

采样式多通道 Gabor 滤波对掌纹的特征提取和分类

黄 申 屈景辉 卢虹冰

(第四军医大学生物医学工程系, 西安 710032)

摘 要 掌纹识别已被证实为最方便和有效的身份识别方法之一。根据掌纹的性质提出了一种掌纹方向特征提取的新方法, 该方法首先利用选取掌纹中最拟合椭圆的方法寻找感兴趣区域, 然后利用适应人感官系统的多通道采样式 Gabor 滤波器进行滤波, 并提出用根据掌纹纹理和方向特性动态选取 Gabor 滤波器参数的方法来设计滤波器。在滤波过程中, 从不同分辨率入手, 利用不同方向和宽度的滤波器分别对掌纹的主线、褶皱、嵴线进行提取, 在极坐标系下用改进的环行方向投影算法计算块能量, 并且进行编码。经过模糊 C 均值聚类方法验证, 结果表明, 该方法对于掌纹具有很强的识别能力。

关键词 掌纹 Gabor 滤波器 相关熵 块能量分析 模糊 C 均值算法

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)12-2148-10

Extracting Texture Features in Palmprint via Multichannel-sampling Gabor Filters

HUANG Shen, QU Jing-hui, LU Hong-bing

(Department of Biological Medical and Engineering, Fourth Medical Military University, Xi'an 710032)

Abstract Palmprint has been demonstrated as one of the most convenient and powerful method in personal verification. This paper proposes a new characteristic called "orientation-texture feature" in palmprint when analyzing its features. First we adopt method to extract the region of interest by tracking the optimal ellipse in the palmprint area. The method is robust to shift, rotation, stretch and other interference. Then we use multichannel-sampling Gabor filters, which simulates certain characteristics of the human visual system, to process and filter our image. The filter we design can automatically adapt to the image via selecting parameters according to our analysis of the width and orientation of the texture. In the filtering stage, we use different filters from different orientations and widths to extract features in palmprint from ridge, wrinkle, and principle line resolutions, and compute its block energy in polar axis by using an optimized ring-orientation projective algorithm. By adopting FCM clustering algorithm, demonstrate that this approach has its advantage of high verification rate in palm print.

Keywords palmprint, Gabor filter, entropy correlation coefficient(ECC), energy block analysis, fuzzy C mean(FCM)

1 引 言

皮纹学(dermatoglyphics)研究发现,掌纹纹理与肿瘤疾病有着密切的关系^[1]。例如,肿瘤病人手掌各区真实花纹数量比正常人明显偏高,异常掌褶纹

类型增加,纹理僵硬,脂肪分布不均衡,纹理中经常有不均匀的斑点出现。但是临床的研究结果缺乏定量的描述和精准的测量。而计算机辅助医疗专家系统是目前生物医学工程领域的一个热点课题,是将计算机科学、工程数学、认知科学、心理学等学科与医学相结合。更好地为临床工作者服务的新技术。

基金项目:国家自然科学基金项目(30470490);陕西省科技计划项目(2004k05-G40)

收稿日期:2005-11-01;改回日期:2006-09-10

第一作者简介:黄申(1984~),男,现为中国科学院自动化研究所模式识别与智能系统专业在读博士研究生。主要研究方向为医学图像处理、生物特征识别。E-mail: qqhuangshen@126.com

基于此,徐宁等人提出了神经网络掌纹诊病专家系统的概念^[2], Qiao 等人提出了使用嵴线数和奇异点数与疾病特征进行提取的相关方法^[3]。国内外学者也利用各种方法来提取掌纹的几何特征^[4,5]、主线特征^[6,7]、奇异点特征^[8]。本文利用 Gabor 滤波器提取掌纹中的另一个重要特征——方向纹理特征,并对提取的特征利用模糊 C 均值算法 (FCM) 进行编码分类,为掌纹的识别和疾病诊断提供了有效依据。

近年来,掌纹的纹理特性被临床医学等学科广泛采用,基于图像纹理的研究被广泛讨论,但是掌纹纹理与一般的纹理不同,由于主线的粗细不均,嵴线的分布不均等特征,使得主线 (mainline)、褶皱 (winkles)、乳突纹、嵴线 (ridges) 的纹理处在不同的分辨率下,虽然, Jane 等人也围绕提取掌纹纹理进行了研究^[9],但是始终是在基于整体分辨率下利用匹配算法进行的识别,这些识别方法没有对掌纹特征提取进行分步,在算法实现过程中具有一定盲目性。为弥补这方面不足,本文提出了一种根据掌纹固有特征设计自适应滤波器的方法。

Gabor 滤波器的基函数波形类似于绝大多数哺乳动物的视觉皮层简单细胞的感受野波形^[8,10],在听觉上它最能适应耳蜗的传输结构,许多声音识别的研究都是依据其原理应运而生的。Gabor 滤波器在人脸识别中也得到了广泛的应用^[11],本文依据一

系列系统定量的方法在整幅掌纹图像中选取感兴趣区域 (ROI),利用 Gabor 滤波器在时频域中选取适当的参数以提取其中各个方向的特性来弥补掌纹识别中方向纹理特性提取方法的不足。Gabor 滤波器有多种样式^[12],譬如过采样式、采样式、塔式。由于本文算法提取特征的方法是基于空间选择与位置相关的。所以选择采样式多通道 Gabor 滤波器。

2 ROI 的选取和预处理

由于是提取掌纹的方向特征,而方向的获取是通过圆心向不同的方向发散得到的,这就需要寻找最具代表性的圆心,其寻找过程如下:

(1) 通过 Han 等人的方法^[13]定位掌纹中指指尖 p_1 , 中指指跟 p_2, p_3 , 如图 1 所示,连接 p_2, p_3 得到中点 p_4 , 连接 p_1, p_4 得到正规掌纹方向。此方向与图像垂直方向夹角记作 α , 将图像顺时针或逆时针旋转 α 。

(2) 通过最小错误分割法进行阈值分割。

(3) 经过阈值分割后的掌纹背景是黑色的,在白色部分通过 Parker 的方法^[14]选取最拟合椭圆,将圆心进行定位。

(4) 通过圆心在这个椭圆内选取内切正方形,截取这个正方形,此正方形就是本算法的 ROI。

(5) 将 ROI 通过一个高斯带通滤波器滤除高频和低频点,之后将图像进行正规化。



图 1 提取 ROI 流程

Fig. 1 Process of extracting ROI

3 采样式多通道 Gabor 滤波器对方向特性的提取

3.1 Gabor 滤波器特性

在时域下, Gabor 滤波器^[15]是一系列复杂正弦小波介导的高斯函数。如图 2 所示,根据不确定性原理,一般的滤波器都要遵循时域和频域的分辨

率特性,而 Gabor 滤波器则可以在最小的时频域不确定性代价下实现最佳的滤波功能。其中的正弦波序列被称作 carrier:

$$s(x, y) = \exp \left[i \cdot \frac{2\pi(x - x_0)_c}{\lambda} \right] \\ = \exp(-j(2\pi(u_0x + v_0y)))$$

其中, u_0 和 v_0 决定了在正交坐标系下正弦序列的时域频率,这个频率对应应在极坐标下就是轴半径 R 和

角度 θ , 另一个函数是高斯形式的, 被称作 envelop:

$$w(x, y) = K \exp(-\pi(a^2(x-x_0)_r^2 + b^2(y-y_0)_r^2))$$

$$a = 1/\sigma_x \sqrt{2\pi}, b = 1/\sigma_y \sqrt{2\pi}$$

其中, x_0, y_0 是峰值, a, b 是范围参数, K 为常数, σ_x, σ_y 为方差, 而 r 下标是这样定义的:

$$(x-x_0)_r = (x-x_0)\cos\theta + (y-y_0)\sin\theta$$

$$(y-y_0)_r = -(x-x_0)\sin\theta + (y-y_0)\cos\theta$$

在时域中, Gabor 滤波器的形式为

$$g(x, y) = s(x, y)w(x, y)$$

在频域中, u, v 为频域坐标, 基于 Gabor 滤波器的傅

里叶变换:

$$G(u, v) = \frac{K}{ab} \exp(-j(2\pi(x_0 u + y_0 v))) \times \exp\left(-\pi\left(\left(\frac{u-u_0}{a}\right)_r^2 + \left(\frac{v-v_0}{b}\right)_r^2\right)\right)$$

在极坐标系下, 轴半径和相位分别为

$$R = \frac{K}{ab} \exp\left(-\pi\left(\left(\frac{u-u_0}{a}\right)_r^2 + \left(\frac{v-v_0}{b}\right)_r^2\right)\right)$$

$$\theta = 2\pi(x_0 u + y_0 v)$$

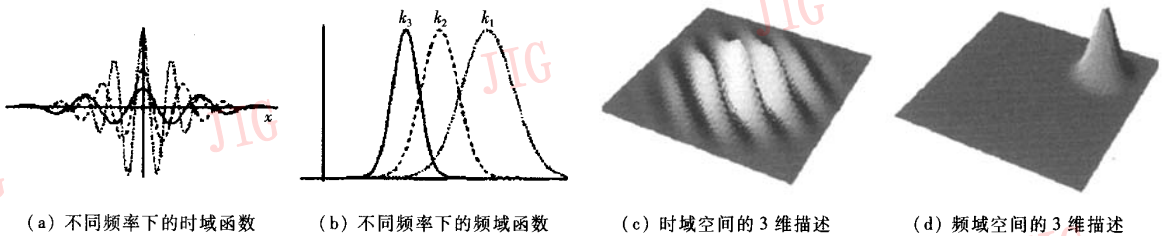


图 2 Gabor 滤波器的时频域模型

Fig. 2 Time and frequency model of Gabor filter

掌纹的主线特征已经被很多人通过不同的手段提取, 通过主线进行识别能够达到很高的识别率, 但是存在着不同人却拥有相似主线的情况, 为了达到更高的识别率, 可提取主线之间褶皱方向特性来进行识别, 不仅如此, 掌纹褶皱的纹理对于肿瘤的诊断也十分具有意义。而褶皱的提取因其处在相对较低的分辨率下而变得比较困难, 鉴于此, 本文算法采用 Gabor 滤波器的方法, 通过在频域内不同方向下采用 Gabor 滤波器进行滤波, 以提取褶皱和主线各个方向特性。

由于 Gabor 滤波器是依据人体视觉多通道和多分辨率设计的, 如何依据人体对于掌纹信号的纹理特性的视觉感应, 选取合适的滤波器以发挥最大的响应效果, 是首先需要解决的问题。因此, 可通过寻找最优滤波器参数的方法来达到最佳的视觉效果。下面是 Gabor 滤波器的参数模型:

在时域中, 如图 3(a) 所示, 定义坐标系

$$R_1 = (x-x_0)_r, R_2 = (y-y_0)_r,$$

接着, Δx 和 Δy 代表了时域中波形的长度和宽度, 它们是滤波器在空间内有效宽度的基本度量尺度:

$$(\Delta x)^2 = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} gg^*(x-x_0)_r^2 d((x-x_0)_r)}{\int_{-\infty}^{+\infty} gg^* d((x-x_0)_r)}$$

$$(\Delta y)^2 = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} gg^*(y-y_0)_r^2 d((y-y_0)_r)}{\int_{-\infty}^{+\infty} gg^* d((y-y_0)_r)}$$

于是得到 $\Delta x = \sigma_x/\sqrt{2}, \Delta y = \sigma_y/\sqrt{2}$

另外一个时域参数 φ 是滤波器的实际角度。

在频域中, 如图 3(b) 所示, 定义坐标系

$$F_1 = (u-u_0)_r, F_2 = (v-v_0)_r,$$

而频域中 Δu 和 Δv 代表了频域中有效带宽的标准度量:

$$\Delta u = 1/(2\sqrt{2}\pi\sigma_x), \Delta v = 1/(2\sqrt{2}\pi\sigma_y)$$

根据 Daugman 等人的方法^[16], 可以获得带宽方向, 如图 3(b) 所示。

$$\Delta\theta \approx 2\arcsin((\Delta v/2)/(1/\lambda)) = 2\arcsin(\lambda/(4\sqrt{2}\pi\sigma_y))$$

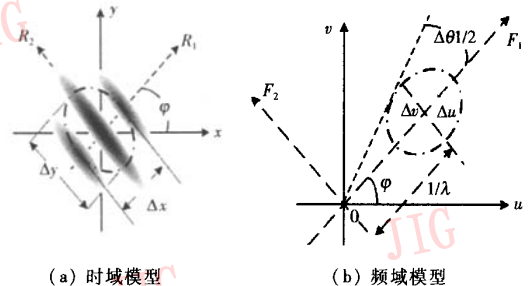


图 3 Gabor 滤波器参数

Fig. 3 Parameters of Gabor filters

本文方法目的是在掌纹纹理中选取最适宜 Gabor 滤波器提取的部分, 而 Gabor 滤波器本身最大的特点在于宽度和方向的选择性, 譬如对于一个给定宽度和角度的线段^[17], Gabor 滤波器会表现出适应宽度和角度的波形, 实部输出最大处即代表了宽度和角度, 当角度或宽度改变时, 实部输出最大处也会随之相应改变。

3.2 掌纹特性分析

要考虑针对掌纹纹理特性, 掌纹图像因为采集者的不同, 采集时手掌的干湿程度, 混入的杂质等, 是一种夹杂许多噪声的图像信号。一般的退化模型诸如点运算模型和形态学模型是不适宜的。而一般的滤波器模型在进行噪声消除的同时也带来了分辨率的下降。因此要建立一个普通的退化模型是比较困难的。不过从掌纹的纹理特性中, 还是可以总结

以下特点:

(1) 主线线段纹理一般比较粗, 可以在低分辨率下得到这些纹理。通过灰度级的选取, 可以将主线的纹理和一般褶皱进行区别。

(2) 虽然褶皱容易和噪声相混淆, 但是褶皱还是处在某一个频段内, 可发现褶皱的纹理一般处在低频段内, 而噪声运动模糊, 低分辨率这些特性一般都存在在高频段内是可以分离的。

基于以上两点, 说明使用 Gabor 滤波器是可行的, 以主线为例, 作为主线的方向纹理, 主要有两个方面, 一是主线线段每一处的长度和位置; 二是线段在每一个地方的变化方向, 选取数据库中 50 例掌纹, 提取其中的第 2 主线作为研究对象, 然后根据这两个特性做分析, 在提取中以最小二乘法估计, 在线段的不同位置进行累计计算, 得到了如图 4 所示结果。

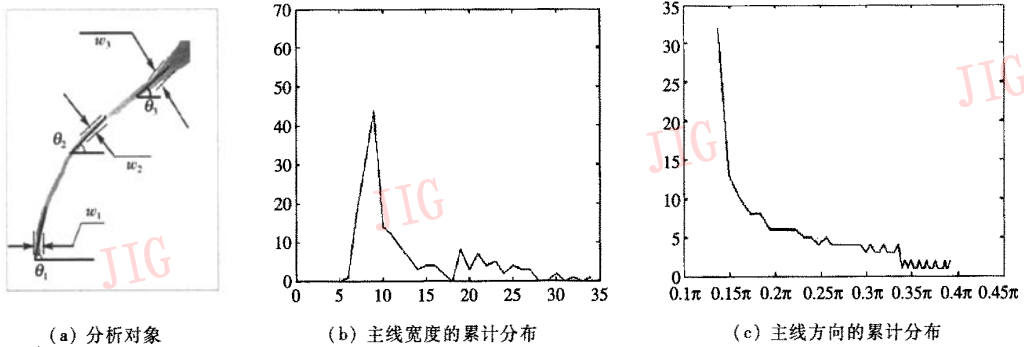


图 4 第 2 主线提取分析图

Fig. 4 Graph analysis of the second principle-line

选取第 1 主线, 第 3 主线, 以及其他有代表性的纹理, 可以得到如下规律:

(1) 对于主线, 如图 4(b) 所示, 线段宽度都集中在 8~9 像素, 而对于一般的褶皱, 线段宽度都集中在 2~4 个像素内。且呈现出偏态分布。

(2) 在方向的测量上, 某一个特征之内呈现出比较高的聚簇性, 且呈单向分布, 如图 4(c) 所示。第 2 主线的方向都基本集中在 0.15π 左右, 最小的方向基本代表了该特征的主方向; 而第 3 主线的方向则集中在 0.35π 左右; 而褶皱的方向却呈现出分散在分布的局面, 这也决定着在褶皱的滤波器设计中要加大主方向的个数。

由以上分析, 可以看出, Gabor 滤波器可以很好地描述它们的特征, 因为 (1) 在时域内对局部特征的良好表现; (2) 对于方向和宽度的选择性。鉴于此, 可以选取最佳的滤波器参数进行选择性的设计,

在最短的时间内达到最佳效果, 和 Liu 等人在人脸识别中提出的在一定间隔的角度下和不同的尺度下进行穷举搜索相比较^[18], 消除了盲目性, 也减少了相当多的计算量。

3.3 算法的具体设计

3.3.1 滤波器设计

滤波器设计中, 针对不同的参数划分为 3 个部分, 一是根据主线和褶皱的两个统计特征选取滤波器的两个参数 λ 和 ϕ ; 二是通过 ECC (entropy correlation coefficient) 方法^[20]来计算 σ_x 和 σ_y ; 三是根据滤波器的宽度来计算相邻滤波器之间的宽度 D_x, D_y ;

以主线为例, 经过统计, 主线的宽度集中在 8 个像素, 而方向集中在 3 个主要区域: $0.06\pi, 0.15\pi, 0.37\pi$ 。而主线之间的间断最多能达到 6 个像素, 记作 Interval, 而角度的间隔比较小, 取两主线的均

值 0.155π , 根据线段图像宽度和 Gabor 滤波器的统计输出关系, 当线段宽度 W 为滤波器参数 λ 一半时, Gabor 滤波器输出量最大, 于是可以得到:

$$\lambda = 2W = 16$$

$$\phi_k |_{k=1,2,\dots,n} = \{0.06\pi, 0.15\pi, 0.37\pi\}$$

$$\Delta\theta = 0.155\pi$$

为了便于计算, 将 $\Delta x, \Delta y$ 设计为 Interval。在时域中, 图像中相邻滤波器的距离记作 D_x, D_y , 根据采样定理, 在时域采样的过程中为了避免信息的损失, 滤波器有效宽度和采样宽度应该满足下面关系:

$$D_x \leq \Delta x, D_y \leq \Delta y$$

所以这里的 D_x, D_y 取临界值 $\Delta x, \Delta y$, 对于 σ_x, σ_y , 两个参数采用先前推导的公式根据 Δx 和 $\Delta\theta$ 得到:

$$(\sigma_x, \sigma_y)_{upper} = \sqrt{2}\Delta x = 8.48$$

$$(\sigma_x, \sigma_y)_{low} = \frac{\lambda}{4\sqrt{2}\pi\sin\frac{\Delta\theta}{2}} = 3.72$$

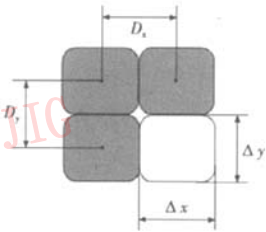


图5 采样间距和有效宽度
Fig. 5

在这样的范围内, 使用 ECC 方法获得 σ 的实际值, ECC 是交互信息的一种衡量尺度, 用来度量两种不同信息的相关熵。两种不同信息集 A, B , 其 ECC 为

$$ECC(A, B) = 2 \cdot (E(A) + E(B) - E(A, B)) / (E(A) + E(B))$$

本方法的目的是要在不同方向下对于纹理进行辨识。这就意味着滤波器的最佳设计应该避免相关性, 也就是说, 最佳的 σ 选取应该满足最小的 ECC 交互均值^[17], 即

$$s. t. \left(\sum_i \sum_{j>i} ECC(G_i, G_j) \right)_{i,j=1,2,3/C_3^2} \min$$

通过计算可以发现一个规律, 如图 6 所示, 随着 σ 选取的增大, ECC 交互均值呈现下降趋势, 且超过 4.4 以后下降趋势基本停滞, 所以选取 4.4 为 σ 值。另外, 高斯函数中心 x_0, y_0 都取 0。于是滤波器的设

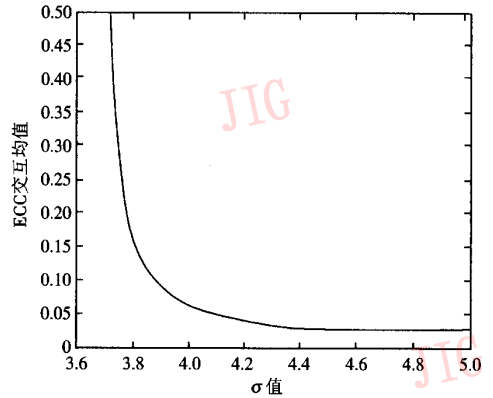


图6 ECC和 σ 关系示意图

Fig. 6 The relationship between ECC and σ

计完成了。

同理, 也设计了对应于褶皱和峭线的滤波器, 使得之后的提取工作在不同的分辨率特性下进行。褶皱和峭线纹理与主线滤波器设计基本类似, 但是其纹理的角度和宽度都明显要窄, 方向峰点出现也明显要多, 也需要更多的计算时间。但是需要遵循的重点是: 采样频率 D 一定不能过大, 否则图像质量和识别率会急剧下降, 而 λ 和 σ 的取值可以做适当调整。图 7 是以掌纹主线为例, 针对其特性设计的滤波器。

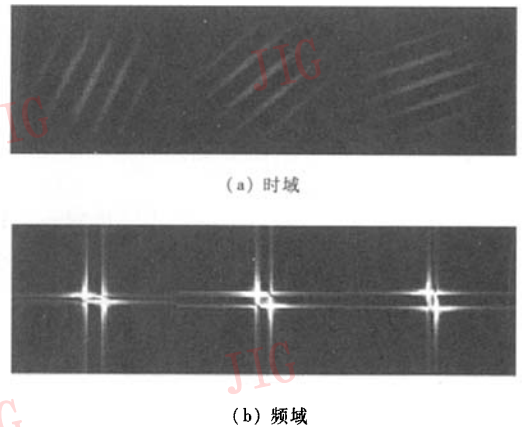


图7 3条主线滤波器设计示意图

Fig. 7 Filter design of three principle-line

3.3.2 图像的滤波

上述设计的滤波器在对 ROI 图像滤波的时候, 采用了最常用的傅里叶变换。设图像为 $f(x, y)$, 滤波器为 $g(x, y; \lambda, \phi, \sigma_x, \sigma_y)$ 采用以下基本步骤进行滤波:

(1) 将图像和滤波器变换到频域:

$$F(u, v) = \mathfrak{F}[f(x, y)]$$

$$G(u, v; \lambda, \phi, \sigma_x, \sigma_y) = \mathfrak{F}[g(x, y; \lambda, \phi, \sigma_x, \sigma_y)]$$

(2) 在频域中进行乘积, 反变换到时域:

$$R(u, v) = F(u, v)G(u, v; \lambda, \phi, \sigma_x, \sigma_y)$$

$$r(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}[R(u, v)]$$

(3) 对变换后图像在 0 ~ 255 范围内进行标定。

图 8 显示了滤波的结果图, 可以看到, 3 条主线在各自设计的滤波器下清晰可见, 其中图 8(a), 图 8(b), 图 8(c) 分别是第 1, 2, 3 主线的 Gabor 变换图, 通过不同宽度和不同角度的选取, Gabor 滤波器达到了自适应图像纹理结构的目的, 作为比较, 也选取了其他角度和宽度下的提取如图 8(d) ~ (f) 所示, 显然图像可辨性不高。

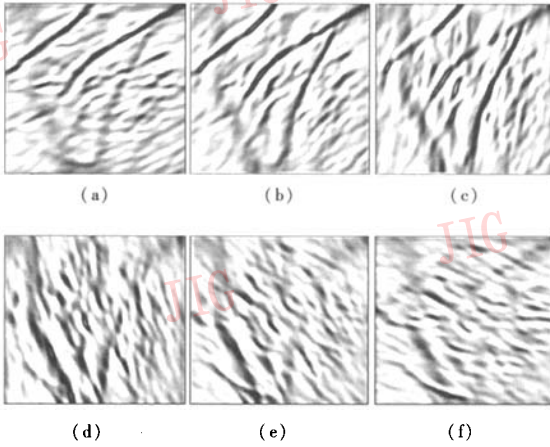


图 8 主线的滤波结果
Fig. 8 Filtered principle-line image

3.3.3 BEA(block energy analysis) 的统计

将一个像素作为研究对象, 计算 Gabor 滤波器在这个点的能量响应^[21]为

$$E(R_i, \theta_j) = \sqrt{s(R_i, \theta_j)^2 + c(R_i, \theta_j)^2}$$

其中, s, c 代表正弦和余弦波序列的输出响应, 采用一个 11×11 的高斯滤波器, $\sigma = 3$, 将这个点的能量和周围点进行滤波, 以去除不必要的噪声。

3.3.4 在极坐标系下进行图像分块编码

对于方向特征进行编码前, 需要对滤波的图像进行分块, 旨在使同方向的特征在块内进行聚集, 传统的矩形分块方法不能充分利用方向特性, 加之图像在采集、移动、旋转、滤波过程中会发生形态扭曲, 所以识别的效率往往不高。本文采用 Tasi 等人的环状投影算法^[22]的思路, 在环中再根据方向进行第二级划分, 以 8 个像素作为块重叠区域以消除边界效应。选取提取 ROI 时定位的圆心 O 作为极坐标系下的坐标原点, 设极坐标系的轴半径为 R , 倾角为 θ 。

则分块图像的块能量估计和块方差估计为

$$\mu_{\theta, R}^i = \frac{1}{N_{\theta, R}} \sum_{\rho} \sum_{\phi} E_{\theta, R}(\rho \cos \theta_{\phi}, \rho \sin \theta_{\phi}), i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$\sigma_{\theta, R}^i = \frac{1}{N_{\theta, R}} \sqrt{\sum_{\rho} \sum_{\phi} [E_{\theta, R}(\rho \cos \theta_{\phi}, \rho \sin \theta_{\phi}) - \mu_{\theta, R}^i]^2}$$

$i = 1, 2, 3, \dots, n$

其中, $N_{\theta, R}$ 代表块的象素个数, n 代表分块数目。于是得到了特征向量:

$$\Psi\{\mu_{\theta, R}, \sigma_{\theta, R}\}, \theta = \phi_k |_{k=1, 2, 3, \dots, m} \quad R = 1, 2, \dots, n$$

其中, 选取 $n = 3$, 即半径层数。以下是我们对褶皱特征向量可视化的效果, 如图 9 中所示, 8 个方向倾

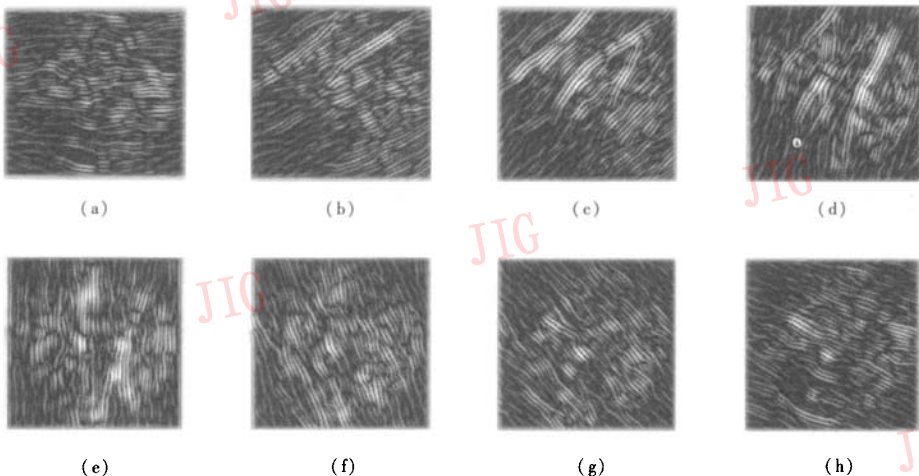


图 9 褶皱的方向纹理提取
Fig. 9 Extract orientation-texture features of wrinkle

分别为 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$, 根据前面的算法, 统计褶皱的参数 $\lambda = 2W = 7$, 可以看到, 和主线景象不同, 褶皱分辨率下的方向特性被提取出来。

之后, 再利用环形加方向投影进行编码, 褶皱编码的可视化效果如图 10 所示。

图 11 显示了提取特征向量的流程, 提取之后, 利用主成分分析 (PCA) 方法将其降维。

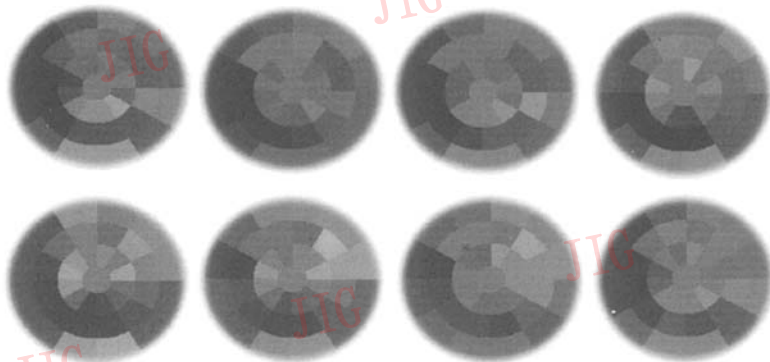


图 10 编码效果

Fig. 10 Graphic illustration of encoding

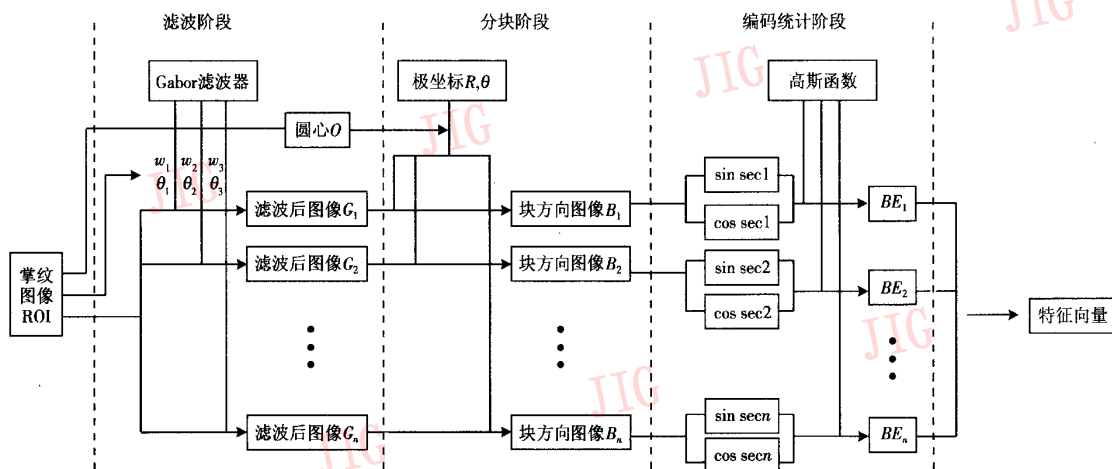


图 11 滤波和编码流程示意图

Fig. 11 Flow chart of filter and encoding process

4 实验结果

4.1 利用 FCM 进行聚类的过程

传统 C 均值法采用硬阈值进行划分, 而 FCM^[23] 采用隶属度确定每个数据点的类别, 算法过程如下:

将特征向量 $\Psi = \{\mu_{\theta,R}, \sigma_{\theta,R}\}$ 划分为 c 个模糊组, 我们用模糊隶属度矩阵 $U = [u_{i,j}] \in R^{cn}$ 表示, U 中的元素 $U_{i,j}$ 代表第 j 个数据点落在第 i 类的隶属度, $u_{i,j}$ 应满足以下条件:

$$\sum_{i=1}^c u_{i,j} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n; u_{i,j} \in [0, 1], \forall i, j$$

$$\sum_{j=1}^n u_{i,j} > 1, \forall i = 1, 2, \dots, c$$

采用 Beedek 价值函数, 它代表了每个数据点到相应聚类中心的加权距离平均和:

$$J_m(U, c_1, \dots, c_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{i,j}^m d_{i,j}^2$$

式中, $c_i \in R^n$ 为模糊组 i 类中心, $d_{i,j} = \|x_j - c_i\|$ 第 i 个聚类中心和第 j 个数据点之间的距离:

$$d_{i,j}^2(x_j, c_i) = (x_j - c_i)^T A (x_j - c_i)$$

其中, $m \in [1, \infty]$ 是一个模糊加权指数, 用来控制隶属矩阵的模糊程度, A 为数据协方差矩阵。本试验中 m 取 3, 之后, 利用以下两个条件, 利用迭代收敛使价值函数达到最小:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{i,j}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{i,j}^m} \quad u_{i,j} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{i,j}}{d_{k,j}} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}$$

试验中采用 MS-SQLSERVER 作为后台数据库引擎, MS-VC6.0 作为开发平台, 利用清华紫光 Uniscan 5C plus 作为图像采集仪, 选择不同性别和年龄的 3 组人群, 一组皮纹异常人群, 共分 5 批, 每批 50 人, 编号为 sample1, 两种不同肤质的健康人群, 其中一组为 3 批, 每批 50 人, 编号为 sample2, 另外一组为 6 批, 每批 50 人, 编号为 sample3。进行采集试验时, 为了达到一定的鲁棒性, 要求受试者可以依据自己舒适的姿势进行放置, 并且可以进行旋转、移位, 经过实验, 结果表明, 由于采集背景为黑色, 只要距离尽量控制不超过扫描仪外延, 位置的影响在 1% 以内, 可以忽略不计。而旋转的度数在 10° 以内时, 本文方法可以达到较高的识别率。实验结果如表 1 所示。如此每人左右手各采集 5 副图像。将图像利用本文所述方法进行分类。由于采用了嵴线、褶皱、主线 3 个等级的分辨率, 每个等级分辨率滤波图像在 8 个方向进行块能量统计, 总共产生了 $12 \times 3 \times 8 = 288$ 个特征向量 (12 为块方向数, 3 为层数), 这样每个掌纹总共产生 $288 \times 3 = 864$ 个特征向量。之后, 利用主成分分析方法将特征降至 4 维。再利用 FCM 聚类法进行聚类, 在之后的实验中验证不使用设定数目而利用 FCM 中 Subtractive 聚类方法, 根据隶属度自动判定类别数目, 其结果和 FCM 相同。说明本文方法产生的特征向量, 在未知皮纹类型进行判定时依然具有较强的辨识能力。实验结果如图 12 所示。

表 1 不同角度下算法的识别正确率 (%)

Tab.1 Recognition rate in various position angle

分组	角度 (°)				
	≤3	3~5	5~10	10~20	≥30
Sample1	92.33	92.28	89.66	83.79	80.66
Sample2	95.45	93.22	89.00	85.32	81.42
Sample3	94.77	91.33	88.09	84.25	80.20

对于在不同分辨率下的掌纹特性, 利用百分比为度量尺度, 两个度量标准 (1) TME (total minimum error); (2) EER (equal error rate) 去判定, 得到的结果

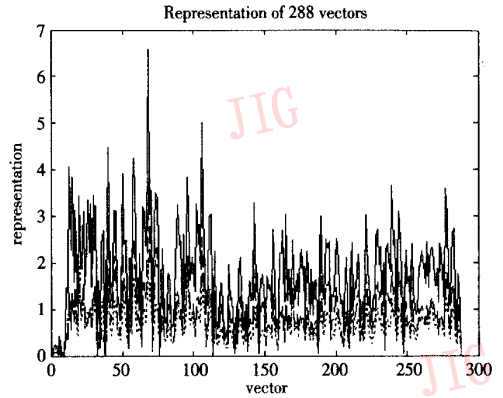


图 12 方向编码的特征向量

Fig.12 Feature vector of orientation

如表 2 所示。可以看到, 主线特征的 EER 为 5.87%, 4.98%, 4.96%, FAR (false accept rate) 和 FRR (false reject rate) 也相对较小。总误差最小, 依旧是掌纹中最主要的特征。但是结合嵴线和褶皱特征, 本方法能达到更为准确的分类效果。表 3 为 3 种特征向量混合下本文算法的效果, 作为参照, 选取了一般掌纹识别中经典方法, 在最佳距离效果下使用 ICA (independent component analysis) 和 PCA (principle component analysis), 以及使用 3 种矩方法的效果对比。TSR (total success rate) 代表系统总成功识别率。

表 2 不同分辨率模式特征在分类中的表现 (%)

Tab.2 Some criteria result in different resolution rate

特征	模式	EER	FAR (TME)	FRR (TME)
Mainline	Sample1	5.87	3.52	7.69
	Sample2	4.98	2.97	6.80
	Sample3	4.96	2.60	7.48
Wrinkles	Sample1	8.44	5.01	9.75
	Sample2	8.43	4.39	10.82
	Sample3	8.50	4.78	11.43
Ridges	Sample1	14.25	12.58	15.10
	Sample2	14.98	11.59	16.40
	Sample3	14.25	11.41	13.63

图 12 显示了利用本文方法某一掌纹的编码向量表达, 虚线为嵴线特征在本方法中产生的特征向量, 点划线为褶皱和乳突纹的特征向量, 实线为主线特征产生的特征向量。图 13 表明了在使用 FCM 中目标函数的变化, 可以发现在第 5 步迭代的过程中目标函数基本收敛。图 14 显示了在 3 个不同分辨

表3 与几种典型方法的对比

Tab.3 Result contrary to some classical method

方法	FAR	FRR	TSR
ICA Fr.1(余弦距离)	2.8081	2.0000	96.19
ICA Fr.2(余弦距离)	2.0000	2.2322	97.00
PCA(欧式距离)	3.0707	3.0000	95.93
Zernike 矩	5.2245	5.1546	94.78
伪 Zernike 矩	4.2449	4.4674	95.75
Legendre 矩	4.5170	4.4674	95.48
本文方法	2.9825	3.0032	96.58

单位: %

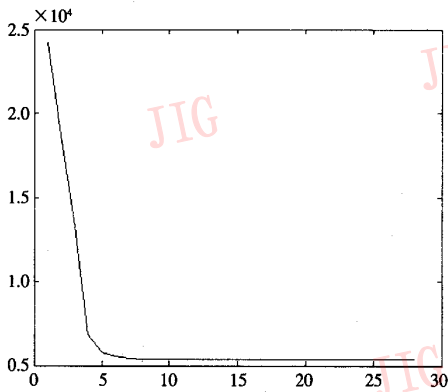


图13 目标函数收敛曲线

Fig.13 Plot of object function

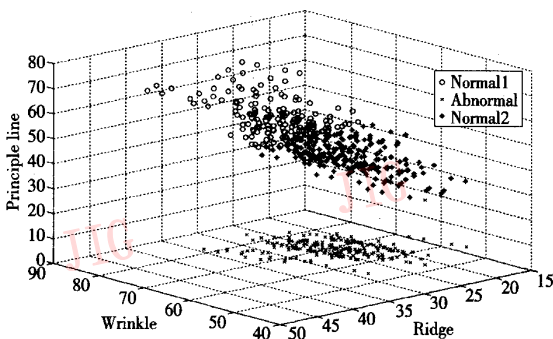


图14 3种样本的分布情况(PCA至3维过后)

Fig.14 Distribution of 3 kinds of sample(after PCA)

率下采用本文方法时样本的分布情况。

5 结论

本文提出了一种利用采样式多通道 Gabor 滤波器进行掌纹方向特征提取和编码的新方法,并且在实验部分进行了验证。算法根据掌纹特性分析自适

应选取滤波器参数,在滤波过程中达到了理想的滤波效果。之后将滤波图像从峰线、褶皱、主线3个不同分辨率入手进行特征提取,并且在极坐标系下利用改进的环形方向投影算法计算块能量(BEA),从而产生出一系列特征向量。在实验阶段,利用FCM法对样本进行分类统计,得到了掌纹主线仍是其最重要特征的结论,并且验证了本文方法的准确率。本文算法不受掌纹位置,转动的影响,而在滤波器设计中又是自适应的,具有一定的鲁棒性。

参考文献(References)

- 1 Ma Wei-guo. Brief history of dermatoglyphics in China[J]. China Journal of Medical History, 1986, 16(3): 16~155. [马慰国. 中国的皮纹学简史[J]. 中华医史杂志, 1986, 16(3): 16~155.]
- 2 Xu Ning, Wang Kuan-quan, Zhang Da-peng. Neutral network based expert system for palmprint diagnosis[J]. Computer Application Research, 2001, 2(12): 1001~3695. [徐宁,王宽全,张大鹏. 基于神经网络的掌纹诊病专家系统[J]. 计算机应用研究, 2001, 2(12): 1001~3695.]
- 3 Qiao Yiao-hua, Li Zhen, Wang Qing. Identification of palmprint using dermatoglyphics analysis and detection system[J]. Medical engineering physics, 2004, 26(10): 229~235.
- 4 Raul Sanchez, Carmen Sanchez-Avila, Ana Gonzalez-Marcos. Biometric identification through hand geometry measurements[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1168~1171.
- 5 Cenker Oden, Aytul Ercil, Burak Buke. Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition[A]. In: Proceedings of 4th Audio and Video-based Biometric Person Authentication(AVBPA)[C], London, UK, 2003, 9: 2145~2152.
- 6 Zhang Da-peng, Shu Wei. Two novel characteristics in palmprint[J]. Pattern Recognition, 1999, 33(4): 691~702.
- 7 Huang Shen, Xu Cheng. Principle line extraction and restoration based on wavelet theory[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(8): 1139~1149. [黄申,徐成. 基于小波理论对掌纹主线提取和修复[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(8): 1139~1149.]
- 8 Daniel A, Pollen, Steven F Ronner. Phase relationship between adjacent simple cells in the visual cortex[J]. Science, 1981, 2(12): 1409~1411.
- 9 Jane You, Li Wen-xin, David Zhang. Hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(4): 847~859.
- 10 Porat M, Zeevi Y Y. The generalized Gabor scheme of image representation in biological and machine vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(4): 452~468.
- 11 Bartlett M. Face Image Analysis by Unsupervised Learning and Redundancy Reduction[D]. PhD thesis, San Diego, University of

- California, 1998.
- 12 Jones J P, Palmer L A. An evaluation of the two dimensional gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex [J]. *Neurophysiology*, 1987, **58**(6): 1233 ~ 1258.
- 13 Han Chin-chuan, Cheng Hsu-liang, Lin Chih-lung, Personal authentication using palm-print features [J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(2): 371 ~ 381.
- 14 Parkar J R. *Algorithms for Image Processing and Computer Vision* [M]. John Wiley & Sons. USA, 1997: 432.
- 15 Gabor D. Theory of communication [J]. *Journal of the institute of Electrical Engineers*, 1946, **93**(26): 429 ~ 549.
- 16 Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space spatial frequency, and orientation optimized by two dimensional visual cortical filters [J]. *Journal of the Optical of America*, 1985, **2**(7): 1160.
- 17 Wang Xue-wen, Ding Xiao-qing, Liu Chang-song. Gabor filters-based feature extraction for character recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(3): 369 ~ 379.
- 18 Liu Dang-hui, Lam Kin-man, Shen Lan-sun. Optimal sampling of Gabor features for face recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**(2): 267 ~ 276.
- 19 Wang Xue-wen, Ding Xiao-qing, Liu Chang-song. A gray-scale image based character recognition algorithm to low quality and low resolution Images [A]. In: *Document recognition and retrieval VIII, Electronic Imaging 2001* [C], San Jose, USA.
- 20 Hamamoto Y, Uchimura S. A Gabor filter-based method for recognizing handwritten numbers [J]. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(4): 395 ~ 400.
- 21 Sabari Raju S, Peeta Basa Peti, Remarkishnan A R. Gabor filter based block energy analysis for text extraction from digital document images [A]. In: *Proceedings of the first international work-shop on document image analysis for libraries* [C], Palo Alto, CA, USA, 2004.
- 22 Tasi D M, Chang C H. Rotation-invariant pattern matching using wavelet decomposition [J]. *Pattern Recognition letters*, 2002, **23**(20): 191 ~ 201.
- 23 Dunn J C. A Fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated cluster [J]. *Journal of Cybernetics*, 1973, **3**(1): 32 ~ 57.