

基于 Gaussian-Hermite 矩的指纹奇异点定位*

王 林⁺, 戴 模

(Institute EGID-Bordeaux 3, University of Michel de Montaigne-Bordeaux 3, 33607 Pessac, France)

Localization of Singular Points in Fingerprint Images Based on the Gaussian-Hermite Moments

WANG Lin⁺, DAI Mo

(Institute EGID-Bordeaux 3, University of Michel de Montaigne-Bordeaux 3, 33607 Pessac, France)

+ Corresponding author: Phn: +86-851-3610156, E-mail: wanglingz@yahoo.com.cn, <http://www.egid.u-bordeaux.fr>

Wang L, Dai M. Localization of singular points in fingerprint images based on the Gaussian-Hermite moments. *Journal of Software*, 2006,17(2):242-249. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/242.htm>

Abstract: In most fingerprint classification and identification algorithms, extracting the number and precise location of singular points (core and delta) is of great importance. In this paper, an adaptive algorithm for singular points detection is proposed, which is based on the behavior of Gaussian-Hermite moments. In order to detect singular point accurately, the distribution of Gaussian-Hermite moments of different orders of the fingerprint image in multiple scales is used. A PCA-based (principal component analysis) method is used to analyze the distribution of Gaussian-Hermite of fingerprint image. Experimental results show that the proposed algorithm is able to locate singular points in fingerprint with high accuracy.

Key words: fingerprint; singular point; Gaussian-Hermite moments; coherence; multiple scales

摘 要: 在指纹分类和识别算法中,提取的奇异点(core 点和 delta 点)数目和奇异点的准确位置是非常重要的。介绍了一种基于 Gaussian-Hermite 矩分布属性的自适应指纹奇异点定位方法,为了准确地确定奇异点,用到了指纹图像在多种尺度下的不同阶 Gaussian-Hermite 矩分布,并用一种基于主分量分析(principal component analysis, 简称 PCA)的方法分析指纹图像的 Gaussian-Hermite 矩分布。实验结果表明,该算法能够准确地确定奇异点位置。

关键词: 指纹;奇异点;Gaussian-Hermite 矩;一致性;多尺度

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

近年来,指纹被广泛用于个人身份识别上,很多指纹分类和识别算法都是建立在提取的指纹奇异点上。所以,准确、可靠地检测奇异点的位置,对于自动指纹识别系统有着重要的意义。

指纹图像是由脊线和谷线组成的方向纹理模式。奇异点是指纹最重要的全局特征,奇异点的数目和准确位置常被用来对指纹进行分类和标注。奇异点被定义为脊线曲率最高的点,在有奇异点的地方,脊线方向变化迅速^[1,2]。图 1 是一对典型的 core 点和 delta 点。

有很多文献介绍了确定奇异点的方法。这些方法有:基于神经网络的方法^[3]、基于方向场局部能量的方法^[4]、基于方向场两相邻区域的正弦值比率的方法^[5]、基于计算 Poincare index 的方法^[1,6-10]等。在这些方法中,

* Received 2004-09-28; Accepted 2005-07-11

基于 Poincare index 的方法被广泛地用来提取奇异点,Poincare index 是通过计算围绕一个点的逆时针封闭曲线上的方向改变累积量来获得,对于 core 点和 delta 点而言,其 Poincare index 的取值分别为 1/2,-1/2 而对于一个普通点来说,其 Poincare index 的取值为 0.虽然 Poincare index 提供了一种提取奇异点的手段,但如何有效地计算方向改变累积量归结到如何选择一条最佳大小和最佳形状的封闭曲线,一条较短的曲线会导致伪奇异点,而一条较长的曲线则可能会丢失真实的奇异点.此外,用这种方法并不能准确地确定奇异点的位置.

在文献[11]中,复数滤波器被用于多分辨方向场中来提取奇异点,尽管这种方法可用于较精确地确定奇异点位置,但当一个 core 点和一个 delta 点很靠近时,这种方法并不能区分它们.另外,在这种方法中提取奇异点的门限值也不容易确定.

针对前面文献中存在的问题,本文提出了一种基于 Gaussian-Hermite 矩分布属性的指纹奇异点定位方法,为了准确地确定奇异点,我们用到了指纹图像在多种尺度下的不同阶 Gaussian-Hermite 矩分布,一种基于主分量分析(principal component analysis,简称 PCA)的方法被用来分析指纹图像的 Gaussian-Hermite 矩分布.我们的算法能够较精确地确定出奇异点的位置.

本文第 1 节介绍 Gaussian-Hermite 矩.第 2 节分析指纹图像中的 Gaussian-Hermite 矩分布属性.第 3 节给出基于 Gaussian-Hermite 矩分布的奇异点定位方法.第 4 节给出一些实验结果和与其他方法的比较结果.第 5 节是结论.

1 Gaussian-Hermite 矩(Gaussian-Hermite moments)

矩(如几何矩和正交矩)被广泛用于模式识别、图像处理、计算机视角和多决策分析中.在带有噪声的图像中,平滑正交矩被用来更好地表示图像特征.不像通常所用的几何矩,正交矩用正交多项式或更复杂的正交函数作为其变化核,关于对不同矩的详细描述可以在文献[12]中找到.

给定一个高斯平滑函数 $g(x, \sigma)$:

$$g(x, \sigma) = (2\pi\sigma^2)^{-1/2} \exp(-x^2 / 2\sigma^2).$$

信号 $S(x)$ 的 n 阶平滑 Gaussian-Hermite 矩被定义为

$$M_n(x, S(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} B_n(t)S(x+t)dt, \quad n = 0, 1, \dots \tag{1}$$

这里, $B_n(t) = g(t, \sigma)P_n(t/\sigma)$, 其中 $P_n(t) = (-1)^n \exp(t^2)(d^n / dt^n) \exp(-t^2)$.

类似地,二维图像的 (p, q) 阶 Gaussian-Hermite 矩可以定义为

$$M_{p,q}(x, y, I(x, y)) = \iint_{-\infty}^{\infty} G(t, v, \sigma)H_{p,q}(t/\sigma, v/\sigma)I(x+t, y+v)dt dv \tag{2}$$

这里, $G(t, v, \sigma)$ 是二维高斯函数,其中 $H_{p,q}(t/\sigma, v/\sigma)$ 被称为二维 (p, q) 阶 Hermite 多项式:

$$H_{p,q}(t/\sigma, v/\sigma) = H_p(t/\sigma)H_q(v/\sigma).$$

显然,二维 (p, q) 阶 Gaussian-Hermite 矩可分离为一维矩来计算.

此外,为了表示 Gaussian-Hermite 矩的强度,Gaussian-Hermite 矩能量被定义如下^[13]:

$$E_{p,q}(x, y) = (M_{p,q}(x, y, I(x, y)))^2 \tag{3}$$

在文献[12]中,Shen 仔细分析了 n 阶 Hermite 多项式.他指出: $H_n(x)$ 有 n 个不同实根,因此,Gaussian-Hermite 基函数 $g(x, \sigma)H_n(x/\sigma)$ 也将有 n 个不同的实根.所以,用不同阶的 Gaussian-Hermite 矩可以有效地分解基于不同模式的图像特征.图 2 表示了 Gaussian-Hermite 矩基函数的空间属性.

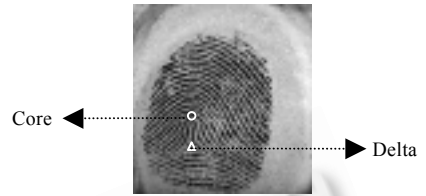


Fig.1 Singular points in a fingerprint
图 1 指纹中的奇异点

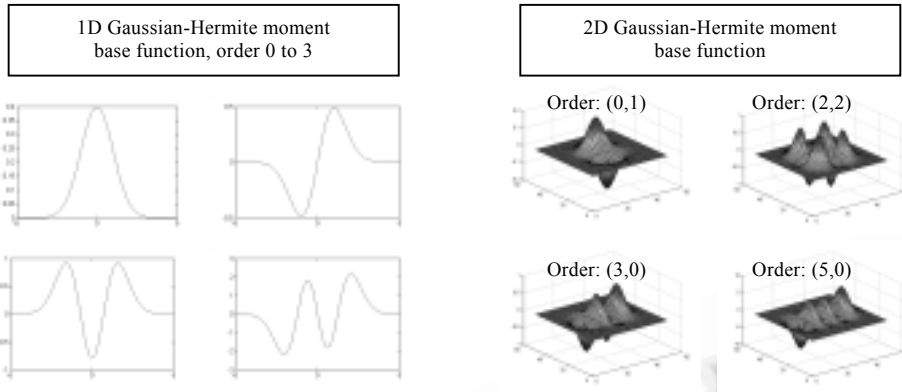


Fig.2 Spatial behavior of Gaussian-Hermite moments base functions

图 2 Gaussian-Hermite 矩基函数的空间属性

从图 2 我们可以看出,随着 Gaussian-Hermite 矩基函数阶数的增加,Gaussian-Hermite 矩基函数在空域中的振动次数也随之增加,这意味着较高阶的 Gaussian-Hermite 矩在频域中将包括更高的频率.从频谱分析的角度来看,Gaussian-Hermite 矩可以有效地分辨不同频带的信号特征,也就是说,不同阶的 Gaussian-Hermite 矩核可以用来刻画不同的空间模式.图 3 显示了 Gaussian-Hermite 矩基函数的频域特性.

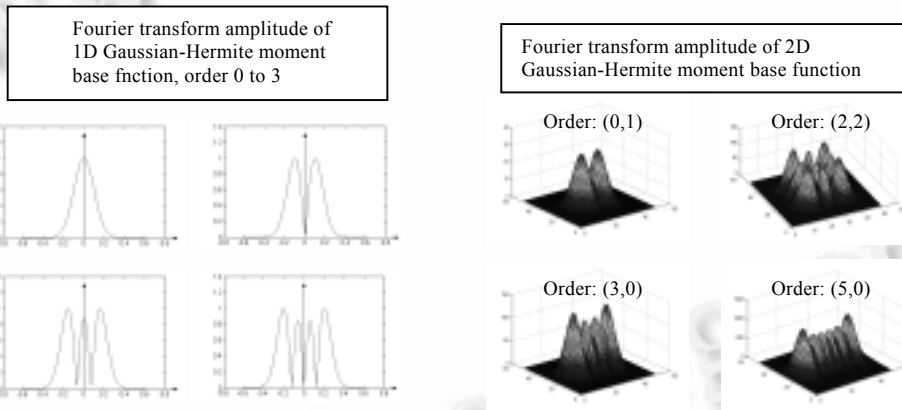


Fig.3 Frequency domain behavior of Gaussian-Hermite moments base functions

图 3 Gaussian-Hermite 矩基函数的频域属性

事实上,Gaussian-Hermite 矩是高斯滤波器不同阶微分的线性组合对信号滤波的结果,由于在模式识别中,微分被广泛用来进行图像表示,而指纹图像是由脊线和谷线交替组成的方向纹理模式,指纹的奇异点可以看成是不同的模型.这就是我们之所以用 Gaussian-Hermite 矩能更好地提取指纹奇异点的原因.

由于在指纹图像中,脊线宽度一般是 3~12 个像素点,也就是说脊线的主要频率在 0.08~0.4 之间,由图 3 可以看出,用不大于 3 阶的 Gaussian-Hermite 矩就可以刻画指纹图像的主要特征.此外,由于在偶阶矩中有一个低通滤波项(如图 3 左下图所示),其对指纹图像的描述不是很理想.所以,我们在选择矩的阶数时,不能全取成偶数,通过实验我们选择了 4 个矩来刻画指纹图像的特征,这 4 个矩的阶分别为(1,0),(0,1),(3,0)和(0,3),其中,(1,0)和(3,0)阶矩主要用于刻画特征的水平分量,而(0,1)和(0,3)阶矩则用于刻画特征的竖直分量,在下一节中,我们将讨论如何用这些矩来描述指纹图像的特征.

2 指纹图像中的 Gaussian-Hermite 矩分布属性

在指纹图像的一个局部区域,指纹可以看成是一个脊线和谷线近似平行的结构,因此在一个局部指纹区域,

方向一致性高;指纹区域或一个奇异点区域,方向一致性低.上一节我们已经分析了可以用不大于 3 阶的 4 个矩来描述指纹图像的特征,我们取 4 个不同阶的 Gaussian-Hermite 矩作如下定义:

$$\begin{cases} M_u(x, y) = \lambda M_{1,0}(x, y, I(x, y)) + (1-\lambda)M_{3,0}(x, y, I(x, y)) \\ M_v(x, y) = \lambda M_{0,1}(x, y, I(x, y)) + (1-\lambda)M_{0,3}(x, y, I(x, y)) \end{cases} \quad (4)$$

这里, $\lambda(0 < \lambda < 1)$ 是不同阶的 Gaussian-Hermite 矩的联合权重系数.这样,对指纹图像的每一个点 (x, y) ,我们都可以通过式(4)获得一个特征矢量 $[M_u, M_v]^T$.图 4 展示了指纹图像不同区域的 $[M_u, M_v]^T$ 分布,其中(a)为一般指纹区域,(b)为奇异点区域,(c)为背景区域.

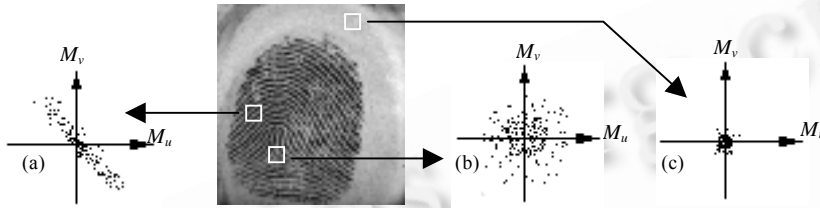


Fig.4 Distribution of $[M_u, M_v]^T$ in different areas of fingerprint image (Size of window is 32×32)

图 4 指纹图像不同区域的 $[M_u, M_v]^T$ 分布(窗口大小为 32×32)

如图 4 所示,在一个指纹区域, $[M_u, M_v]^T$ 是沿着垂直于脊方向分布的,而在一个奇异点区域, $[M_u, M_v]^T$ 则均匀分布在各个方向上.因此,用 $[M_u, M_v]^T$ 的这种分布属性,能够准确地确定奇异点及其位置.

我们用主分量分析方法来分析 $[M_u, M_v]^T$ 的分布属性, $[M_u, M_v]^T$ 的协方差矩阵 C_M 由下式给出:

$$C_M = \begin{bmatrix} \sum_w (M_u - m_u)^2 & \sum_w (M_u - m_u)(M_v - m_v) \\ \sum_w (M_u - m_u)(M_v - m_v) & \sum_w (M_v - m_v)^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

这里, $m_u = \frac{1}{n \times n} \sum_w M_u$ 和 $m_v = \frac{1}{n \times n} \sum_w M_v$, w 是 $n \times n$ 的窗口.

设 λ_1, λ_2 是协方差矩阵 C_M 的两个特征值,它们确定了二维联合概率密度函数的椭圆等值线的长半轴和短半轴.当 $\lambda_1 \gg \lambda_2$ 时, $[M_u, M_v]^T$ 的分布主要是沿着长轴方向分布,也即沿着垂直于脊线的方向分布,而在一个噪声区域或一个奇异点区域, λ_1 和 λ_2 的值很接近.因此,我们定义 $[M_u, M_v]^T$ 的分布一致性 coherence 如下:

$$coherence = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{\sqrt{\left(\sum_w (M_u - m_u)^2 - \sum_w (M_v - m_v)^2\right)^2 + 4\left(\sum_w (M_u - m_u)(M_v - m_v)\right)^2}}{\sum_w (M_u - m_u)^2 + \sum_w (M_v - m_v)^2} \quad (6)$$

图 5(c)是指纹图像图 5(a)经背景分割后求出的 coherence 图像(作为灰度图显示,白的表示值为 1,黑的表示值为 0).

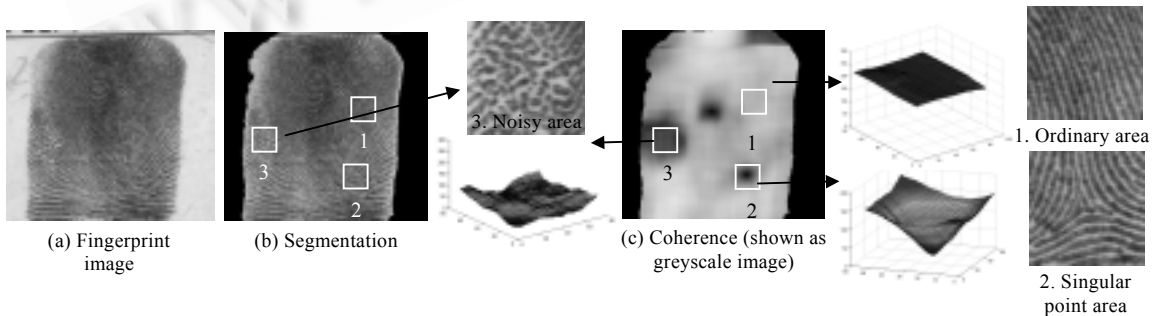


Fig.5 Images function of coherence in different area of fingerprint

图 5 指纹图像各区域 coherence 的空间结构

我们对指纹图像各区域的 coherence 值作如下分析:

(1) 一般指纹区域:由于指纹的脊线是沿着某一个方向近似平行地分布,因而 $[M_u, M_v]^T$ 基本上是沿着垂直于脊的方向分布,从而协方差矩阵 C_M 的一个特征值 λ_1 远远大于另一个特征值 λ_2 ,由式(6)可知,coherence 值都较大.

(2) 奇异点区域:由于奇异点是脊线弯曲最大处的点或几个脊线方向汇聚的点,不论在该点处窗口取多大, $[M_u, M_v]^T$ 都不是沿某一方向分布,因而协方差矩阵 C_M 的两个特征值的差值 $\lambda_1 - \lambda_2$ 较小,所以奇异点处的 coherence 值很小.而随着距奇异点的距离的增加,由于方向一致性越来越明显,对应的值也逐渐增大.因此,奇异点区域的 coherence 的三维表示形如一个倒置的圆锥面(如图 5(c)右下所示),顶点处即是奇异点的位置,也就是说,奇异点处的值明显比周围点的值都低,其构成了一个明显的局部最小值.

(3) 噪声区域:对于较大的噪声区域,不论取较小窗口还是较大窗口计算,由于 $[M_u, M_v]^T$ 基本上是均匀分布在各个方向上,所以整个区域的 coherence 值都很小,因而对每一个点而言,其 coherence 值与周围点的值相差都很小,从而不能构成一个明显的局部最小值.而对于较小的噪声区域,当计算窗口取较大时,得到的 coherence 值明显增大,同样也不能构成一个明显的局部最小值.

从上面分析,用 Gaussian-Hermite 矩分布的一致性可以较好地确定奇异点.下一节,我们将对提取奇异点的算法作具体描述.

3 算法描述

3.1 指纹图像的背景分割

指纹图像背景分割的目的是避免在背景区域中提取错误的奇异点.由于指纹是由明暗相间的脊线和谷线组成的纹理结构,因此,在指纹区域,图像的灰度变化激烈,对应的 Gaussian-Hermite 矩能量很高,而在背景区域,灰度变化平缓,对应的 Gaussian-Hermite 矩能量很低.在文献[13]中,我们给出了一种基于矩能量的指纹图像分割算法,图 5(b)显示了由矩能量分割图 5(a)的结果,指纹图像的背景和前景被很好地分割.

3.2 奇异点的确定

3.2.1 多尺度的 coherence

在计算 coherence 的式(6)中,窗口大小将影响 coherence 的值.一方面,用较大的窗口可降低噪声的影响,但当两个奇异点相距很近时,容易丢失一个奇异点,另一方面,较小的窗口对噪声敏感.因此,用多尺度的 coherence 提取奇异点比用单尺度的更加鲁棒和准确.我们的提取奇异点算法是从较大尺度开始,在较小尺度精化,较大尺度的结果指导较小尺度中的奇异点提取.在我们的算法中,用到了 3 种尺度的 coherence 表示(记为 c_1, c_2, c_3),这 3 种尺度选用的窗口大小分别是 $64 \times 64, 32 \times 32$ 及 16×16 .图 6 显示了这些尺度的 $c_k(k=1,2,3)$.

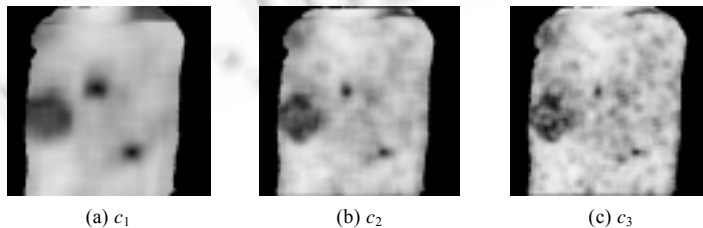


Fig.6 Coherence for three scales ($c_k, k=1,2,3$)

图6 3种尺度下的coherence($c_k, k=1,2,3$)

3.2.2 奇异点的精确定位

为了找到可能的奇异点位置, c_1 的局部最小值被提取,奇异点更准确的位置是在较小尺度层中搜索,较低层中的搜索被限制在较高层中得到的以局部最小值为中心的窗口中进行.我们算法的主要步骤如下:

- (i) 在 c_1 搜索局部最小值,如果 $c_1(x_i, y_i)$ 是局部最小值,它的位置 $P_{1i}(x_i, y_i)$ 被记下;如果没有局部最小值,则没有

奇异点存在,结束搜索过程.

- (ii) c_2 局部最小值的搜索被限制在以 $P_{1i}(x_i, y_i)$ 为中心、大小为 $(2l_1+1) \times (2l_1+1)$ 的窗口中进行,如果 $c_2(x_i, y_i)$ 是局部最小值,它的位置 $P_{2i}(x_i, y_i)$ 被记下;如果在这个窗口中无局部最小值,则奇异点位置以 $P_{1i}(x_i, y_i)$ 位置标记.
- (iii) 在 c_3 中,搜索是在以 $P_{2i}(x_i, y_i)$ 为中心、大小为 $(2l_2+1) \times (2l_2+1)$ 的窗口中进行的.在这个窗口中,如果 $c_3(x_i, y_i)$ 是局部最小值,则奇异点位置以 $c_3(x_i, y_i)$ 的位置标记;否则,奇异点位置以 $P_{2i}(x_i, y_i)$ 的位置标记.搜索窗口的大小是通过实验得到的经验数据,在我们的算法中, l_1, l_2 分别取10和5.

图 7 是搜索奇异点的示意图.在图 7(a)~(c)中,白点表示局部最小值;在图 7(d)中,白点表示奇异点.

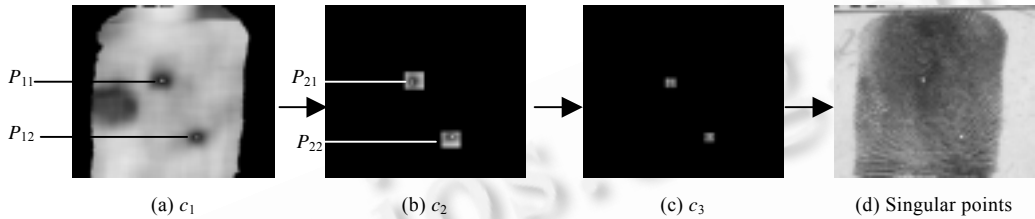


Fig.7 The flow diagram for searching singular points

图 7 奇异点搜索流程图

4 实验结果

在这一节中,我们介绍一些实验结果及与其他算法的比较.为了有效地验证我们的算法,我们将算法在国际通用的指纹标准库 NIST-4 中进行测试.我们在 NIST-4 指纹库中随机选择了 500 个指纹,由于指纹奇异点的实际位置不知道,我们对每个指纹进行人工标注奇异点位置,然后再将算法确定的奇异点位置与人工标注的奇异点位置进行比较,若二者在一个 5×5 的窗口中,则认为奇异点被正确确定,否则认为奇异点是错误的.图 8 是我们的算法在 3 个指纹上的实验结果,指纹中所有的奇异点位置都被准确确定(白点表示提取到的奇异点).



Fig.8 Results of proposed algorithm for three fingerprint images

图 8 建议的算法对 3 个指纹图像的奇异点提取结果

从实验结果我们也看到了一些丢失奇异点和提取错误奇异点的图像,在这些图像中,一些是由于图像质量太差,不能有效地提取奇异点,造成奇异点丢失;另一些是由于具有与奇异点相似的模型而被提取.图 9 是算法失败的两个例子.前一个是由于噪声太强,无法有效分辨出奇异点(左图);后一个是由于具有与奇异点相似的模型而提取了一个伪奇异点(右图).

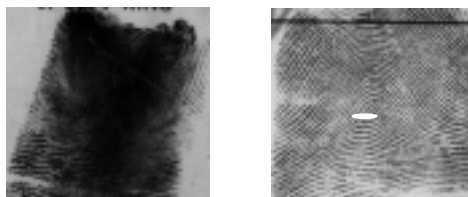


Fig.9 Examples of missed singular point and false singular pint

图 9 丢失奇异点及提取错误奇异点的例子

我们还将建议的算法与基于 Poincare index 算法^[1]及基于复数滤波器的算法^[11]进行比较.图 10 是这些算法在 3 个指纹上的实验结果(白点表示提取到的奇异点),其中,图 10(a)~(c)为建议的算法,图 10(d)~(f)为文献[11]的算法,图 10(g)~(i)为文献[1]的算法.

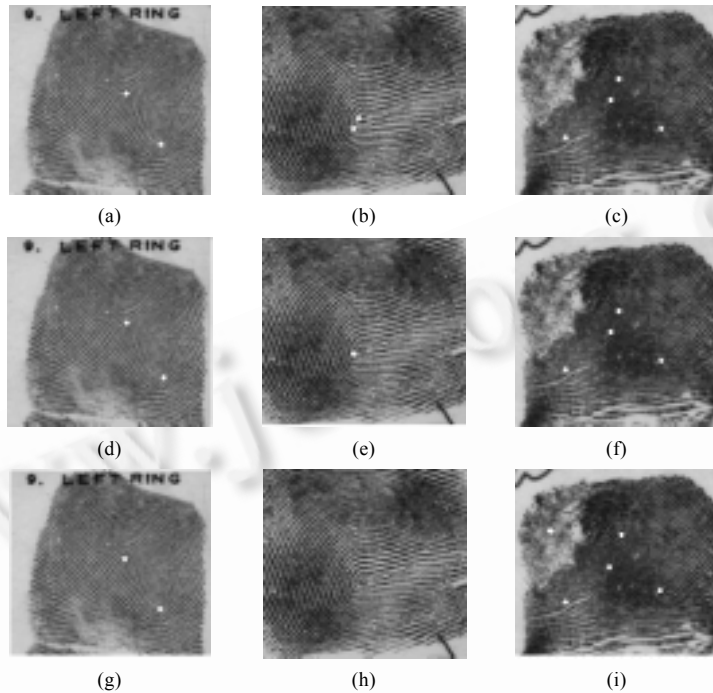


Fig.10 Results of three algorithms for detecting singular points in three fingerprint images

图10 3种不同算法提取奇异点的结果

从实验比较结果可以看出:当指纹图像质量较好且两个奇异点不是很靠近时,3 种算法都能正确地确定奇异点(如图 10(a),(d),(g)所示);而当奇异点比较靠近时,我们的算法仍能正确地确定奇异点(如图 10(b)所示),而文献[11]的算法丢失了一个奇异点(如图 10(e)所示),文献[1]的算法则丢失了两个奇异点(如图 10(h)所示);在有噪声的指纹中,文献[1]的算法还容易出现伪奇异点(如图 10(i)所示).表 1 给出了 3 种算法在 NIST-4 指纹库中的 500 个指纹的比较结果.从实验结果可以看出,建议的算法比其他两种算法有更好的结果.

Table 1 Performance comparison of three algorithms

表1 3种算法的结果比较

NIST 4 (500 fingerprints)	Our algorithm		Algorithm ^[11]		Algorithm ^[1]	
	SPs (No.)	SPs (%)	SPs (No.)	SPs (%)	SPs (No.)	SPs (%)
False singular point	33	6.6	39	7.8	57	11.4
Missed singular point	49	9.8	47	9.4	69	13.8
Total	82	16.4	86	17.2	126	25.2

5 结 论

本文介绍了一种新的基于 Gaussian-Hermite 矩分布属性的指纹奇异点定位方法.首先,Gaussian-Hermite 矩能量被用来分割指纹图像的前景和背景,从而避免了在背景上提取奇异点.其次,基于主分量分析(PCA)的方法被用来分析指纹图像的 Gaussian-Hermite 矩分布.我们用指纹图像在多种尺度下的不同阶 Gaussian-Hermite 矩分布一致性来提取奇异点,效果较好.在人工标注奇异点位置的实际指纹库进行的实验结果表明,我们的算法能够准确地确定奇异点位置,这将更好地为下一步的指纹分类和指纹识别提供鲁棒的特征.

References:

- [1] Karu K, Jain A. Fingerprint classification. *Pattern Recognition*, 1996,29(3):389–404.
- [2] Boer J, Bazen A, Cerez S. Indexing fingerprint database based on multiple feature, In: *Proc. of the ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Singal Processing*. 2001. <http://utelnt.el.utwente.nl/links/gerez/publications/pslist.html>
- [3] Nagaty KA. Fingerprint classification using artificial neural networks: A combined structural and statistical approach. *Neural Networks*, 2001,14(9):1293–1305.
- [4] Perona P. Orientation diffusions. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998,7(3):457–467.
- [5] Jain AK, Prabhakar S, Hong L, Pankanti S. Filterbank-Based fingerprint matching. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000,9(5): 846–859.
- [6] Hong L, Jain AK. Classification of fingerprint images. In: *Proc. of the 11th Scandinavian Conf. on Image Analysis*. Kangerlussuaq, 1999. <http://biometrics.cse.msu.edu/publications.html>
- [7] Jain A, Prabhakar S, Hong L. A multi-channel approach to fingerprint classification. *IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1999,21(4):348–359.
- [8] Ratha NK, Karu K, Chen S, Jain AK. A real time matching system for large fingerprint databases. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996,18(8):800–813.
- [9] Wang S, Wang YS. Fingerprint enhancement in the singular point area. *IEEE Signal Processing Letter*, 2004,11(1):11–19.
- [10] Bazen AM, Gerez SH. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints. *IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2002,24(7):905–919.
- [11] Nilsson K, Bigun J. Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(13):2135–2144.
- [12] Shen J, Shen W, Shen DF. On geometric and orthogonal moments. *Int'l Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2000,14(7):875–894.
- [13] Wang L, Dai M, Geng GH. Fingerprint image segmentation by energy of Gaussian-Hermite moments. In: Li SZ, Lai J, Tan T, Feng G, Wang Y, eds. *Proc. of the 5th Chinese Conf. on Biometric Recognition, Advances in Biometric Person Authentication*. LNCS 3338, Beilin: Springer-Verlag, 2004. 414–423.



王林(1965 -),男,贵州安顺人,博士,副教授,主要研究领域为图像处理,模式识别,生物特征识别.



戴模(1945 -),男,博士,副教授,主要研究领域为图像处理,模式识别,生物特征识别.