

◎博士论坛◎

一种有效的指纹奇异点提取方法

梅园, 孙怀江, 夏德深

MEI Yuan, SUN Huai-jiang, XIA De-shen

南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094

School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

MEI Yuan, SUN Huai-jiang, XIA De-shen. Effective method for detection of fingerprints' singular points. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(28): 1-3.

Abstract: Authors introduce a new feature called Orientation Abundance Degree (OAD) based on fingerprint's orientation segmentation, and propose an effective method for detection of fingerprint's SP by using OAD. In this method, fingerprint's orientation is partitioned into a series of non-overlapping homogeneous areas firstly; then SPs are rapidly localized through edges detection of homogeneous areas and end-points extraction of edges; finally, the types of SPs are distinguished according to the Poincare Index value. Compared with the Poincare Index method (PI), experiments on FVC2002 show that: for the performance of accuracy, the False Detecting Ratio (FDR) of our method is much lower than PI's FDR, and the Missed Detecting Ratio (MDR) is a little higher than PI's MDR; for the performance of practicality, our method owns obvious superiority, the speed of our method is 14.2 times faster than PI.

Key words: fingerprint; singular point; orientation field

摘要: 在指纹方向场分割的基础上提出了一种称之为方向丰富度的特征, 并据此形成了一种有效的指纹奇异点提取方法。该方法首先将指纹方向场分割为一系列互不重叠的同质区域; 然后通过同质区域边缘检测及边缘端点提取实现了奇异点快速定位; 最后依据已定位点的 Poincare index 值确定奇异点类型。与目前占据绝对主流的 Poincare index 方法在 FVC2002 指纹库上的对比实验表明: 在准确性方面, 两者各有优、缺点, 该文方法的误检率明显低于后者, 漏检率略高于后者; 在简单实用性方面, 该文算法的平均提取速度是后者的 14.2 倍, 具有明显优势。

关键词: 指纹; 奇异点; 方向场

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.28.001 文章编号: 1002-8331(2008)28-0001-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 引言

作为指纹最重要的全局特征之一, 奇异点在基于模型的指纹方向场计算、人工合成指纹、指纹分类、指纹特征匹配等方面发挥了非常重要的作用。奇异点被定义为方向不连续的点, 文献[1]给出了两种类型描述: core 点为最内部弯曲纹线处的最高点或最低点, delta 点为三条不同纹线汇合形成的三角区域。图 1 给出了一对典型的 core 点和 delta 点。



图 1 指纹图像中典型的 core 点和 delta 点

迄今为止, 已有大量的指纹奇异点提取方法被提出, 从宏观上, 主要可以分为四大类: 基于 Poincare index 的方法^[2-3]; 基于点方向概率分布的方法, 如 Parzen window 方法^[4]、方向直方图方法^[5]等; 基于形态分析的方法, 典型的方法包括文献[6]等; 其它类方法, 如文献[7]提出的基于 Gaussian-Hermite 矩及主成分分析的方法等。

基于 Poincare index 的方法通过计算围绕一个点的封闭曲线上的方向变化累计量来确定该点的 Poincare index 值, 当值为 1/2、-1/2 时分别对应 core 点和 delta 点。该类方法思路简单, 能较好地确定奇异点的位置及类型, 因此成为目前运用最为广泛的指纹奇异点检测算法。但由于需要计算图像中每个点的方向变化累计量, 计算效率并不高。

针对 Poincare index 方法存在全图搜索, 运算效率低的缺点, 本文在指纹方向场分割的基础上提出了一种称之为方向丰

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60773172)。

作者简介: 梅园, 博士研究生, 主要研究方向为指纹识别、图像处理与模式识别; 孙怀江, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理与模式识别; 夏德深, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别。

收稿日期: 2008-05-06 修回日期: 2008-06-16

富度的特征,并据此形成了一种快速有效的指纹奇异点定位方法,最后依据已定位点的 *poincare index* 值确定奇异点类型。实验表明:与目前占据绝对主流的 *poincare index* 方法相比,在准确性方面,两者各有优、缺点,本文方法的误检率明显低于后者,漏检率略高于后者;在简单实用性方面,本文算法的平均运算速度是后者的 14.2 倍,具有明显优势。

本文安排如下:第 2 章简单阐述本文的方向场计算方法;第 3 章详细阐述本文奇异点提取算法;第 4 章给出实验结果;最后做出总结。

2 方向场计算

在文献[8]的基础上,通过引入新的窗口模版(如图 2 所示),形成了本文所采用的方向场计算方法,其大致过程如下:

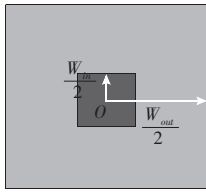


图 2 新的窗口模版

(1)对于指纹图像 I ,根据式(1)分别计算每个像素点沿 X 、 Y 方向的梯度向量:

$$[G_x(x,y), G_y(x,y)]^T = \left[\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right]^T \quad (1)$$

(2)将整幅图像分割成一系列互不重叠的大小为 $W_{in} \times W_{in}$ 的内层块,为每个内层块分配一个具有共同中心点,大小为 $W_{out} \times W_{out}$ 的外层窗口,根据式(2)、(3)分别计算每个内层块梯度向量及块一致性,同时统计每个内层窗口所对应的外层窗口中所含有的有效点梯度向量(即非 0 向量)的个数:

$$[Gin_{Bx}, Gin_{By}]^T = \left[\sum_{x=1}^{W_{in}} \sum_{y=1}^{W_{in}} G_{sx}(x,y), \sum_{x=1}^{W_{in}} \sum_{y=1}^{W_{in}} G_{sy}(x,y) \right]^T \quad (2)$$

$$Cohin_B = \frac{\left| \sum_{x=1}^{W_{in}} \sum_{y=1}^{W_{in}} (G_{sx}(x,y), G_{sy}(x,y)) \right|}{\sum_{x=1}^{W_{in}} \sum_{y=1}^{W_{in}} |(G_{sx}(x,y), G_{sy}(x,y))|} \quad (3)$$

其中,
$$\begin{bmatrix} G_{sx}(x,y) \\ G_{sy}(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x^2(x,y) - G_y^2(x,y) \\ 2G_x(x,y)G_y(x,y) \end{bmatrix}.$$

(3)确定块一致性阈值 ϕ 及有效点个数阈值 φ ,对每个内层块,若其块一致性或者有效点个数小于相应的规定阈值,则将该块的块梯度向量置为 0 向量。

(4)对每个块梯度向量为 0 向量的内层块,采用文献[8]中基于迭代的方法,重新估计其块梯度向量。

(5)依据式(4)将每个内层块梯度向量转为块方向:

$$\theta = \begin{cases} \tan^{-1} \left(\frac{Gin_{By}}{Gin_{Bx}} \right) & Gin_{Bx} \geq 0 \\ \frac{1}{2}\pi + \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{Gin_{By}}{Gin_{Bx}} \right) + \pi & Gin_{Bx} < 0 \cap Gin_{By} \geq 0 \\ \tan^{-1} \left(\frac{Gin_{By}}{Gin_{Bx}} \right) - \pi & Gin_{Bx} < 0 \cap Gin_{By} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

图 3 给出了一组该方法计算出的方向场结果图(其中 $W_{in} =$

$3, W_{out} = 21, \phi = 0.3, \varphi = \frac{W_{out} \times W_{out}}{6}$),可以看出该方法计算出的结果更加平滑,方向的连续性较好,为后面的方向场分割奠定了良好的基础。

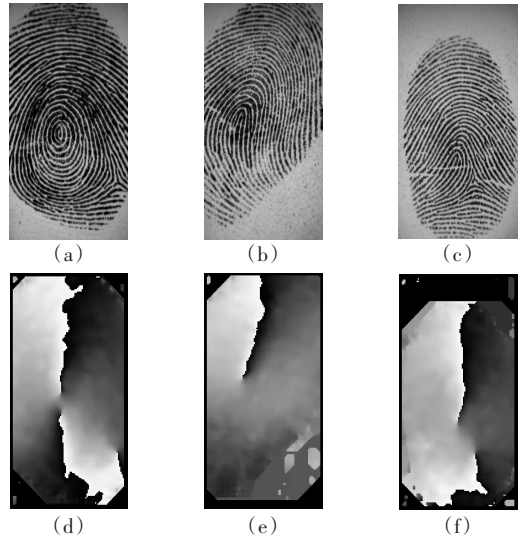


图 3 本文算法计算出的方向场结果图

(a)~(c)为原始指纹图像;(d)~(f)为相应的方向场结果图(每个点的方向值乘以 80 后所对应的灰度图像)

3 本文奇异点提取方法

在具体阐述本文方法之前,首先给出一组相关定义:

定义 1(同质区域) 将指纹图像中点 (x,y) 处的方向记为 $O(x,y)$,则同质区域 $\Theta_{(\alpha,\beta)}$ 为所有满足 $\alpha \leq O(x,y) < \beta$ 的点所构成的集合,即

$$\Theta_{(\alpha,\beta)} = \{(x,y) | \alpha \leq O(x,y) < \beta; 0 \leq \alpha, \beta \leq \pi\}$$

定义 2(方向丰富度) 以点 (x,y) 为圆心, r 为半径构成的圆形区域 $R(x,y,r)$ 内所包含的同质区域的子区域构成的集合,其精确描述为:记同质区域 Θ_i 的子区域为 Ω_i ,则

$$OAD(x,y) = \{\Omega_i | \Omega_i \in \Theta_i; \Omega_i \in R(x,y,r)\}$$

图 4 给出了将图 3 中(d)~(f)的方向场划分为 4 个同质区域的结果图(其中,灰度值由小到大分别表示 $\Theta_{(0,\frac{\pi}{4})}, \Theta_{(\frac{\pi}{4},\frac{\pi}{2})}, \Theta_{(\frac{\pi}{2},\frac{3\pi}{4})}, \Theta_{(\frac{3\pi}{4},\pi)}$),从结果图中可以较为明显地观测到所有同质区域向奇异点处汇集的趋势。同时,图 4 亦给出了奇异点处

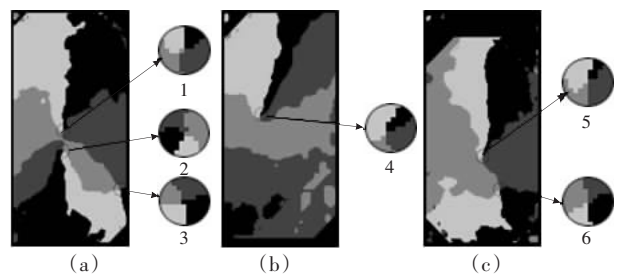


图 4 指纹方向场被划分为同质区域的结果图及奇异点处方向丰富度被放大后的效果图

(a)图 3(d)的同质区域结果图及奇异点处方向丰富度被放大后的效果图;(b)图 3(e)的同质区域结果图及奇异点处方向丰富度被放大后的效果图;(c)图 3(f)的同质区域结果图及奇异点处方向丰富度被放大后的效果图

方向丰富度被放大后的效果图(其中标号 1、2、4、5 为 core 点处的方向丰富度效果图,标号 3、6 为 delta 点处的效果图)。

基于上述结果的观察,可以看出:指纹奇异点处的方向丰富度包含的子区域分别来源于所有的同质区域。

上述规律便构成了利用方向丰富度实现奇异点快速定位的基础。

3.1 奇异点定位

关于指纹方向场分割,其过程本身很简单,只需根据定义 1 即可,本文将指纹方向场分割为 4 个互不重叠的同质区域。

若直接通过验证每个像素点的方向丰富度是否满足上述规律来定位奇异点,则此时计算复杂度较高。为此,提出了一种奇异点直接定位方法,该方法通过将搜索范围从面缩小到线,从线缩小到点这两个过程达到了快速、准确定位的目的。以下将围绕这两个过程详细阐述本文的奇异点定位方法。

3.1.1 由面到线的转化

为了实现该过程,对同质区域的分割结果进行了边缘检测。在检测过程中,只检测相邻两同质区域的边缘,即只需检测 $\Theta_{(0, \frac{\pi}{4})}$ 与 $\Theta_{(\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2})}$, $\Theta_{(\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2})}$ 与 $\Theta_{(\frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4})}$, $\Theta_{(\frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4})}$ 与 $\Theta_{(\frac{3\pi}{4}, \pi)}$, $\Theta_{(\frac{3\pi}{4}, \pi)}$ 与 $\Theta_{(0, \frac{\pi}{4})}$ 之间的边缘,分别将其记为 $Edge_1$ 、 $Edge_2$ 、 $Edge_3$ 、 $Edge_4$ 。该检测过程可简单描述为:

(1)按照从上到下、从左到右的顺序遍历同质区域分割后的图像;

(2)若当前点 $(x, y) \in \Theta_{(0, \frac{\pi}{4})}$ 且满足 $(x+1, y) \in \Theta_{(\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2})}$ 或者 $(x, y+1) \in \Theta_{(\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2})}$ 之一成立,则点 $(x, y) \in Edge_1$;

(3)重复上述两步骤,分别检测 $Edge_2$ 、 $Edge_3$ 、 $Edge_4$ 。

图 5 给出了对图 4 中的同质区域分割结果进行边缘检测后的效果图,其中红、绿、蓝、黑边缘分别表示 $Edge_1 \sim Edge_4$ 。

基于同质区域边缘检测的结果,本文给出了方向丰富特征的另一种等价定义。

定义 3(方向丰富度等价定义) 以点 (x, y) 为圆心, r 为半径构成的圆形区域 $R(x, y, r)$ 内所包含的子边缘构成的集合,其精确描述为:记边缘 $Edge_i$ 的子边缘为 e_i , 则

$$OAD(x, y) = \{e_i | e_i \in Edge_i; e_i \in R(x, y, r)\} \quad (5)$$

以下给出定义 1、定义 3 等价性的文字性阐述:

由上述规律可知:在利用方向丰富度特征检测奇异点时,所关注的只是该方向丰富度所包含的子区域是否来源于所有同质区域,以及子区域的空间分布是否呈现某种特性,而并不在意子区域本身的情况(如形状、大小等)。对比定义 1、定义 3 可知:两者之间的差别只是 Ω_i 与 e_i , 它们都是 Θ_i 的子区域,所不同的只是子区域的本身情况,而这并不影响奇异点的检测。因此方向丰富度等价定义与原定义在奇异点检测时本质上是

3.1.2 由线到点的转化

基于边缘检测的结果观察可知,奇异点位于所有边缘的汇集处,该汇集处也可理解为所有边缘的端点汇集处。为了能快速定位奇异点,本文给出了如下方法:

(1)遍历同质区域的边缘图像,若当前点 $(x, y) \in Edge_i$ ($1 \leq i \leq 4$),且该点 8-邻域内只含有 1 个点也属于该边缘,则将该点归类到 $Point_i$ 集合($Point_i$ 为所有属于 $Edge_i$ 端点构成的集合);

(2)从 $Point_1$ 中取出第一个元素,以该元素在图像中的位置为中心,形成一个 $W \times W$ 的窗口区域,若在该区域内检测到其它 3 个分别属于 $Point_2$ 、 $Point_3$ 、 $Point_4$ 的端点,则根据式(6)确定该奇异点的位置 $(x, y)_{sp}$,同时将该窗口区域内所有端点分别从 $Point_i$ 中消除;

$$(x, y)_{sp} = \left(\frac{x_{Point_1} + x_{Point_2} + x_{Point_3} + x_{Point_4}}{4}, \frac{y_{Point_1} + y_{Point_2} + y_{Point_3} + y_{Point_4}}{4} \right) \quad (6)$$

(3)重复第 2 步以定位其它奇异点,直至 $Point_1$ 中所有端点都被运行过为止。

图 5 给出了利用上述方法定位奇异点的部分结果,奇异点位于黑色实心圆的圆心。

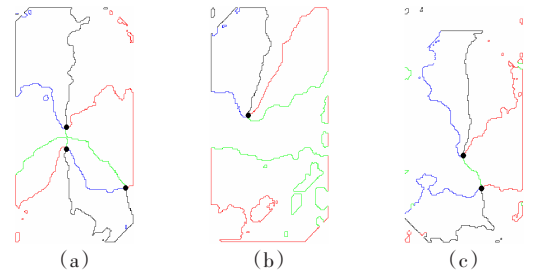


图 5 同质区域边缘检测及奇异点定位结果

(a)图 4(a)的同质区域边缘检测及奇异点定位结果

(b)图 4(b)的同质区域边缘检测及奇异点定位结果

(c)图 4(c)的同质区域边缘检测及奇异点定位结果

3.2 奇异点类型判断

奇异点类型判断过程很简单,只需对每个已定位的奇异点,依据式(7)计算每个点的 poicare index 值。若 poicare index 的值为 $\frac{1}{2}$, 则给定点 (i, j) 为 core 点;若值为 $-\frac{1}{2}$, 则为 delta 点;否则该点不是奇异点。

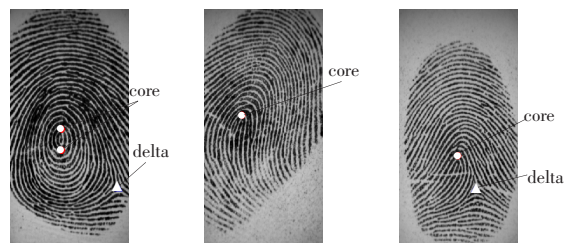
$$poincare(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{N-1} \Delta(k) \quad (7)$$

$$\text{其中, } \Delta(k) = \begin{cases} \delta(k) & \text{if } |\delta(k)| < \frac{\pi}{2} \\ \delta(k) + \pi & \text{if } \delta(k) \leq -\frac{\pi}{2} \\ \delta(k) - \pi & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\delta(k) = \theta(x_{(k+1) \bmod N}, y_{(k+1) \bmod N}) - \theta(x_k, y_k)$$

(x_k, y_k) 是以给定点 (i, j) 为中心的具有 N 个像素的封闭曲线 ψ 上沿第 k 个点的坐标, $k=0, 1, 2, \dots, N-1$, 在 ψ 上沿逆时针递增。

图 6 给出了本文算法对图 3(a)~(c) 的奇异点检测结果,其中实心圆表示 core 点,实心三角形表示 delta 点。



(a)图 3(a)的奇异点检测结果

(b)图 3(b)的奇异点检测结果

(c)图 3(c)的奇异点检测结果

图 6 本文算法的奇异点检测结果

(下转 12 页)