数据, 通过设计映射关系, 将其映射到低维空间上, 使得掌纹的前景与背景能够较好地分离开来, 这类方法不仅可以得到有效的特征数据, 而且降低了特征维数, 但由于映射关系的单一性, 不易找到能够反映掌纹重要特征的信息, 只能反映出单一性质的特征, 因而特征数据描述不完整, 识别精度不高. 基于纹理特征的识别方法^[7–10]是通过某种频域变换或特征数据对纹理特征进行表示, 但该类方法算法种类繁多, 不易找到有效描述纹理的方法, 且算法复杂度普遍偏高. 基于编码的方法^[7, 11–12]通常是在基于纹理特征的基础上对得到的纹理图像进行编码, 该方法识别精度较高, 普遍优于上述 3 类方法, 但需要有较为清晰的掌纹图像作为支撑.

收稿日期 2013-12-30 录用日期 2014-09-01
Manuscript received December 30, 2013; accepted September 1, 2014

国家自然科学基金 (61170106), 山东省高等学校科技计划 (J14LN39) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61170106), and Shandong Province Higher Educational Science and Technology Program (J14LN39)

本文责任编辑 戴琼海

Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai

1. 青岛大学信息工程学院 青岛 266071

1. College of Information Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071

传统的掌纹图像需要固定手掌进行采集, 但考虑到价格、便捷性、安全性等方面因素, 非接触掌纹图像采集和识别的研究逐渐成为主流^[13]. 非接触系统也存在固有缺陷, 如: 采集时由于手的摆放位置, 导致手掌处于景深之外而产生的离焦模糊, 以及采集设备的物理特性不好而导致采集到的图像出现散焦模糊现象等, 这些都会导致识别系统性能的降低. 为解决识别系统中的模糊问题, 苑玮琦等^[14]提出了一种非接触式在线掌纹模拟系统, 文中引入了图像清晰度评价标准, 对图像进行清晰度度量, 获得满足识别要求的清晰掌纹图像, 但该类方法采集复杂、鲁棒性差, 不宜在大数据的掌纹识别系统中使用. 模糊问题也可以从图像复原的角度来进行研究. Kang 等^[15]使用模板卷积的方法计算图像的聚焦值, 根据聚焦值人为设定阈值, 使用最小二乘方法进行图像复原, 该方法在虹膜识别上得到了较好的结果. Fan 等^[16]在先验知识的基础上使用迭代方法对人脸图像进行复原. 王国栋等^[17]提出了一种基于归一化超拉普拉斯的图像复原方法, 该方法通过对图像梯度分布进行分析, 使用变分法对模糊图像盲复原, 取得了较好的结果. 然而, 图像复原技术虽然原理简单易懂, 但复杂度较高, 不满足实时性, 且针对不同类型的图像方法不一致, 缺乏一般性, 因此, 将该类方法用在掌纹识别系统中是不可行的. Sang 等^[18]直接使用模糊掌纹图像进行特征提取与识别, 提出了基于二维主成份分析的模糊掌纹识别算法, 为研究模糊掌纹识别提供了有效的思路, 但由于算法本身的局限性, 识别精度不高. 林森等^[4]使用拉普拉斯平滑变换提取模糊掌纹的稳定特征, 由于模糊图像特征不明显使其特征提取与识别较为困难, 拉普拉斯变换虽然能够提取图像的稳定特征, 但会使模糊图像的信息丢失过多, 导致识别精度大大降低. 林森等^[2]提出了离散余弦变换和主线分块能量的模糊掌纹识别方法, 该方法利用了频域和空间域的特征, 但未提出具体有效的融合准则.

为了解决模糊掌纹的特征不易准确提取的问题, 本文建立了区域到点的特征映射模型, 提出了一种基于区域特征映射 (Region feature map, RFM) 的模糊掌纹识别方法. 该方法不仅能够较准确地提取模糊掌纹中的稳定特征, 而且特征维数较小, 降低了算法的复杂度. 算法在 PolyU 掌纹库和 PolyU 模糊掌纹库上分别进行了测试, 识别结果较为稳定, 且在模糊掌纹库上获得了较低的等错误率 (Equal error rate, EER), 表明了本文算法的有效性.

论文共分为 4 部分. 第 1 节介绍了图像模糊的原理, 并建立了相应的等价数学模型以及区域到点的映射方法; 第 2 节介绍了使用 RFM 进行特征提取以及掌纹匹配的方法; 第 3 节为实验数据及其分

析; 第 4 节为结论.

1 区域特征映射

1.1 图像的模糊原理及数学模型

掌纹图像的模糊过程可以等价于清晰的掌纹图像在空间域上与图像退化函数的卷积^[19], 其定义为

$$I_b = I_c * f_d \quad (1)$$

其中, I_b 为模糊掌纹图像, I_c 为清晰的掌纹图像, f_d 为退化函数, 也叫做点扩散函数. 在文献 [2] 和文献 [4] 中, 已使用相关的点扩散函数取得了较好的实验结果, 同时也证明使用点扩散函数模拟掌纹图像模糊与现实采集得到的模糊掌纹具有等价性, 因此, 直接使用点扩散函数模拟模糊的过程对模糊掌纹识别是可行的.

全变分模型 (Total variation, TV) 模型^[20]是一种经典的点扩散模型, 为了方便研究模糊掌纹识别, 本文使用基于 l_2 范数的 TV 模型来模拟图像模糊, 对 PolyU 掌纹库使用 TV- l_2 模型进行处理, 其定义为

$$\text{Min}_{I_b} \left\{ E(I_b) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (I_c - I_b)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} |\nabla I_b|^2 dx dy \right\} \quad (2)$$

其中, $|\nabla I_b|^2$ 是正则项, 即点扩散项. 通过变分法对式 (2) 进行求解^[21], 得到当 $E(I_b)$ 取得最小值时的 I_b .

$$I_b = I_c + \lambda \nabla \cdot (\nabla I_b) \quad (3)$$

其中, ∇ 为梯度算子, $\nabla \cdot \nabla$ 为散度算子, λ 为控制模糊程度的惩罚参数. 图 1 为 PolyU 掌纹库使用 TV- l_2 模型得到的不同模糊程度 (λ 取值不同) 的掌纹感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 图像. 其模糊程度可使用 Robert 梯度能量 (Robert gradient energy, RGE)^[22] 进行评价:

$$RGE = \sum_{(i,j) \in I} (|I(i,j) - I(i+1,j+1)| + |I(i+1,j) - I(i,j+1)|) \quad (4)$$

图 2 即为图 1 中各图像的梯度能量曲线, 横坐标表示惩罚参数 λ 的取值, 纵坐标表示对应图像的梯度能量. 能量越大表示图像越清晰, 越小表示图像越模糊. 从图 2 中可以看出, 当 $\lambda = 15$ 、20、25 时, 能量基本达到稳定.

随着 λ 的增大, 图像的模糊程度逐渐增加, 但掌纹的大致结构特征还较为明显, 其对应的梯度能量

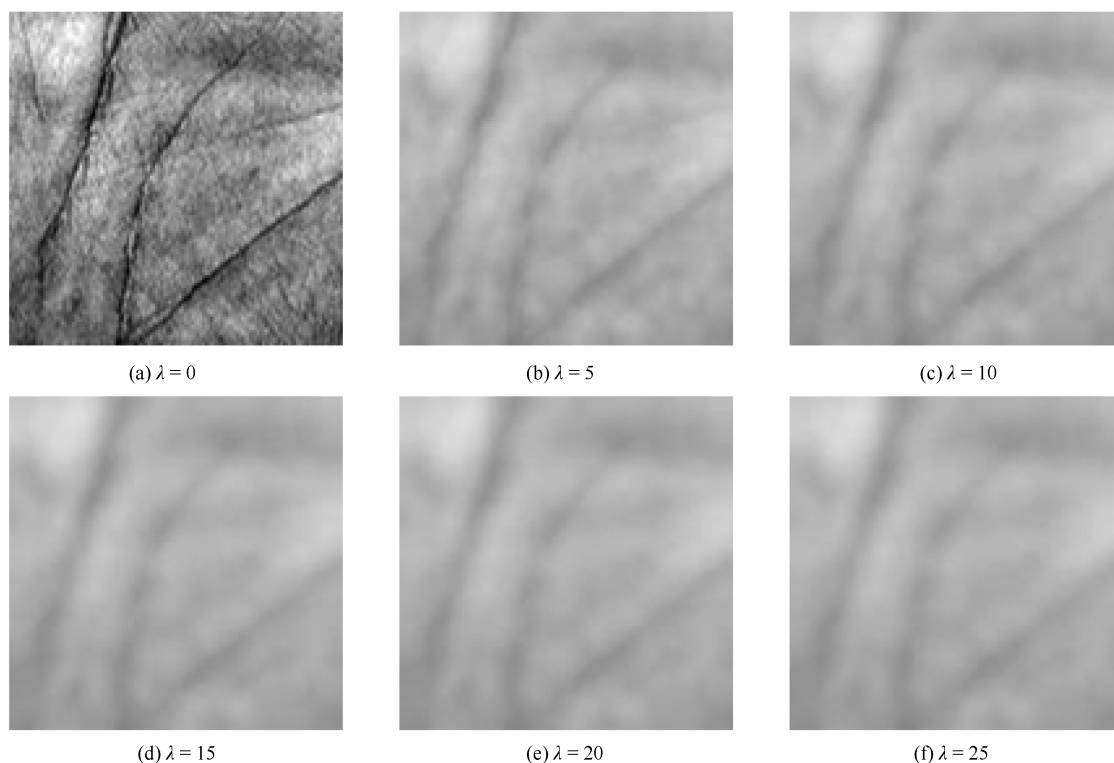


图 1 不同惩罚参数 λ 的掌纹 ROI 图像
Fig. 1 Palmprint ROI of different penalty parameter λ

逐渐下降, 最终趋于稳定. 在整个模糊过程中, 掌纹的纹线信息逐渐丢失, 而掌纹的主要结构特征能够较好地保持. 这为我们对模糊掌纹进行特征提取提供了可行性.

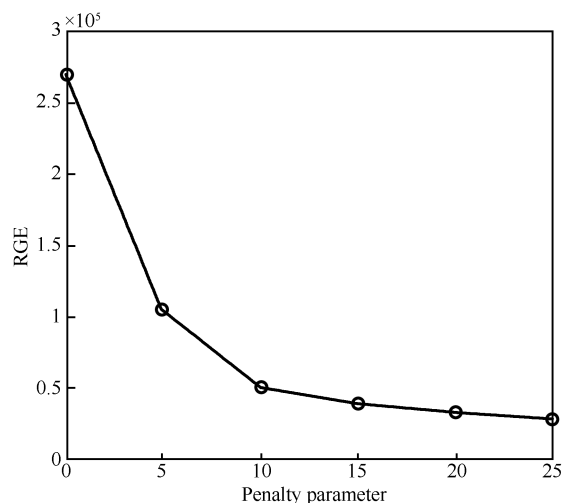


图 2 不同惩罚参数 λ 的图像的梯度能量曲线
Fig. 2 Gradient energy curve of images with different penalty parameter λ

1.2 区域到点的映射方法

掌纹的纹理信息十分丰富, 是掌纹的主要特征,

但由于非接触式采集造成的图像模糊, 使得纹理信息丢失, 造成特征提取困难, 影响识别结果. 大量的研究表明^[1], 掌纹特征具有局部相似性和全局差异性, 尽管图像受到较大程度的模糊, 但掌纹的这种特性仍然具有鲁棒性. 而这类特性反映到图像上表现为: 1) 灰度值在局部区域内表现为平缓过渡, 即在一定区域灰度值波动不大; 2) 灰度值在全局上变换较大, 区域与区域之间存在较大差异. 因此, 模糊掌纹的特征提取可以间接地转化为设计一种合理的方法描述这种鲁棒性特征. Wang 等^[23]提出了一种基于结构相似性的图像质量评价系统 (Structural similarity index measurement system, SSIM), 从图像空间结构的相关性出发, 绕开了图像内容复杂性和去相关等问题, 直接估计图像的结构改变. SSIM 算法从图像的组成角度将结构信息使用亮度 (L)、对比度 (C) 和结构 (S) 的三个不同因素的组合, 用数学表达式描述为

$$\begin{cases} L(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c1} \\ C(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c2} \\ S(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c3}{\sigma_x\sigma_y + c3} \end{cases}$$

$$SSIM(x, y) = L(x, y) \times C(x, y) \times S(x, y) \quad (5)$$

其中, x 和 y 表示两幅图像, μ_x 和 μ_y 表示 x 和 y 的均值, σ_x 和 σ_y 表示 x 和 y 的方差, σ_{xy} 表示 x 和 y 的协方差, $c1, c2, c3$ 是为了增加计算结果的稳定性而定义的很小的常数. SSIM 的值表示两幅图像的相似度, 大小范围为 $0 \sim 1$, 其值越大说明相似度越高. 经过大量学者的研究证明, SSIM 算法是评价图像结构特性最有效的算法之一. 下文即采用该算法评价图像的结构特性.

图 3 为不同惩罚参数 λ 的图像与原始图像 ($\lambda=0$) 的 SSIM, 从图中可以看出, 随着 λ 的增大, 模糊程度增加, SSIM 值在 0.9 左右, 波动不大, 较为稳定, 虽然图像的纹理信息变得模糊, 但内在的结构特性仍然鲁棒. 因此, 基于结构特性的 SSIM 算法可为模糊掌纹特征提取提供理论基础. 对式 (5) 分析可知, SSIM 算法使用均值来描述图像中的亮度信息 (L), 使用方差来描述图像中的对比度信息 (C), 使用协方差来描述图像中的结构信息 (S). 均值反映了图像区域强度大小 (即亮度), 方差反映了图像区域的波动程度 (即对比度). 因而, 均值和方差是描述图像结构特性的基础, 本文结合均值与方差对区域纹理描述的优点, 并借鉴 SSIM 算法对图像结构特性的描述, 建立了区域到点的映射模型, 将高维的掌纹区域特征映射到低维的点特征, 其定义如下:

$$\bar{F}_{\text{region}} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \frac{I(i, j)}{a \times b} \quad (6)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (I(i, j) - \bar{F}_{\text{region}})^2}{a \times b}} \quad (7)$$

$$\bar{F}_{\text{global}} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j)}{m \times n} \quad (8)$$

其中, I 为掌纹图像, a 和 b 为掌纹图像区域的长和宽, m 和 n 为整幅掌纹图像的长和宽, i 和 j 为掌纹图像中对应的位置, $\bar{F}_{\text{region}}$ 为掌纹图像区域的灰度平均值, $\bar{F}_{\text{global}}$ 为整幅掌纹图像的灰度平均值, S 为掌纹图像区域的灰度标准差, 反映了该区域的灰度波动情况 (对比度). $\bar{F}_{\text{region}}$ 反映了掌纹区域的强度大小 (亮度), $(\bar{F}_{\text{region}} - \bar{F}_{\text{global}})$ 表示区域与整体之间的强度关系, 若其值大于零, 则该区域为较亮的区域, 反之, 为较暗的区域, 用公式描述为

$$LD = \begin{cases} 1, & (\bar{F}_{\text{region}} - \bar{F}_{\text{global}}) > 0 \\ -1, & (\bar{F}_{\text{region}} - \bar{F}_{\text{global}}) \leq 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中, LD 表示掌纹区域表现为亮区域还是暗区域. 在实际掌纹图像中, 如图 1 所示, 可以看出掌纹主线和具有较为明显特征的区域为暗区域^[24], 这些特征

对于掌纹图像具有较强的区分能力, 因此, 结合图像区域的方差 S , 建立区域到点的特征映射 (RFM):

$$FEA = LD \times S \quad (10)$$

其中, FEA 表示通过映射模型得到的特征点的数值 (即对应区域的特征值).

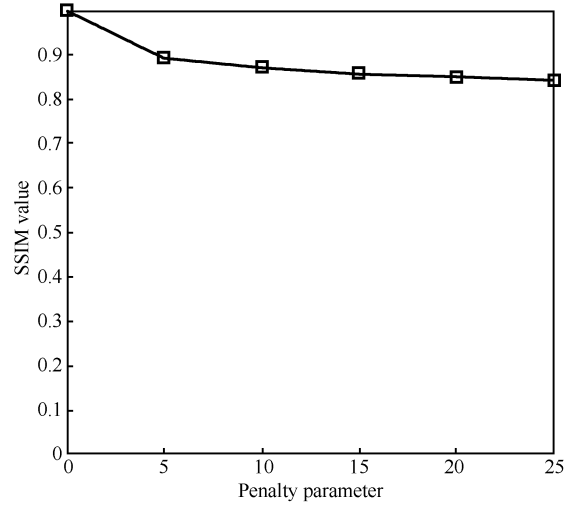


图 3 不同惩罚参数 λ 的图像与原始图像的 SSIM 值
Fig. 3 SSIM values between original image and image of different penalty parameter λ

上述 RFM 方法详细描述与分析如下: 首先使用式 (10) 将图像划分为亮暗两种区域, 其中暗区域中包含了掌纹特征区分性较强的部分, 由此, 为了进一步区分暗区域的特征, 引入反映图像区域波动的方差, 建立式 (11), 从而有效地描述掌纹特征. 在进行特征匹配时, 若不同掌纹对应区域的亮度不同, 则 LD 符号不同, 可有效地区分特征; 若亮度表现相同, 则 LD 符号相同, 使用式 (11) 可进一步进行特征区分.

为提高特征对光照或噪声等因素的鲁棒性, 对得到的 FEA 进行特征归一化操作, 其定义如下:

$$FEA' = \frac{FEA - FEA_{\min}}{FEA_{\max} - FEA_{\min}} \quad (11)$$

其中, $FEA_{\min}$ 表示数据中的最小元素, $FEA_{\max}$ 表示数据中的最大元素, FEA 表示归一化前的数据, FEA' 表示归一化后的数据. 由此, 通过式 (12) 将所得的 FEA 特征约束到 $0 \sim 1$ 之间.

此外, 从上述对算法的介绍中可以看出, 由于本文所提出的算法采用了分块的思想, 对光照等影响具有较强的鲁棒性, 且掌纹图像本身不大, 如图 4 所示, 因此掌纹图像的每个小块不大, 在块内存在局部光照不均的情况极少, 且算法采用局部的统计特征,

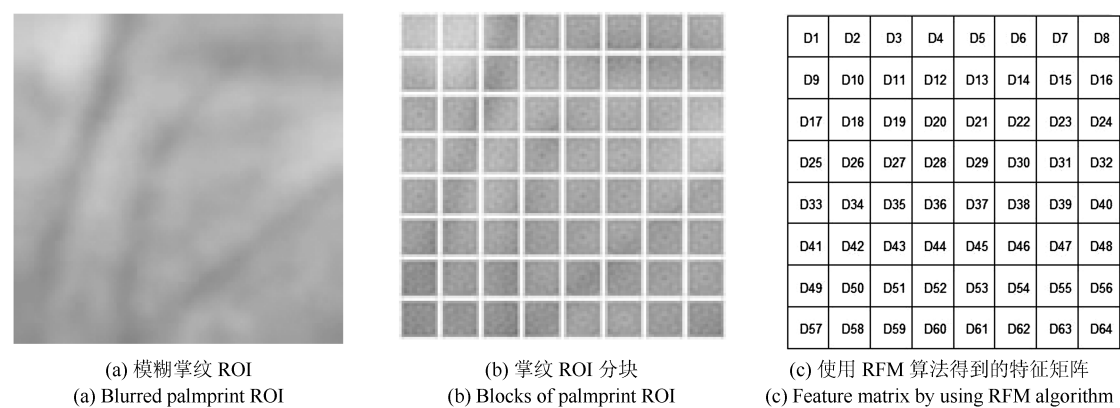


图 4 RFM 算法示意图

Fig. 4 Schematic diagram of RFM algorithm

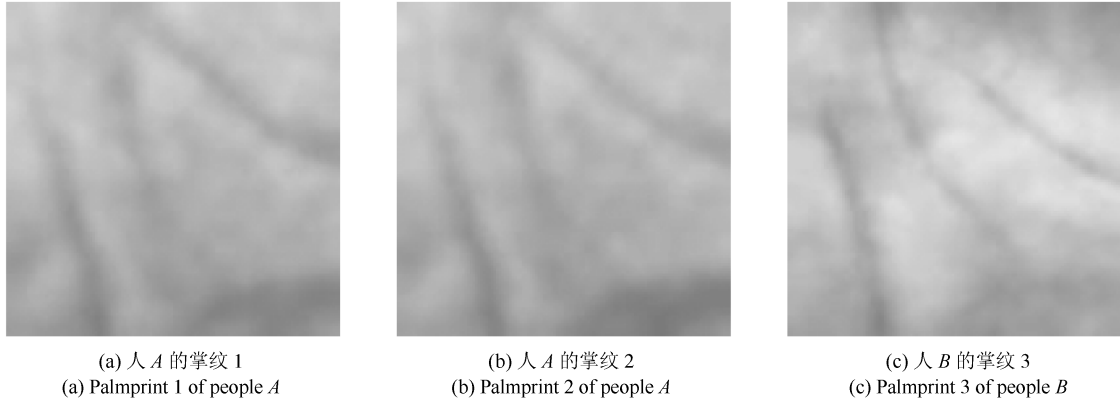


图 5 相同人以及不同人的掌纹 ROI 图像

Fig. 5 Palmprint ROI of the same people and different people

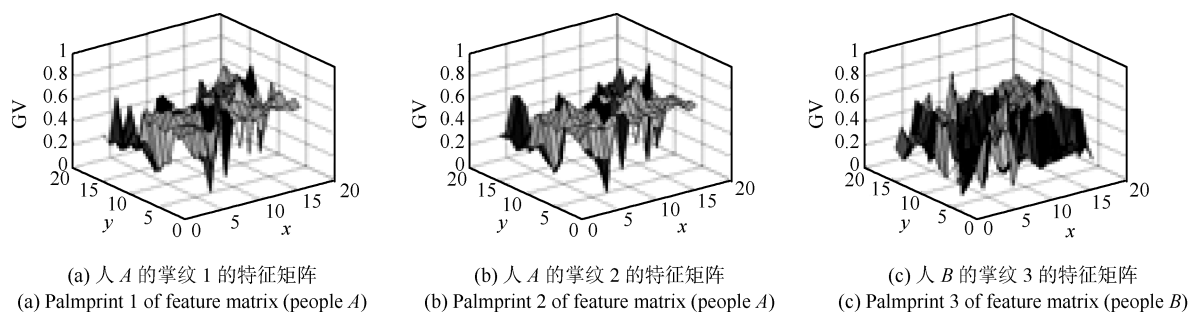


图 6 相同人以及不同人的掌纹特征矩阵

Fig. 6 Palmprint feature matrices of the same people and different people

本身具有一定的鲁棒性,同时采用式 (12) 对得到的特征进行归一化,也在一定程度上降低了光照的影响,从而保证了算法对光照的鲁棒性.

2 基于 RFM 的模糊掌纹识别

2.1 模糊掌纹特征提取

掌纹的特征主要由主线、皱纹、细小的纹理、脊末梢、分叉点等纹理特征信息构成,这些纹理特征信

息种类繁多,对于清晰掌纹图像,传统的特征提取方法能够有效地提取其纹理特征,但对于模糊掌纹图像,由于其纹理信息受到不同程度的破坏,导致最终识别效果不佳.

从图像层次角度分析,图像大致分为结构层和纹理层两部分,图像的模糊对纹理层信息破坏较大,但结构层信息保持较好,利用这一特性,本文使用 RFM 算法描述模糊掌纹的特征,具体步骤为:首先,采用分块的思想,将掌纹图像分成大小相同的区域,

区域大小的选择对识别结果具有直接影响, 过大的区域易受外界因素的干扰 (如噪声或不均匀光照), 会导致该区域特征的区分度降低, 而过小的区域则不能较好地体现图像的结构特性, 因此, 合理的区域划分可使所提出的算法拥有较高的鲁棒性, 有利于提高识别精度, 在实验部分对区域的选择设计了相关实验; 其次, 使用 RFM 算法将得到的每一个区域的特征信息用低维空间的一个特征数值来表示, 该点的数值能够反映出高维空间中该区域的特征变化规律; 最后, 将得到的整个低维空间看作掌纹的特征矩阵. 图 4 为 RFM 算法的示意图, 图 4(a) 表示模糊掌纹的 ROI; 图 4(b) 表示采用分块思想划分出大小相同的区域 (以 16×16 大小的区域为例, 将掌纹图像分成 8×8 块的模糊掌纹图像; 图 4(c) 表示对图 4(b) 中每个区域进行 RFM 算法得到的特征矩阵, 其中 $D_1, D_2, \dots, D_n$ (n 取决于分块的数量) 分别表示掌纹区域经过映射后得到的对应点的数值. 使用本文算法对模糊掌纹图像进行试验, 如图 5 所示, 表示人 A 的 2 幅不同掌纹以及人 B 的 1 幅掌纹, 能够看出这 2 人的掌纹较为相似, 从视觉上不易区分. 采用 RFM 算法得到的特征矩阵 (8×8 分块), 如图 6 所示, 其中 Z 轴表示灰度值 (Gray value, GV), 能够看出相同人的特征矩阵较为相近, 不同人的特征矩阵差异较大.

对于上述过程进行分析可以得出: 1) 通过区域特征映射能够将繁多的掌纹特征转化为简洁的特征矩阵, 达到了特征降维的目的; 2) 对于相同人的不同掌纹以及不同人的相似掌纹, 由于图像被模糊, 从视觉上已较难区分, 但使用 RFM 算法得到的特征从三维图上能够较为清晰地反映出模糊掌纹的特征变化规律, 从而有效地进行区分.

2.2 掌纹匹配

本文提出的 RFM 算法等价于将高维的掌纹信息映射得到低维掌纹特征, 在这个过程中尽管能够达到降维的目的, 且同时可以获取具有较高区分性的特征, 但这种基于区域的映射方法, 在不同掌纹的对应区域可能会产生特征相近的情况, 致使区域与区域之间不易区分, 降低识别性能. 然而, 通过在第 2.1 节的描述与分析以及图 6 中, 可以看出在不同掌纹间某些区域在采用 RFM 算法后存在相同或相近的特征值, 但从整体的分布上仍具有较强的区分性, 可满足分类需求. 由此, 鉴于该类问题, 将通过 RFM 算法得到的特征矩阵作为最终特征, 采用归一化相关分类器 (Normalized correlation classifier, NCC)^[25] 进行分类, NCC 是一种反映矩阵或向量之间的相关性的一种分类算子, 度量得到的数值不拘泥于矩阵或向量中的某个点是否相等, 而是通过衡

量其整体的变化趋势, 因此, 使用 NCC 分类 RFM 算法得到的特征矩阵, 不会因其个别对应特征值相同或相近进而影响结果, 可弥补 RFM 存在的固有缺陷, 其定义为

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (SC_x(i, j) - \mu_x)(SC_y(i, j) - \mu_y)}{\sigma_x \times \sigma_y \times S} \quad (12)$$

其中, SC_x 表示当前测试的掌纹特征矩阵, SC_y 表示已训练的掌纹特征矩阵, m 和 n 表示特征矩阵的行数和列数, σ_x 和 σ_y 分别表示特征矩阵的方差, i, j 表示特征矩阵中相对应的元素的位置, μ_x 与 μ_y 分别表示特征矩阵的均值, S 表示特征矩阵的大小, NCC 的范围为 $-1 \sim 1$.

当 2 个特征矩阵变化趋势完全相同时, NCC 为 1, 表示完全正相关, 当 2 个特征矩阵变化趋势完全相反时, NCC 为 -1 , 表示完全负相关. NCC 的值越趋近于 1, 为同一类型的概率越大, 越趋近于 -1 , 为不同类型的概率越大. 为了方便表达, NCC 的值表示为

$$NCC = \begin{cases} NCC, & NCC > 0 \\ 0, & NCC \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

通过上式, 将 NCC 的值归一化到 $0 \sim 1$ 之间. 从图 6 的特征矩阵中可以看出, 相同人掌纹图像所对应的特征值相同或相近, 且特征矩阵之间变化趋势也相似; 然而, 由于 RFM 算法的缺陷, 在不同人的掌纹图像中通过映射可能会得到相同或相近的特征值, 在图 6 中可以看出存在较多的对应特征值近似的点, 但是可以清楚地分辨出不同人掌纹图像的特征矩阵变化趋势完全不同. 由此, 在本文中通过使用 NCC 可以有效地将得到的掌纹特征矩阵区分开.

设定阈值 th (th 可通过等错误曲线得到最佳阈值^[25]), 当 $NCC > th$ 时, 认为这两幅掌纹图像是同一个人的, 反之则是不同人的. 同一人掌纹之间的匹配为类内匹配, 不同人掌纹之间的匹配为类间匹配. 图 7 表示掌纹图像类内类间曲线, 其中横坐标为归一化的相关性阈值 (Normalized correlation threshold, NCT), 纵坐标为不同阈值所对应的频数. 从曲线中能够看出, 类内曲线的相关性数值主要集中在靠近 1 的一侧, 而类间曲线的相关性数值主要集中在靠近 0 的一侧. 同时, 类内曲线与类间曲线相交的面积较小, 而相交的面积越小, 两者之间相关度越小, 说明类内与类间掌纹越容易区分. 所以通过本文方法, 选取合适的阈值即可将相同的掌纹和不同的掌纹准确区分开.

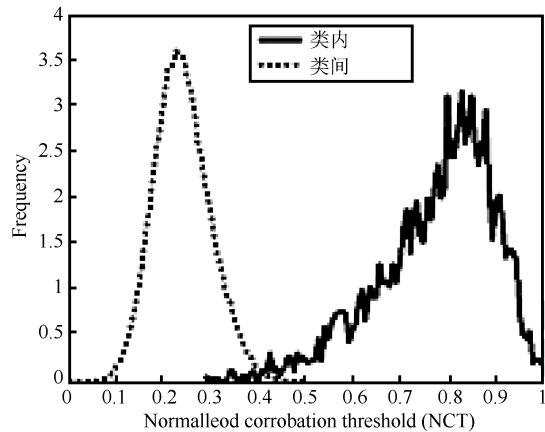


图 7 类内类间曲线

Fig. 7 Curves of inter-class and intra-class

3 实验结果与分析

本文算法使用 Matlab2010a 进行仿真模拟, 在 CPU 为 2.90 GHz 的电脑上运行. 采用香港理工大学 PolyU 的掌纹数据库^[7], 该库包括 386 个人的手掌, 7 752 幅掌纹图像, 每人 20 幅, 分 2 次采集, 采集时间间隔 2 个月, 每次每人采集 10 幅, 对该库中的掌纹图像随机采用不同模糊程度 (取不同的 λ 值) 的 $TV-l_2$ 模型进行图像模糊, 得到 PolyU 模糊掌纹数据库, 将第 1 次采集的 10 幅图像作为训练集, 第 2 次采集的 10 幅作为测试集. 测试集中的每一张图像都要与训练集中每一张图像进行匹配, 且只进行一次匹配. 如果 2 张掌纹图像属于同一个人, 则称该匹配为真匹配. 反之, 则称该匹配为假匹配. 因此总共需要进行 14 899 600 次匹配, 其中真匹配为 38 600 次, 假匹配为 14 861 000 次. 本文使用了 2 个评价指标, 误拒率 (False rejection rate, FRR) 和误识率 (False acceptance rate, FAR), 其定义分别为

$$FRR = \frac{NFR}{NEA} \times 100\% \tag{14}$$

$$FAR = \frac{NFA}{NIA} \times 100\% \tag{15}$$

其中, NFR 和 NFA 分别是错误拒绝次数 (Number of false rejections, NFR) 和错误接受次数 (Number of false acceptance, NFA); NEA 和 NIA

分别为真匹配次数 (Number of enrollee attempts, NER) 和假匹配总次数 (Number of impostor attempts, NIA).

为了较好地体现出 FAR 与 FRR 之间的关系, 便于不同方法的比较, 通常将不同阈值下的 FAR 与 FRR 作为坐标系中的一系列点 (FAR, FRR), 组成 ROC (Receiver operating characteristic) 曲线. 通过 ROC 曲线可以得到 EER, 即 FAR 与 FRR 相等时的 FAR 或 FRR, 它能够较好地反映出算法性能的好坏. 因此, 为了验证算法的有效性, 进行如下两组实验.

3.1 实验 1

RFM 算法中的不同区域大小的划分对最终的识别结果有较大的影响. 因此, 对 4 种不同大小的区域 (4×4 、 8×8 、 16×16 、 32×32) 在 PolyU 模糊掌纹数据库下进行实验. 图 8 表示不同网格划分下得到的 ROC 曲线. 表 1 具体给出了 4 种不同区域大小的 EER、特征提取时间与特征匹配时间.

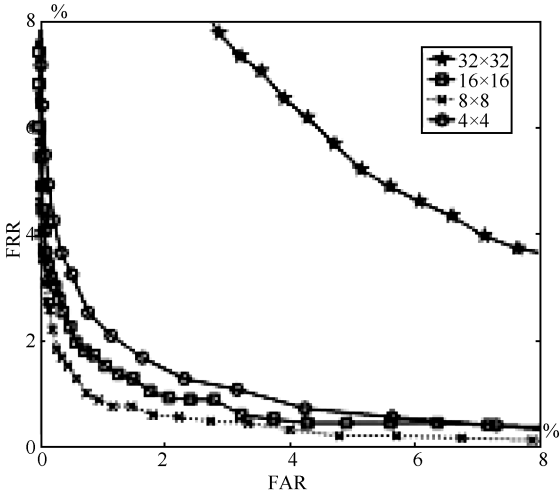


图 8 不同网格划分的 ROC 曲线图

Fig. 8 The ROC curves of different blocks

从表 1 中可以看出, 划分的区域越小, 图像被分的块数越多, 识别时间 (特征提取时间 + 特征匹配时间) 越长; 8×8 区域大小等误率最低, 进行一次识

表 1 RFM 算法在不同网格划分的等误率、特征提取和匹配时间

Table 1 EER, feature extraction time and matching time with different blocks for RFM

区域大小	EER (%)	特征提取时间 (ms)	特征匹配时间 (ms)	识别时间 (ms)
4×4	1.6677	34.61	0.154	34.764
8×8	0.9069	8.86	0.065	8.925
16×16	1.3363	2.93	0.058	2.988
32×32	5.1760	0.79	0.054	0.844

别的时间为 8.925 ms, 而 PolyU 掌纹库有 386 个掌纹模板^[7], 因而进行一次身份识别的时间为 $8.86 + 0.065 \times 386 = 33.95$ ms, 满足了实时性要求.

3.2 实验 2

为进一步验证本文所提 RFM 算法对模糊掌纹的特征提取与识别的效果, 将该算法与传统的经典掌纹识别算法分别在 PolyU 掌纹库和 PolyU 模糊掌纹库上进行实验. 传统的经典掌纹算法包括 2DPCA^[18]、LBP^[24]、PalmCode^[7]、FusionCode^[11]、Competitive Code^[12]、LST^[4]、DCT-PLE^[2] 等.

图 9(a) 为 RFM 算法与传统经典算法在 PolyU 掌纹库上的 ROC 曲线, 图 9(b) 为 RFM 算法与传统经典算法在 PolyU 模糊掌纹库上的 ROC 曲线, 表 2 具体给出了经典的掌纹识别算法与本文算法在不同掌纹库上的 EER 和识别时间.

从表 2 可以看出, 基于编码的方法 (PalmCode、FusionCode、Competitive Code) 对清晰的

掌纹图像具有较大的优势, 在 PolyU 掌纹库中可以获得较高的识别精度, 而在 PolyU 模糊掌纹库中, 由于图像变得模糊, 纹理信息不清晰, 识别精度受到较大的影响. 此外, 由于编码方式多次使用 Gabor 变换提取纹理信息, 计算量较大, 较为耗时. LBP 算法同样是基于纹理特征编码的算法, 识别精度不高, 同时在求取 LBP 值时需要遍历整幅图像, 计算量很大, 识别时间长.

2DPCA、LST、DCT-PLE 算法对于模糊图像具有较高的鲁棒性, 在两个不同的掌纹库中, 识别结果变化不大, 较为稳定. 由于受本身算法的限制, 提取的特征区分性不高, 使得识别精度不高, 但此类方法将图像看作矩阵进行操作, 降低了算法复杂度, 识别时间较少. 通过上述分析以及数据对比可知, 本文提出的 RFM 算法在不同掌纹库上的识别结果较为稳定, 且在 PolyU 模糊掌纹库上得到了较低的 EER, 优于传统经典算法, 同时识别时间较少, 算法复杂度较低.

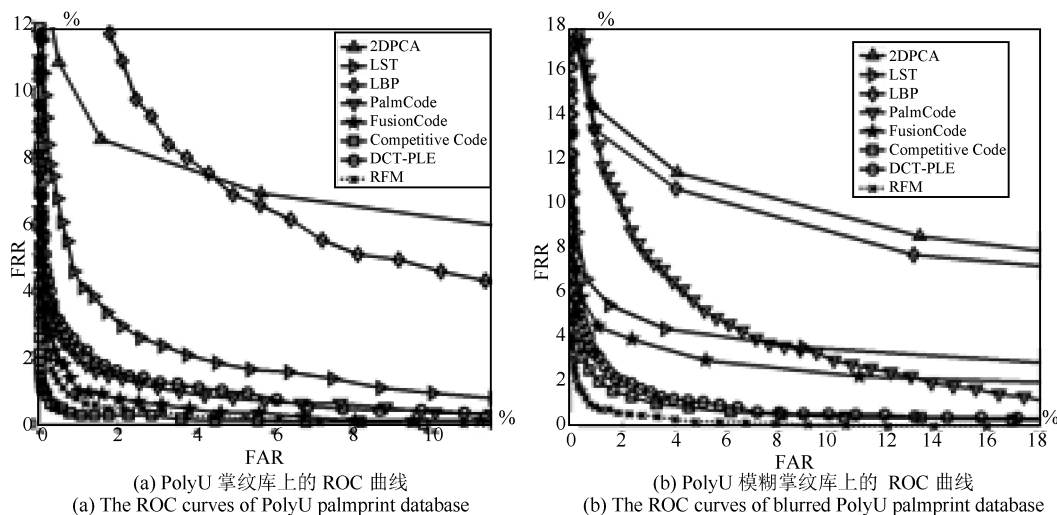


图 9 不同掌纹库上的算法 ROC 曲线图

Fig. 9 The ROC curves of different palmprint database

表 2 RFM 算法与掌纹经典算法的等误率比较

Table 2 Comparison of EERs between the proposed algorithm and classical palmprint algorithms

算法	PolyU 掌纹库 EER (%)	PolyU 模糊掌纹库 EER (%)	识别时间 (ms)
2DPCA	6.5943	9.6568	16.2
LST	2.5923	4.1861	7.8
LBP	6.2515	9.0665	98.8
PalmCode	1.5909	5.2763	21.6
FusionCode	0.9940	3.2652	84.2
Competitive Code	0.4572	1.6881	126.6
DCT-PLE	1.7226	2.1073	109.7
RFM	0.8283	0.9069	8.9

4 结论

本文提出了一种基于区域特征映射的模糊掌纹识别新方法,通过建立区域到点的特征映射模型,有效地降低了特征维数且较为准确地描述了图像模糊过程中的稳定特征.在PolyU模糊掌纹库的实验中,本文算法得到的EER可达0.9069%,同时,进行一次身份识别的时间仅为33.95 ms,表明了算法的有效性和实时性.下一步的主要工作是:通过改进特征映射算法,进一步提高映射机制的精度,使得到的特征缩小类内差距、扩大类间差距,同时可加入相应的映射区域选择模式,有效地排除不稳定区域,增强识别结果.

References

- 1 Yue Feng, Zuo Wang-Meng, Zhang Da-Peng. Survey of palmprint recognition algorithms. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(3): 353–365
(岳峰, 左旺孟, 张大鹏. 掌纹识别算法综述. 自动化学报, 2010, **36**(3): 353–365)
- 2 Lin Sen, Yuan Wei-Qi, Wu Wei, Fang Ting. Blurred palmprint recognition based on DCT and block energy of principal line. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2012, **23**(11): 2200–2206
(林森, 苑玮琦, 吴微, 方婷. 基于离散余弦变换和主线分块能量的模糊掌纹识别光. 电子·激光, 2012, **33**(11): 2200–2206)
- 3 Wu X Q, Zhang D, Wang K Q, Huang B. Palmprint classification using principal lines. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(10): 1987–1998
- 4 Lin Sen, Yuan Wei-Qi. Blurred palmprint recognition under defocus status. *Optics and Precision Engineering*, 2013, **21**(3): 734–741
(林森, 苑玮琦. 离焦状态下的模糊掌纹识别. 光学精密工程, 2013, **21**(3): 734–741)
- 5 Zuo W M, Zhang D, Wang K Q. Bidirectional PCA with assembled matrix distance metric for image recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2006, **36**(4): 863–872
- 6 Shu W Z, Xu X G. Palmprint recognition based on the representation in the feature space. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2013, **124**(22): 5434–5439
- 7 Zhang D, Kong W K, You J, Wong M. Online palmprint identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(9): 1041–1050
- 8 Hong D F, Pan Z K, Wu X. Improved differential box counting with multi-scale and multi-direction: a new palmprint recognition method. *Optik-International Journal of Light Electron Optics*, 2014, **125**(15): 4154–4160
- 9 Hong D F, Wei W B, Wu X, Pan Z K, Li Z H. A novel palmprint recognition algorithm based on region texture description. In: Proceedings of the 2013 International Symposium on Signal Processing, Biomedical Engineering, and Informatics. Hangzhou, China, 2013. 636–645
- 10 Hong D F, Su J, Hong Q G, Pan Z K, Wang G D. Blurred palmprint recognition based on stable-feature extraction using a Vese-Osher decomposition model. *PLoS ONE*, 2014, **9**(7): e101866
- 11 Kong W K, Zhang D, Kamel M. Palmprint identification using feature-level fusion. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(3): 478–487
- 12 Yue F, Zuo W M, Zhang D, Wang K Q. Orientation selection using modified FCM for competitive coding-based palmprint recognition. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(11): 2841–2849
- 13 Kanhangad V, Kumar A, Zhang D. A unified framework for contactless hand verification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, **6**(3): 1014–1027
- 14 Yuan Wei-Qi, Feng Su-Yue. Simulation system of improved non-contact on-line palmprint recognition. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(7): 114–119
(苑玮琦, 冯素月. 改进的非接触式在线掌纹识别模拟系统. 光学学报, 2011, **31**(7): 114–119)
- 15 Kang B J, Park K R. Real-time image restoration for iris recognition systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, **37**(6): 1555–1566
- 16 Fan X, Zhang Q, Liang D Q, Zhao L. Face image restoration based on statistical prior and image blur measure. In: Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003. 297–300
- 17 Wang Guo-Dong, Xu Jie, Pan Zhen-Kuan, Liu Cun-Liang, Yang Jin-Bao. Blind image restoration based on normalized hyper Laplacian prior term. *Optics and Precision Engineering*, 2013, **21**(5): 1341–1347
(王国栋, 徐杰, 潘振宽, 刘存良, 杨金宝. 基于归一化超拉普拉斯先验项的运动模糊图像盲复原. 光学精密工程, 2013, **21**(5): 1341–1347)
- 18 Sang H F, Liu F. Defocused palmprint recognition using 2DPCA. In: Proceedings of the 2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. Shanghai, China: IEEE, 2009. 611–615
- 19 Chan T, Wang C. Total variation blind deconvolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(3): 370–375
- 20 Vese L A, Osher S J. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing. *Journal of Scientific Computing*, 2003, **19**(1–3): 553–572
- 21 Terrence C, Wotao Y, Xiang S Z, Dorin C, Thomas S H. Total variation models for variable lighting face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(9): 1519–1524
- 22 Tao Shu-Ping, Zhang Xu-Yan, Jin Guang, Qu Hong-Song, Zheng Liang-Liang. Improvement of the definition evaluation function for TDI CCD remote sensing images by directional wavelet power spectrum. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, **42**(8): 2080–2084

(陶淑平, 张续严, 金光, 曲宏松, 郑亮亮. 基于方向 WPS 改进 TDI CCD 遥感图像清晰度评价函数. 红外与激光工程, 2013, **42**(8): 2080–2084)

- 23 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600–612

- 24 Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1657–1663

- 25 Guo Xiu-Mei, Zhou Wei-Dong, Geng Shu-Juan, Wang Yu. A palmprint recognition algorithm based on horizontally expanded blanket dimension. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(9): 1496–1502
(郭秀梅, 周卫东, 耿淑娟, 王玉. 基于水平扩张毯子维的掌纹识别. 自动化学报, 2012, **38**(9): 1496–1502)



魏伟波 青岛大学信息工程学院副教授. 2006 年获得南京理工大学工学博士学位. 主要研究方向为生物特征识别, 数字图像处理, 目标自动识别与跟踪. 本文通信作者. E-mail: njustwwb@163.com
(**WEI Wei-Bo** Assistant professor at the College of Information Engineering, Qingdao University. He received

his Ph.D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2006. His research interest covers biometrics recognition, digital image processing, and automatic target recognition and tracking. Corresponding author of this paper.)



洪丹枫 青岛大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理, 生物特征识别, 计算机视觉.

E-mail: hongdanfeng1989@gmail.com
(**HONG Dan-Feng** Master student at the College of Information Engineering, Qingdao University. His research interest covers image processing, biometrics recognition, and computer vision.)



潘振宽 青岛大学信息工程学院教授. 1992 年获得上海交通大学理学博士学位. 主要研究方向为图像处理, 医学仿真和多体系统动力学.

E-mail: zkpan@qdu.edu.cn
(**PAN Zhen-Kuan** Professor at the College of Information Engineering, Qingdao University. He received his Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 1992. His research interest covers image processing, medical simulation, and multibody system dynamics.)



吴鑫 青岛大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理, 生物特征识别.

E-mail: 040251522wuxin@163.com
(**WU Xin** Master student at the College of Information Engineering, Qingdao University. Her research interest covers image processing and biometrics recognition.)