

基于小波理论对掌纹主线提取和修复

黄 申 徐 成 屈景辉 廖琪梅

(第四军医大学生物医学工程系, 西安 710033)

摘 要 掌纹识别作为生物特征技术的一个重要分支,以其信息丰富、采集简便和稳定性强而作为疾病早期诊断和身份识别的重要依据,而其中主线的提取一直是识别的关键。本文讨论了一种提取主线信息的新方法,和传统方法不同的是,它利用普通的光学扫描仪方便地采取图源,之后对预处理和正规化后的图像利用 Symlet 小波变换的理论,提取掌纹主线的4个方向分量进行合并,并且利用 ASF(alternating sequential filter)对结果进行形态学处理。结合回归分析和图像融合的方法,有效地消除了结果中出现的断裂区域,成功地从掌线中分离出了主线。将该方法与以前提取主线的方法进行了效果对比,同时,对于不同类别的掌纹都进行了主线提取验证,其结果说明了这种方法的强鲁棒性。该方法提取的主线信息为后期的临床诊断、皮纹分类,以及编码识别提供了有效和准确的数据。

关键词 掌纹 方向投影法 Symlets 小波 Plessey 算子 ASF 稳健回归 图像融合

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)08-1139-11

Principle Line Extraction and Restoration Based on Wavelet Theory

HUANG Shen, XU Cheng, QU Jing-hui, LIAO Qi-mei

(Department of BioMedical Engineering, The Fourth Military Medical University, Xi'an 710033)

Abstract As a vital branch in the study of biometrics-based technology, identification and verification by palm print has been a striking evidence for prior disease diagnosis and personal recognition, given its remarkable advantages like simplicity and stability, etc. Especially, the extraction process of principle-line feature plays a key role. This paper presents a new approach to extract this novel characteristic. Unlike other traditional methods, its step is inherently simple and convenient using regular scanner. After the pre-process and alignment, we extract four spatial directional template and reach high convergence by adopting Symlet wavelets transformation method, and a series of morphological operations derived from ASF are utilized. Finally we use regression analysis and image fusion to eliminate divergence and disconnectedness in our result region, and successfully extract principle-line from numerous palm-lines. The experimental results with a large collection of different images showed its advantages compared with former work, and also illustrated its strong robustness, and provide effective and accurate statistics to clinical diagnosis, classification and encoding work at a later stage.

Keywords palm print, orientation projection method, Symlets wavelet, Plessey operators, ASF (alternating sequential filter), robust regression, image fusion

1 引 言

利用生物器官信号进行疾病检测和身份识别成为当今图像研究的热门课题。目前指纹的识别已经被广泛采用,虹膜的识别也达到了成熟的阶段,而掌

纹信号也因其特异性、稳定性、易采集性和持久性而受到青睐^[1]。掌纹的几何和纹理特性决定其本身含有比指纹还要丰富的信息量^[2],而且,结合临床专家和皮纹学专家的研究,发现掌纹信号的异常与肿瘤存在着许多联系。掌纹信号的准确提取无疑会为恶性肿瘤的早期诊断提供新的理论方法和工具^[3]。

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:2005-03-21;改回日期:2005-09-02

第一作者简介:黄申(1984~),男,软件工程师,国家高级程序员。现为中国科学院自动化研究所硕博连读研究生。主要研究方向为生物特征提取与处理、模式识别。E-mail: qqhuangshen@126.com

张大鹏等人将掌纹特征分为几何特征、主线特征、褶皱特征、Delta 点特征、细节特征等^[4]。而主线特征的特异性最为明显。正常人主线共分 3 条,从上往下分别叫做 heartline, headline, lifeline。线性信号也因其含信息量的丰富而比点信号更具有识别效率和研究价值。主线的分布位置对于掌纹的分类,以及皮纹学关于掌纹和疾病联系的诊断都是至关重要的。但是由于采集掌纹信号的仪器多是平面设备,而掌纹的弓形决定了采集的图像质量会受到相当的噪声影响。瓶颈的问题是,普通的提取方法只能提取掌线,但是不能清晰完整地提取主线。围绕提取掌线和主线的研究有很多,如利用方向算子提取一系列掌线特征^[4];利用数字形态学运算,近似提取线段信号^[5];利用一种形态小波对在线掌纹提取的方法^[6];运用小波变换并在小波域进行系数阈值处理^[7];利用已经存在的主线线段结合方向算子,分段逐步重建主线的方^[8]以及以掌纹区域划分为分治原则^[9]的提取方法等等。以上方法虽然在提取掌线甚至主线上都取得了一定效果。但是却存在以下局限性:(1)无法在形态上区分掌纹主线和掌纹褶皱、乳突纹;(2)对于噪声表现出较强的敏感性;(3)提取出的主线信号生硬而刻板,不符合人类掌纹的自然生长规律;(4)对于低质量的掌纹图像常常表现不佳。本文提出了一种对于低质量扫描图像进行预处理,并采用小波变换结合形态学和回归分析的方法,有效地提取了连续的主线,将本方法和其他方法进行对比,证明了该方法的优越性。

2 掌纹预处理过程

采用 200dpi 分辨率进行扫描,得到了多组掌纹图像,采用如图 1 的预处理过程,获取掌纹主线集中的区域,并根据掌纹区域坐标定义,对掌纹图像进行了区域划分,最后得到 heartline, headline 和 lifeline 的大致区域。为主线提取提供了良好的图源。

2.1 手掌轮廓提取

由于采集掌纹图像对比度低,线特征模式复杂,而且采集过程中会混入褶皱带来的噪声,以及按压时由于掌面不平带来的干扰等都会影响阈值的选取,而自适应式 Wiener 滤波具有很好的局部自适应能力,边缘和低频分量保持能力,尤其对于白噪模型的恢复表现得更为出色^[10],因此利用它进行噪声消除,之后再采用最小错误分割法^[11]进行阈值分割。如图 2 所示。

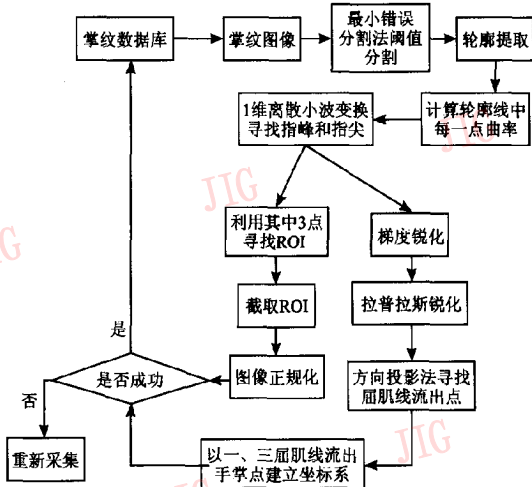


图 1 掌纹预处理流程
Fig. 1 Procedure of palmprint pre-process

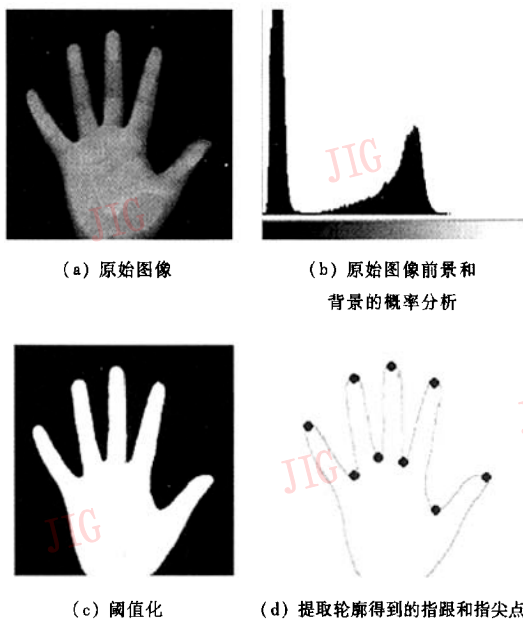


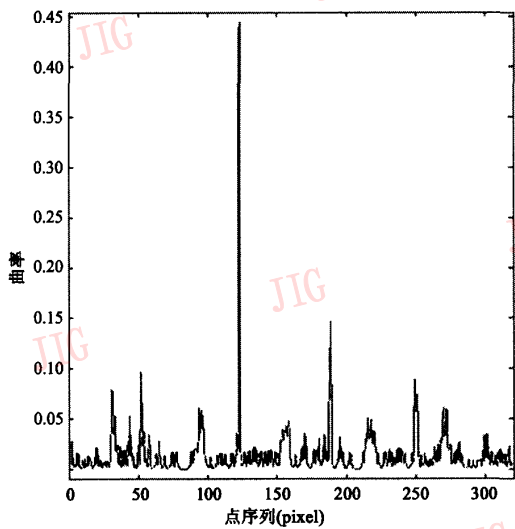
图 2 原始图像指根与指尖的获取
Fig. 2 Acquisition of finger-root and finger-tip

2.2 指峰和指尖的定位

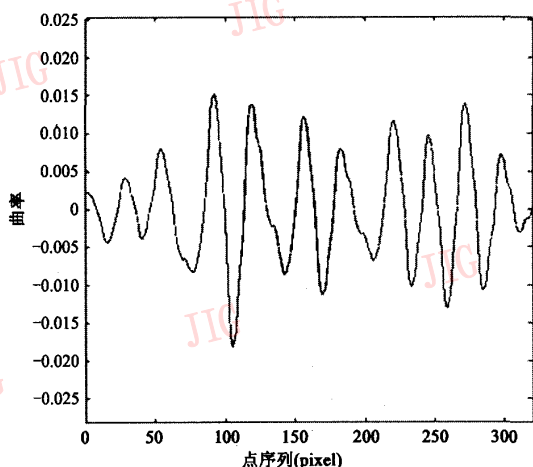
得到手掌轮廓序列为 $f(x_i, y_i), i = 1, 2, 3 \dots$, 为了避免边界噪声影响,对轮廓参数方程 $\begin{cases} x = \phi(i) \\ y = \psi(i) \end{cases}$ 采用第 1 种边界条件的 3 次样条插值法进行拟合,即已知一元函数 $y = f(x)$ 在给定 n 个结点 $x_1 < x_2 < x_3 < \dots < x_n$ 上的值 y_1, y_2, \dots, y_n 以及两端点上的一阶导数值 $y'(x_1), y'(x_n)$,对函数进行插

值,旨在找到序列点变化趋势。

对插值后曲线计算每一个边界点的曲率,得到一系列曲率序列。由于小波变换可以稳定且有效地检测奇异信号,对曲率序列采用 db4,8 阶离散小波变换,可以看到极大值点即为指跟和指尖点。除去轮廓线的起点和终点,如图 3 所示,得到 9 个这样的点,将这些点按顺序记录下来,以便于今后对掌纹图像进行精确定位,其中 4,5,6 3 个点在以后提取 ROI(感兴趣区)要用到的 3 个点。



(a) 曲率序列信号



(b) db4,8 阶离散小波变换

图 3 对于掌纹轮廓曲率的处理

Fig.3 Process for palmprint outline curvature

2.3 手掌区域定位算法

在提取过程中,需要对区域不同位置进行表达

和量化。根据以往的研究^[12],使用手掌第一,三屈肌线流出点连线建立坐标具有良好的空间位置不变性,根据这些规律,使用方向投影算法进行上述流出点的寻找,坐标系的选取可采用以下步骤:

- (1)对图片进行反色和梯度锐化(这里梯度为 13);
- (2)拉普拉斯锐化,然后对手掌图像进行二值化提取屈肌线特征;
- (3)方向投影法检出第一,三屈肌线流出手掌点,过程如下:

如图 4 所示, $f(i, j)$ 为图像中像素 (i, j) 的灰度值, $i=0,1,2, \dots, M-1; j=0,1,2, \dots, N-1$ 。其中,令投影方向与 i 轴方向成 α 角,则以图 4 图像 F 上的点 (i', j') 为原点,投影方向为 x 轴,投影法线方向为 y 轴,可以构成一个 $x-y$ 直角坐标系。这个坐标系中的点和原始图像 F 中的点存在下述对应关系:

$$i = i' + \cos(\alpha + \beta) \sqrt{x^2 + y^2}$$

$$j = j' + \sin(\alpha + \beta) \sqrt{x^2 + y^2}$$

其中, α 为投影角度, $\beta = \arctan(y/x)$ 。

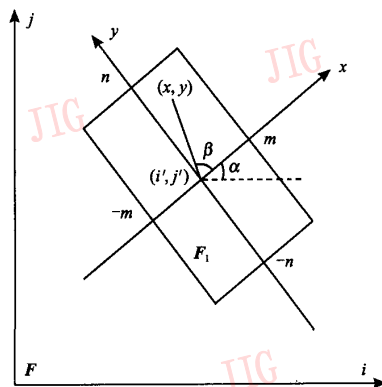


图 4 方向投影算法

Fig.4 Orient projection algorithm

在新坐标系中,取一个以原点为中心的 $m \times n$ 子图像 F_1 , m 沿 x 方向, n 沿 y 方向,这样子图像 F_1 在 x 方向上的投影定义为

$$p(y) = \sum_{x=-m/2}^{m/2} f(x, y), \quad -n/2 \leq y \leq n/2$$

对于 $m \times n$ 子图中 x 方向像素值累积最大的点,即为所寻找的屈肌线流出点。而研究发现^[13],

- (1)lifeline和 headline 通常汇聚于手掌一侧流出,从这个方向出发的累积灰度值要高;
- (2)heartline 通常从另一侧流出,故从这个方向出发的灰度累积值也肯定高;
- (3)3 条主线虽然在掌心起源的过

程中发生扭曲,但是在流出轮廓边缘的时候基本都比较规律。

基于以上原理,采用 4 个方向投影 0°、45°、

135°、180°。认为主线在局部范围内方向不变,于是在手掌轮廓附近不断选取 25 × 25 的小窗口,运用以上算法找到屈肌线流出点,提取过程如图 5 所示。



图 5 屈肌线的寻找

Fig. 5 Procedure for searching palm flow-out line

2.4 ROI 的寻找

将指跟和指尖的拐点取出,利用文献[5]中的方法选取 ROI。由于指跟和指尖的点相对位置不变,故 ROI 具有很强的旋转和位移不变性。从数十张相同实验者不同角度和位置的掌纹图像中进行提取,发现提取出来的 ROI 基本相同。这种方法的应用性在于:(1)适合于扫描仪扫描出的低质量图像;(2)掌纹角度的旋转和位移对提取出来的 ROI 影响不大;(3)放到图 4 所示方法提取出的坐标特征中,可以进一步对主线坐标进行定位。

2.5 图像的正规化

图像正规化旨在消除传感器噪声和不均匀亮度分布。这个过程用到了指纹的处理方法^[14],设图像灰度的均值和方差为 φ 和 ρ ,则改进后的灰度为

$$f'(x,y) = \begin{cases} \varphi_d + \lambda & f(x,y) > \varphi \\ \varphi_d - \lambda & \text{其他} \end{cases}$$

$$\text{其中, } \lambda = \sqrt{\frac{\rho_d \{f(x,y) - \varphi\}^2}{\rho}}$$

这里, φ_d 和 ρ_d 是期待均值和方差,根据扫描仪图像的性质,均取为常量 100。图 6 显示了对 ROI 的

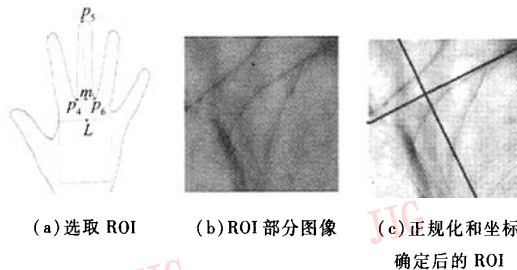


图 6 ROI 的选取和处理

Fig. 6 Selection and process of ROI

提取和在 ROI 中定位屈肌线坐标系的过程。

3 Symlets 小波理论初步提取主线

掌纹提取中,主线作为识别中最重要的特征而成为提取重点。但是,主线的提取也出现了很多瓶颈性的难题。首先,在掌纹提取的过程中手掌的非平面问题,导致了伪主线的产生;其次,在提取过程中,其他非主线线段和褶皱给主线的提取带来了很大噪声干扰;再次,用普通提取主线的方法得到的线段中间有很多分叉和断裂。为此,本文提出了一种将小波变换、形态学变换和回归分析相结合的方法。有效地改进了提取主线的质量。图 7 为该方

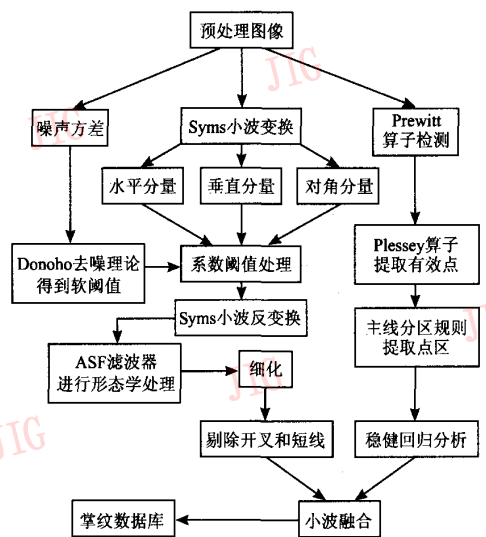


图 7 主线提取流程图

Fig. 7 Flow chart of extracting principle line

法提取主线的流程。

3.1 Symlets 小波理论

小波变换能刻画出各种不同频率分量的信号,不但能知道高频信号在时域的具体位置,又能预测时域中突变部分的频率分布。采用图像的 2 维小波变换

$$\Psi_{a,b_x,b_y}(x,y) = \frac{1}{|a|} \Psi\left(\frac{x-b_x}{a}, \frac{y-b_y}{a}\right)$$

$$W_f(a,b_x,b_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) \Psi_{a,b_x,b_y}(x,y) dx dy$$

在数值计算中,需要对小波变换的尺度因子、位移因子进行离散化,令尺度因子为

$$a = a_0^m, b = ka_0^m b_0$$

其中, $a > 1, b \neq 0, m, n$ 为整数,小波基函数为

$$h_{m,n}(x) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} h\left(\frac{1}{a_0^m} x - nb\right)$$

小波家族有很多成员,图像处理中采用最多的是

Daubechies 小波(简称 db)。db 小波没有明确表达式,但是,传递函数 h 的系数是很明确和简单的,令:

$$P(y) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k$$

于是 $|m_0(\omega)|^2 = \left(\cos^2\left(\frac{\omega}{2}\right)\right)^N P\left(\sin^2\left(\frac{\omega}{2}\right)\right)$ 。这里,

$$m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ik\omega}$$

对于 db 小波,对称性是必要的,在此之后 Daubechies 又提出了 Symlets 小波,作为对 db 小波的改进^[15],它是一种近于对称的小波,经过实验验证,Symlets 小波在掌纹特征信息表达上优于其他小波^[16],令:函数 $W = |m_0(\omega)|^2, z = e^{i\omega}, W$ 形式为 $W(z) = U(z)U\left(\frac{1}{z}\right)$,并且 z 和 $1/z$ 作为根总是成对出现的。在这里选定最具代表性的一阶 Sym8 小波作为变换方法,如图 8 所示。

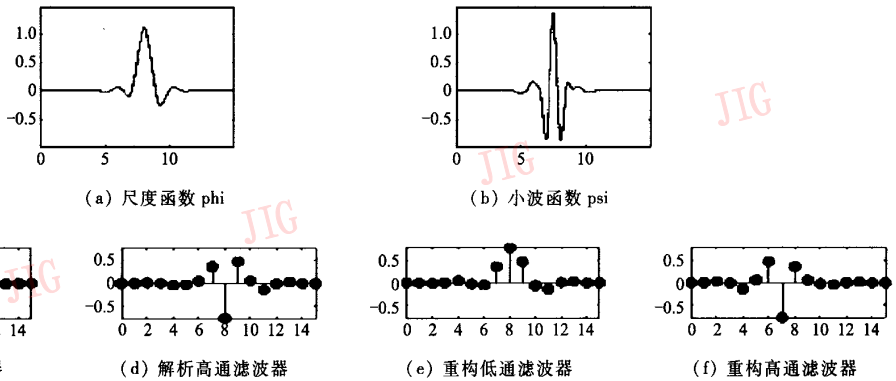


图 8 Sym8 小波基信号示意图

Fig. 8 Sym8 wavelet basis

3.2 小波域中软阈值的选定

在小波域中,要对系数进行处理,不同系数阈值的选取会对提取图像产生细节上的影响。因为掌纹图像中的细小纹线常常是不稳定的,故需要消除。在消除的过程中,选用 Donoho 去噪理论^[17],即

$$f' = \begin{cases} \text{sgn}(f) (|f| - t) & |f| \geq t \\ 0 & |f| < t \end{cases}$$

令 σ 为噪声方差, n 为图像边长(为了今后编码方便,缩放成 256×256)。此时 $t = \sqrt{2 \log(n)} \sigma / \sqrt{n}$ 。系数阈值处理后,再进行小波反变换,得到了在理想阈值下提取出来主线锥形的情景,如图 9 所示。

为了验证阈值的选取是否达到最佳效果,这里

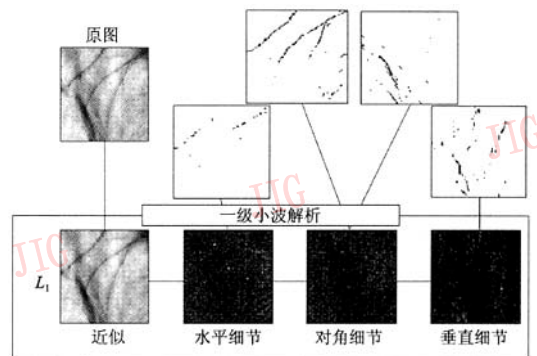


图 9 Sym8 小波,level1 分解示意图

Fig. 9 Process by Sym8 wavelet at level1

随机抽取了几组阈值进行实验,发现本方法中得到的阈值 t (本图像为 0.036) 的确达到理想效果,如图 10 所示。

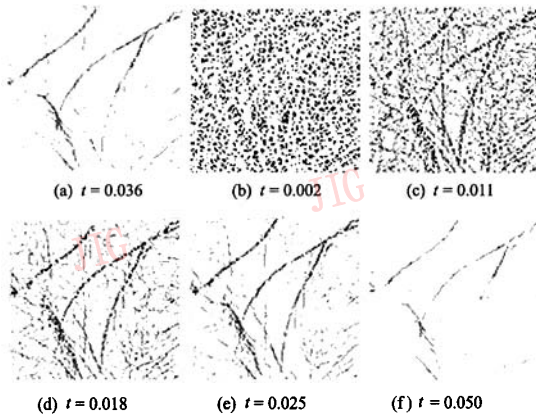


图 10 不同阈值下掌纹提取示意图

Fig. 10 Result of extracting palmprint at various threshold

3.3 基于 ASF 对提取图像的形态学变换

对于提取出的图像,需要的是连续的线性信号,但是从图 10(a)中可以看出,提取出的主线信息中混有许多伪主线和噪声点。即使在主线信号中,也出现了很多断裂点,线段各个部位粗细不均,故需要采用形态学方法进行处理。传统的形态学方法会对图像带来扭曲和齿痕,为了消除这个缺陷,Sternberg 引入了 ASF (alternative sequential filter) 形态滤波器^[18]。Schonfeld 和 Goutsias 证明出这种滤波器是在不带来外界差异信号情况下保持图像主要结构最好的方法。但是,这种滤波器的缺点在于其时间复杂性。经过计算,在一系列迭代开闭运算之后,其时间复杂度达到 n^4 。所以,这里利用了改良方法^[18]。

先将形态学基本运算做一定义:

$$\text{Dilation: } (f \oplus B)(s) = \max(f(s-x) + b(x) \mid (s-x) \in D_f \text{ and } x \in D_b)$$

$$\text{Erosion: } (f \ominus B)(s) = \max(f(s+x) - b(x) \mid (s+x) \in D_f \text{ and } x \in D_b)$$

这里, D_f 和 D_b 分别作为图像域和结构运算符。于是,开闭运算的定义是:

$$\text{开运算: } f \circ B = (f \ominus B) \oplus B$$

$$\text{闭运算: } f \bullet B = (f \oplus B) \ominus B$$

AF 和 ASF 定义为

$$AF_B(X) = (X \circ B) \bullet B$$

$$AF_B(X) = (X \bullet B) \circ B$$

$$ASF(X) = AF_{B_N} AF_{B_{N-1}} \dots AF_{B_1}(X)$$

$$B_N = B_{N-1} \oplus B_1 \quad N \geq 2 \text{ 时}$$

其中, X 为二值化图像, B 为二值化结构算子。图像形态学的 adjunction 定义为^[19]

$$\delta(Y) \subseteq X \Leftrightarrow Y \subseteq \varepsilon(X) \quad X, Y \subseteq Z^2$$

$$\varepsilon = \text{Erosion} \quad \delta = \text{Dilation}$$

根据 adjunction 定义, Soo-changpei 和 Chin-lunlai 采用了一系列推导方法改良了 ASF 算法,这里就采用 ASF V 型滤波器对结果进行滤波。其基本思路是:

$$\begin{aligned} ASF_V^B(X) &= (((((X \circ B) \bullet B) \bullet 2B) \circ 2B) \dots \circ nB) \bullet nB \\ &= X(\varepsilon \delta \delta \varepsilon \delta^2 \varepsilon^2 \varepsilon^2 \delta^2 \dots \varepsilon^n \delta^n \varepsilon^n) B \\ &= \dots \\ &= (((((X \circ B) \bullet 2B) \circ 3B) \dots \circ nB) \bullet nB \end{aligned}$$

之后,对纹线进行细化,就得到了在 ASF 滤波器下对掌纹的提取图如图 11 所示。可以看到,利用普通形态学方法得到的图像中带有明显的锯齿现象,而本方法消除了这个缺陷,在细化处理后纹线更加平滑自然。

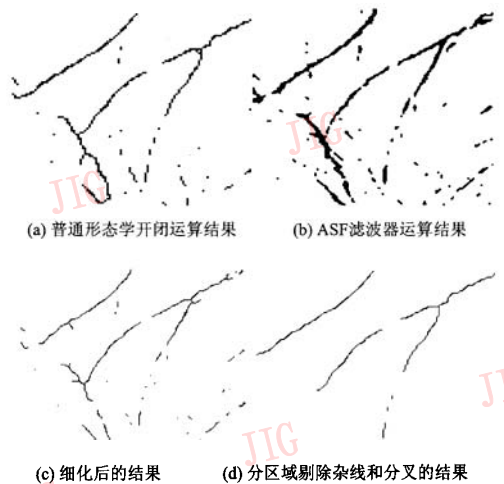


图 11 利用 ASF 和细化提取纹线效果图

Fig. 11 Extract palmline by ASF and thinning algorithm

3.4 短线的剔除和开叉的剔除

将图 10(c)中不属于主线区域的线段剔除,对于主线区域分叉部分的剔除步骤如下:

(1) 对提取出的纹线,搜索每一个尚未搜索的点 $f(x, y)$, 令 $k = \sum_{n=1}^8 f_n(x, y)$, $f_n(x, y)$ 为 $f(x, y)$ 的第 n 个方向邻域点,若 $k > 2$ 说明有分叉点,进行第 2 步的计算,否则继续搜索下一个点。

(2) 对该点各个方向进行深度优先搜索,即 8 邻域迷宫问题^[20],数组 $Depth(n)$ 为方向深度, n 为某方向。在某一方向中走一格,对应 $Depth(n) =$

$Depth(n) + 1$,如果在 n 方向没有路,则 $n = n + 1$,继续搜索下一个方向。

(3)对各个方向度量 $Depth(n)$, 如果 $Depth(n) < T$,则剔除该方向的线段。

(4)如果在搜索中回到原来的线,说明产生了起迄点相同的重复路径,则新路径予以剔除。

(5)回到第 1 步进行下一个点的处理。

(6)最后,根据主线的纹理特征(这里指右手,左手跟它相反),计算每条线段的起末点,将倾角大于 90° 的剔除。

从图 11 可以看到,经剔除得到的主线有效地消除了噪声,但是,由于掌纹采集时的非平面性,主线经常是断裂出现的,为了弥补这些断裂区域,在此引入回归分析和小波融合理论,将断裂的主线进行修补。

4 主线的修复和重建过程

4.1 利用 Plessey 算子提取兴趣点

基于回归分析理论,需提取主线附近一系列重要特征点,以此来重建主线,这是因为散布的点特征具有一定优势^[21]。但是首先需要对原始图像进行 Prewitt 算子的处理,以提取感兴趣的特征纹线,在这些特征纹线中,有所需的特征点。根据这些点结合回归分析进行线段重建。特征点需要满足以下条件:

(1)具有代表性和明显性,反映拐点、边界点和角点。

(2)为了减少回归分析中的计算复杂度,引入的点应该是以最少的数量换取最多的特征。

(3)尽可能少地反映噪声特性。

根据 You 等人的证明,Plessey 算子是可行的。Plessey 是基于高斯分布的边界提取算子^[22],经证明具有很好的检测效果和稳定性。以下是 Plessey 算子在本图像中的实现过程:

(1)计算图像在每一个 $f(x, y)$ 的一阶梯度和二阶梯度,分别记做 $f_x(x, y), f_y(x, y), f_{xx}(x, y), f_{yy}(x, y)$;

(2)计算梯度乘方 $f_x^2(x, y), f_y^2(x, y), f_{xx}^2(x, y), f_{yy}^2(x, y)$;

(3)计算某一点的边界高斯分布值:

$$\Delta(x, y) = \frac{I_x^2(x, y)I_{yy}^2(x, y) - I_y^2(x, y)I_{xx}^2(x, y)}{(I_x^2(x, y) + I_y^2(x, y))^2}$$

$$K(x, y) = G(\delta, x, y) * \Delta(x, y)$$

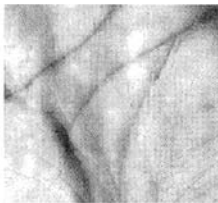
此时取方差 $\delta = 1.0$;

(4)计算边界点的度量系数:

$$\nabla = I_x^2(x, y)I_{yy}^2(x, y) + I_y^2(x, y)I_{xx}^2(x, y) - K(x, y)(I_x^2 + I_y^2)^2$$

(5)设定阈值 t ,对于每个局部 $\nabla(x, y)$,如果其大于 t ,则 (x, y) 为边界点,输出所有的边界点。

(6)对得到的所有边界点,用原来提取的断裂主线延伸一定区域,则划进这个区域的点就是放入回归分析中的点。于是,如图 12 所示,依次得到 heartline, headline, lifeline 的所属点区。



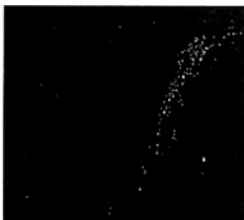
(a) 待提取图像



(b) 经过 prewitt 算子处理后



(c) Plessey 算子提取后依据主线区域延伸所得点区



(d) lifeline 的点区



(e) heartline 的点区



(f) headline 的点区

图 12 Plessey 算子提取特征点结果图

Fig. 12 Result of extracting feature point via Plessey operator

4.2 回归分析重建主线

对于上面得到的点区,用回归分析的方法重建这些点。而根据点区的分布。某些点纵坐标过大,将会导致在计算中的 Vandermonde 行列式变换产生问题,解决的方法之一是使数据标准化。在此用到数据的标准化处理方法:

$$y'_i = (y_i - \sum_{i=1}^n y_i/n) / \sigma(y), \sigma(y) \text{ 为 } y \text{ 的标准差}$$

下述重建主线方法基于回归分析理论,目的是在特征点集合中重建曲线,由于掌纹主线提取对精度的要求很高,所以这里选择稳健回归^[23](Robust regression)。与最小二乘法相比,稳健回归可以降低预测过程中的 RMS 错误^[23]。在本实验中,采用以下步骤原理:

4.2.1 M 估计

M 估计的目标函数为 $\min \sum \rho(r_i)$, 条件为

$$(1) \psi(0) = 0 \quad \text{当 } x > 0 \text{ 时, } \psi(x) > 0, \\ \text{当 } x < 0 \text{ 时, } \psi(x) < 0;$$

$$(2) \lim_{x \rightarrow \infty} \frac{\psi(x)}{x} = 0.$$

4.2.2 利用 sigmoid 函数构造导函数

$$\text{构造的导函数为 } \psi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} - 0.5$$

之后迭代回归参数:

$$\mathbf{a}^{(k+1)} = [\mathbf{X}^T (\mathbf{W}^{(k+1)})^2 \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{W}^{(k+1)})^2 \mathbf{y}$$

$$(w_i^{(k+1)})^2 = \psi(r_i^{(k)} / s^{(k)}) / (r_i^{(k)} / s^{(k)})$$

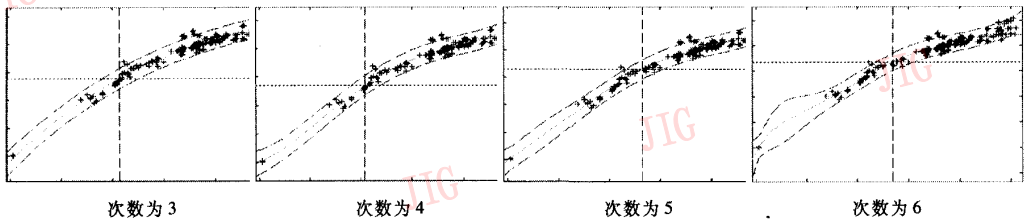
$$s^{(k)} = \text{median}(|r_i^{(k)}|)$$

$$r_{i \text{ 新}} = \begin{cases} 1.5 \times \text{median}(r_i) \times \text{sign}(r_i) & |r_i| \geq 1.5 \times \text{median}(r_i) \\ r_i & |r_i| < 1.5 \times \text{median}(r_i) \end{cases}$$

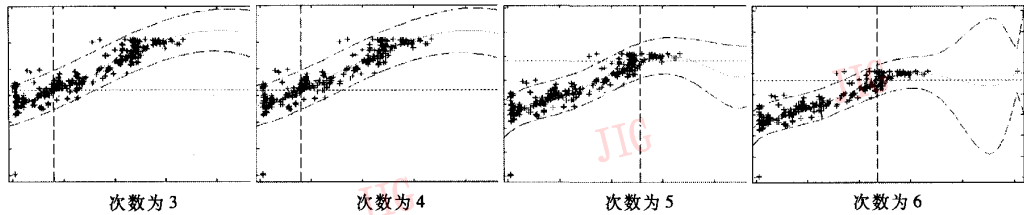
此处 $\mathbf{a}^{(k+1)}$ 是加权最小二乘估计的解析值, $(\mathbf{W}^{(k+1)})^2$ 为加权系数矩阵, \mathbf{y} 为混合量测矢量。

4.2.3 将离散点信息放入模型

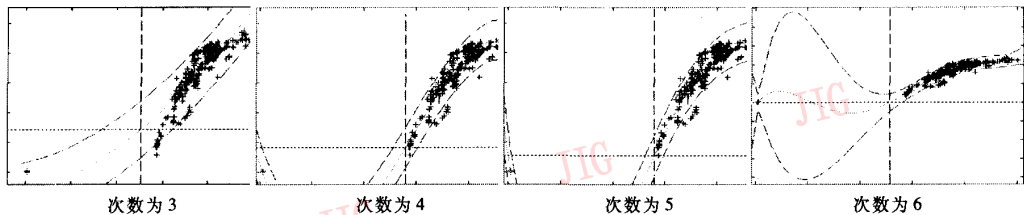
采用稳健回归的方法,将采集到的主线特征点放入模型。如图 13,重建曲线上上下下是 95% 置信度下的置信区间,以 lifeline 为例,可以看到,随着多项式次数的升高,重建精确度逐渐增高。模型为 4 次的



(a) heartline 重建图像



(b) headline 重建图像



(c) lifeline 重建图像

图 13 稳健回归重建主线

Fig. 13 Reconstruct principle line via robust regression

时候,重建效果是最好的,上下置信区间距离相近而且轨迹相似,说明在重建过程中不确定性较少。所以,在此遵循一个原则,利用尽量高的次数,重建出最精确的主线。但是,并不意味着次数的升高会带来越来越好的重建图像,可以看到次数为 5 的时候,重建效果退化了,上下置信区间在点区的周围贴近程度还较好,但是,在点区以外部分,置信区间呈现了不稳定的离向分布,并且,随着次数的再次升高离向分布越来越明显,说明带来的不确定性增加了。

一定数量的点区总是含有一定量的主线信息,只有在适合次数的回归模型中才能够达到最好的重建效果,高次数的回归模型超过了点区的信息量负荷,所以带来了过拟合现象。反而降低了重建精度。

将 heartline, headline, lifeline 的点区分别放入模型,于是得到了最佳的回归多项式次数: heartline 为 3, headline 为 5, lifeline 为 4。将这 3 条主线的重建图像放入原图,根据 3.4 节中得到的主线断裂区域的长度,截除多余的线段,得到完整的主线重建图像。

但是,这样重建的图像太过于数学化和僵硬化,局部不能符合实际掌纹主线的特征。3.4 节中得到的主线是真实情景的反映,但是缺点在于断续性。于是,将两种图像的优点综合,用小波融合理论得到真实完整的主线。

4.3 小波融合理论重建主线

小波融合理论^[24]是基于两幅图像进行 Mallat 变换后按照规则融合的多分辨率小波分析。采用如图 14 员辽阔所示的方法对断裂图 A 和重建图 B 进行融合。在融合方法中,遵循了如下步骤:

- (1) 对于 Mallat 变换后的分块图像分别计算其均值和方差;
- (2) 分别确定每个子块图像的加权系数 k_1, k_2 , 如果 A 图像方差大于 B, 则 $k_1 > k_2$, 否则 $k_2 > k_1$;
- (3) 计算每个子块图像的数据融合数值

$$F(x, y) = k_1 \times A(x, y) + k_2 \times B(x, y)$$

- (4) 重复步骤 1 ~ 3, 计算全部子块图像的融

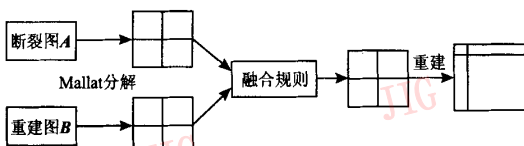


图 14 小波融合理论原理

Fig. 14 Principle of wavelet fusion theory

合值。

5 实验结果

实验中采用图像均为 256 级灰度图像,由于预处理中的定位算法,该实验不需要传统采集掌纹的固定装置,实验者可以依据自己舒适的姿势进行放置。并且可进行旋转、移位,但是要保证手掌平面尽量贴近扫描仪。对于同一副掌纹图像,和其他文献中的算法提取结果对比如图 15 所示,可以看到,文献[4]结果中混有很多非主线褶皱,且提取的线段是断续的,线段连接部位对于提取结果造成严重的影响;文献[5]将主线和褶皱的分辨率放在一个等级中提取出来,提取的特征主要是为了编码表达,线段特征并不明显;文献[6]结果中还是混有一些伪主线;文献[7]中有很多断裂区域,提取结果仍然对噪声具有较强的敏感性,最重要的是该方法没有将主线完整地分离出来;文献[8]将按压时的凹陷当成主线提取出来,并且提取的主线含有许多分叉;文献[9]中过多的掌纹分区原则和特征点检测带来了不确定性的增加,而本方法有 3 个优点:(1)避免了由乳突纹和褶皱造成的干扰噪声;(2)线段平滑而自然,符合人类掌纹生长分布规律;(3)对冗余信号进行过滤和对主信号恢复增强,仅提取具有主线分辨率的图像,避免了传统提取方法的盲目性。

对经本方法扫描和预处理的 3 组掌纹,每组 50 个进行主线提取,如图 16 所示,可以看到掌纹主线

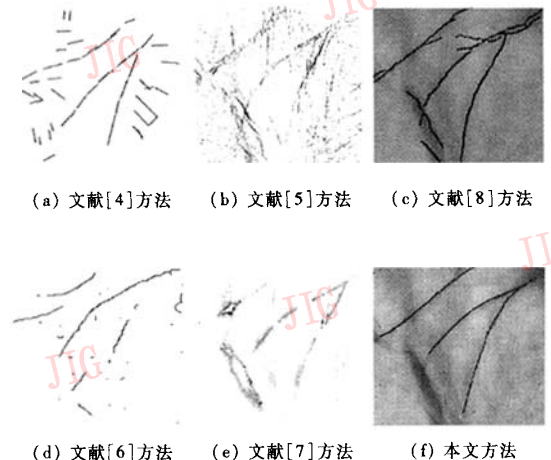


图 15 各算法的比较

Fig. 15 Comparison with other algorithm

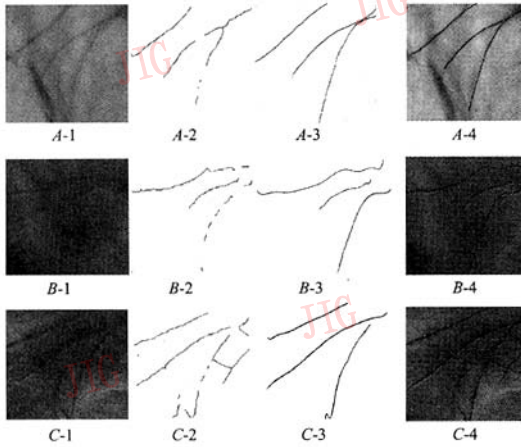


图 16 小波融合后提取的掌纹主线

Fig. 16 Final result for extracting principle line

注: A, B, C 分别为 3 个掌纹种群的代表图像, 每行图像 1 代表我们选取的 ROI, 2 代表 Symlets 小波算法提取的主线, 3 代表回归分析重建的主线, 4 代表小波融合后提取的主线图。

信息均清晰可见, 且具有很好的连续性, 可以为编码工作提供更加有效的手段和高精度的特征信息, 也可以为掌纹的分类, 皮纹学研究掌纹和疾病的关系提供有效的依据。

6 结 论

提出了一种基于小波理论和稳健回归提取掌纹主线的方法, 该方法的优点在于采用普通的光学扫描仪直接采集掌纹图像, 之后对预处理掌纹利用小波变换理论初步提取主线, 再采取特征点回归分析的方法对初步提取的结果进行修复重建, 最后结合小波融合方法得到提取后的主线。实验结果表明, 该方法有效地避免了提取过程中的噪声干扰, 提取出的主线自然而平滑, 更加符合人类掌纹的自然生长和分布规律。本方法将主线特征清晰地表现出来, 尤其适合临床专家的诊断和皮纹学专家的分类工作, 但由于遗失了一些本身就存在的主线分叉和断裂特征, 对识别率会造成较大的影响, 故进行身份识别验证时, 不需要剔除分叉和弥补断裂的过程。

参考文献 (References)

- 1 Barbara Gengler. The future of palmprint [J]. Network Security, 1999, 12(3): 5 ~ 6.
- 2 Arun Ross, Anil Jain. Information fusion in biometrics [J]. Pattern

- Recognition Letters, 2003, 24(13): 2115 ~ 2125.
- 3 Wang Y K. Dermatoglyphics and Clinic [M]. Beijing: World Publishing Co. Ltd, 1999: 3 ~ 4.
- 4 Zhang Da-peng, Shu Wei. Two novel characteristics in palmprint verification [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(4): 691 ~ 702.
- 5 Han Chin-chuan, Cheng Hsu-liang, Lin Chih-lung. Kuo-Chin Personal authentication using palm-print features [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 371 ~ 381.
- 6 Dai Qing-yun, Yu Ying-lin. A line feature extraction method for online palmprint images based on morphological wavelet [J]. Chinese Journal of Computer, 2003, 26(2): 234 ~ 239. [戴青云, 余英林. 一种基于形态小波的在线掌纹的线特征提取方法 [J]. 计算机学报, 2003, 26(2): 234 ~ 239.]
- 7 Wang Tao, Li Wen-xin, Zhao Wei-nan, et al. A new palmprint identification method based on wavelet transformation [A]. In: The 4th Chinese Conference on Biometric Recognition [C], Beijing, China, 2003: 105 ~ 109. [王涛, 李文新, 赵蔚楠等. 一种基于小波变换的掌纹识别新方法 [A]. 见: 第四届中国生物识别学术会议 [C], 北京, 2003: 105 ~ 109.]
- 8 Wu X, Wang K, David Zhang. A novel approach of palm-line extraction [A]. In: Proceedings of the Third International Conference on Image and Graphics [C], Hongkong, 2004: 230 ~ 233.
- 9 Wu Xiang-qian, Zhang David, Wang Kuan-quan, et al. Palmprint classification using principal lines [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 1987 ~ 1998.
- 10 Lim Jae S. Two-Dimensional Signal and Image Processing [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1990: 536 ~ 540.
- 11 Gonzalez Woods. Digital Image Processing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002: 489 ~ 492.
- 12 Li Wen-xin, Zhang David, Xu Zhuo-qun. Image alignment based on invariant features for palmprint identification [J]. Image Communication, 2003, 18(5): 373 ~ 379.
- 13 Shu Wei, Gang Rong, Zhao Qi-bian. Automatic palmprint verification [J]. International Journal of Image and Graphics, 2001, 1(1): 135 ~ 151.
- 14 Lin Hong, Wan Yi-fei, Anil Jain. Fingerprint image enhancement algorithm and performance evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777 ~ 789.
- 15 Ingrid Daubechies. Ten lectures on wavelets [A]. In: CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics [C], Philadelphia, 1994: 198 ~ 202, 254 ~ 256.
- 16 Su Xiao-sheng, Lin Xi-rong. Palmprint feature extraction based on wavelet transformation [J]. Journal of Tsinghua University (Sci&Tech), 2003, 43(8): 1049 ~ 1051. [苏晓生, 林喜荣. 基于小波变换的掌纹特征提取 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2003, 43(8): 1049 ~ 1051.]
- 17 Xie Jie-cheng, Zhan Da-li, Xu Wen-li. Overview on wavelet image denoising [J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(3): 209 ~ 217. [谢杰成, 张大力, 徐文立. 小波图象去噪综述 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(3): 209 ~ 217.]
- 18 Soo-Chang Pei, Chin-Lun Lai. An efficient class of alternating

- sequential filters in morphology [J]. *Graphic Models and Image Processing*, 1997, **59**(2): 109 ~ 116.
- 19 Heijmans. A new class of alternating sequential filters[A]. In: *IEEE Workshop Conference on Nonlinear Signal and Image Processing[C]*, Zakopane, Poland, 1995: 30 ~ 33.
- 20 Mark Allen Weiss. *Data Structures and Algorithm Analysis in Computer[M]*. Redwood City, CA, USA: The Benjamin Cummings Publishing Co, Inc. 1993: 105 ~ 190.
- 21 Jane-You, Bhattacharya P. A Wavelet-based coarse-to-fine image matching scheme in a parallel virtual machine environment[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2000, **9**(9):1547 ~ 1559.
- 22 Zheng Zhi-qiang, Wang Han, Eam Khwang Teoh. Analysis of gray-level corner detection [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1999, **20**(2): 149 ~ 162.
- 23 Liang Yi-zeng. *White Grey and Black Multicomponent System and Their Chemometric Algorithms [M]*. Hunan Publishing House of Science and Technology, 1996, **22**:294 ~ 299.
- 24 Wang Wen-jie, Tang Pin, Zhu Chong-guang. An image fusion algorithm based on wavelet trasformation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2001, **6**(11):1130 ~ 1135. [王文杰, 唐婷, 朱重光. 一种基于小波变换的图象融合算法[J]. *中国图象图形学报*, 2001, **6**(11):1130 ~ 1135.]