

一种新的指纹奇异点快速检测方法

梅 园 曹 国 孙怀江 孙权森 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘 要 作为指纹最重要的全局特征之一,奇异点在基于模型的方向场计算、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.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,并据此形成了一种新的指纹奇异点快速检测方法.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;最后依据奇异点处方向丰富度特性判断其类型.实验验证了文中算法的有效性.

关键词 指纹;奇异点;方向场;分割

中图法分类号 TP391 **DOI号**: 10.3724/SP.J.1016.2009.01037

A New Method for Rapid Detection of Fingerprints' Singular Points

MEI Yuan CAO Guo SUN Huai-Jiang SUN Quan-Sen XIA De-Shen

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract As a global feature of fingerprints, Singular Point (SP) plays important roles in model based fingerprint orientation computing, synthesis fingerprint, fingerprint classification, fingerprint alignment and so on. This paper introduces a new feature called Orientation Abundance Degree (OAD) based on fingerprint's orientation segmentation, and proposes a new method for rapid 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 characteristic of OAD. Experiments show the efficiency of the new method.

Keywords fingerprint; singular point; orientation field; segmentation

1 引 言

生物特征识别技术是根据每个人独有的可以采样和测量的生物学特征和行为学特征进行身份识别的技术.由于生物特征不像各种证件类持有物那样容易窃取,也不像密码、口令那么容易遗忘或破解,

所以在身份识别上体现了独特的优势,近年来在国际上被广泛研究.自动指纹识别系统(AFIS)由于其体积小、成本低、易操作、可靠性高等优点越来越受到人们的青睐,成为最重要的生物识别技术之一.

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^[1-3]、人工合成指纹^[4-5]、指纹分类^[6-7]、指纹特征匹配^[8]等方面发挥了非常重要

收稿日期:2007-07-19;最终修改稿收到日期:2009-02-10.本课题得到国家自然科学基金(60773172)、江苏省自然科学基金(BK2008411)以及中国博士后基金(20070411055)资助.梅 园,男,1981年生,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. E-mail: chinameiyuan@hotmail.com. 曹 国,男,1977年生,博士,讲师,主要研究方向为图像处理、计算机视觉和生物特征识别. 孙怀江,男,1968年生,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理与模式识别. 孙权森,男,1963年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为模式识别、图像处理、医学影像分析、遥感信息系统等. 夏德深,男,1941年生,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理、模式识别.

的作用。奇异点被定义为方向不连续的点,文献[9]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 3 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检测方法被提出,从宏观上,可以将其分为以下几类:

(1) 基于 Poincare Index 的方法^[7,10-12]. 此类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. 但由于需要计算每个点的方向变化累计量,计算效率并不高,同时存在如何选择最佳窗口形状及尺寸(虽然文献[11]采用多尺度窗口来解决窗口尺寸的问题,并获得了较好的结果,但该文也指出其增加了计算量,降低了运行效率)等问题。

(2) 基于点方向概率分布的方法. 此类方法通过观测一个区域内的方向分布情况来确定该区域内是否有奇异点,典型的方法包括 Parzen window 方法^[13]、方向直方图方法^[14]、multi-space KL 方法^[15]及 ridge flow codes 方法^[16]等. 以上方法能确定奇异点的位置信息,但由于不能判断类型信息,因此不能称之为完整的解决方案. 文献[17]提出了基于指纹二值图像的点方向场计算方法,并在点方向场的基础上定义了一种称之为 fault lines 的廓线,并指出 fault lines 相交处即为指纹奇异点,最后提出了基于 SEA 算法的奇异点检测方案,但该工作没有给出理论或实验证明其提取的奇异点是否为公认的奇异点。

(3) 基于形态分析的方法. 该类方法通过对纹线或方向的形态进行分析,将类似于 \cap 或 \cup 的区域,确定为 core 点;类似于 Δ 的区域定为 delta 点,典型的方法包括文献[18-19]等. 此类方法的计算复杂度较高,抗噪声能力也较差。

(4) 其它类方法. 如文献[20]提出的基于 Gaussian-Hermite 矩及主成分分析的方法、文献[21]

提出的基于角点检测及纹线跟踪的方法等. 该类方法也同样存在运算复杂、效率较低的问题。

一个好的指纹奇异点检测算法应具备以下几点要求:

- (1) 能准确定位出奇异点的位置并判断相应的类型(core 点或者 delta 点);
- (2) 具有较低的漏检率(未检测到已有奇异点的概率)和误检率(将非奇异点误识为奇异点的概率);
- (3) 简单实用,运行效率高。

其中前两点分别强调算法的功能性及准确性,第 3 点强调的是实用性. 目前,绝大多数算法都把工作的重心放在前两点,尤其是为了追求准确性而追加了许多繁杂的额外开销,使得算法的实用意义并不明显. 对于自动指纹识别系统中的算法,简单实用性显得尤为重要,因为指纹识别包括两个非常有意义的运用方向:大库识别(指纹库达到百万甚至千万以上的数量级)、基于嵌入式系统的识别(识别系统运行于运算能力较低的单片机上,如门禁系统)。

受文献[17]工作的启发,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富度的特征,并据此形成了一种新的指纹奇异点快速检测方法. 大量实验表明: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 17.4 倍,具有明显优势;与文献[17]算法相比,本文算法的误检率及漏检率均低于文献[17]算法,且本文算法的平均检测速度是其 2.2 倍。

2 方向场计算

绝大多数指纹奇异点检测算法都是在指纹方向场的基础上进行的,本文也不例外. 本节将简单介绍指纹方向场计算方法,为详细阐述后面的工作做好铺垫。

在文献[22]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:

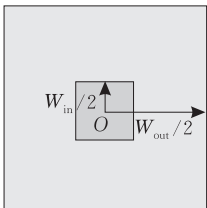


图 2 新的窗口模版

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;

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

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

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

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[21]中基于迭代的方法, 重新估计其块梯度向量;

5. 依据式(4)将每个内层块的梯度向量转化为块方向.

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

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.

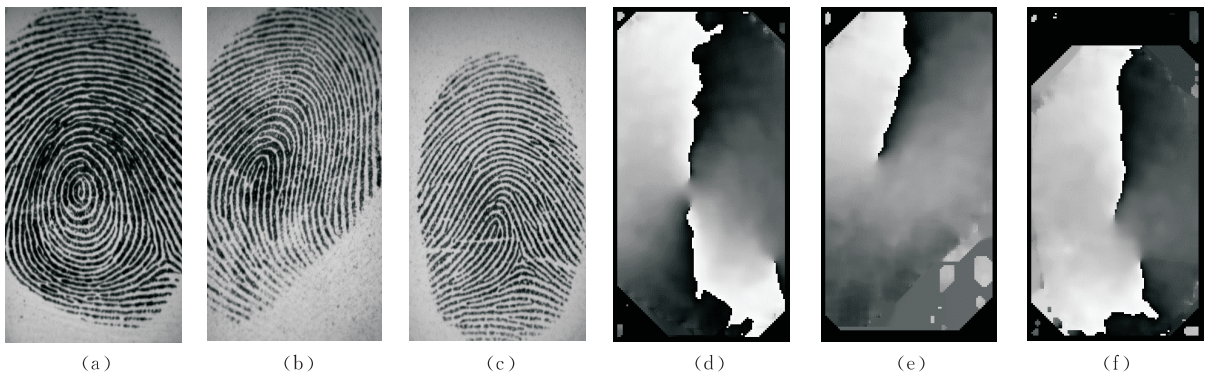


图 3 本文算法计算出的方向场结果图((a)~(c)为原始指纹图像;(d)~(f)为相应的方向场结果图(每个点的方向值乘以 80 后所对应的灰度图像))

3 基于方向场分割的指纹奇异点快速检测方法

基于已有指纹奇异点检测算法的分析可以发现:本质上,各种算法都是通过提取指纹奇异点处的某种特有特征来实现检测的,特征的鉴别能力、稳定性及易提取性直接决定了该算法的功能性、准确性和简单实用性.

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富度(Orientation Abundance Degree, OAD)的新特征,并据此形成了一种简单、有效的指纹奇异点快速检测方法.该方法的主要过程包括:指纹方向场分割;奇异点定位;奇异点类型判断.

以下将详细阐述每个步骤的内容.

3.1 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(同质区域排序). 按照同质区域所表示的角度大小进行的排序, 其精确描述为

假设指纹方向场被分割为 n 个互不重叠的同质区域, 记第 $i(1 \leq i \leq n)$ 个同质区域为 Θ_i , 若将同质区域的升序排列描述为

$$(\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_i, \dots, \Theta_n),$$

则该排列满足

$$\forall (a, b) \in \Theta_j, (c, d) \in \Theta_{j+1} \Rightarrow O(a, b) < O(c, d),$$

其中, $1 \leq j \leq n-1$.

定义 3(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).

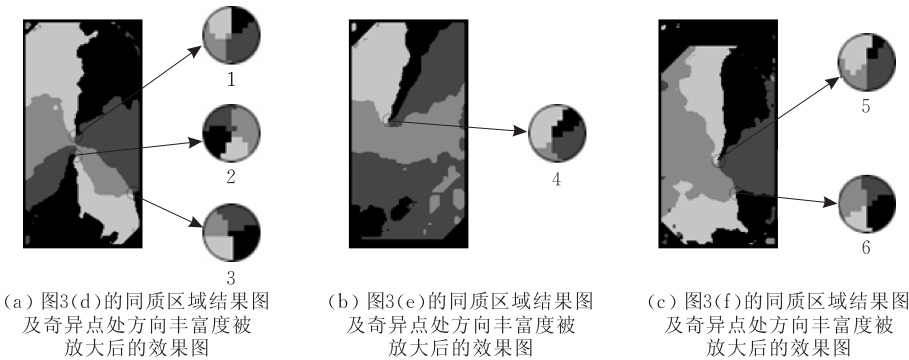


图 4 指纹方向场被划分为同质区域的结果图及奇异点处方向丰富度被放大后的效果图

基于已展示的奇异点处的方向丰富度效果图及
大量相同实验结果的观察,可以总结出以下两条
规律.

规律 1. 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,即

$$OAD_{SP}=\bigcup_{i=1}^n\Omega_i.$$

规律 2. core 点处的方向丰富度所包含的子
区域以 core 点为中心,在顺时针方向呈现升序排列
(在图 4 中表现为子区域的灰度值由小到大变化);
与此同时, delta 点处在逆时针方向表现出升序
排列.

上述两条规律分别构成了利用方向丰富度进行
奇异点定位及类型判断的基础.

为了充分验证利用方向丰富度检测奇异点的功
能可靠性,以下给出严格的证明.

证明 1.

分析过程:

文献[12]给出了改进的 Poincare Index 计算公
式,如式(5)所示

$$poincare(i,j)=\frac{1}{2\pi}\sum_{k=0}^{N-1}\Delta(k) \tag{5}$$

其中,

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

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

(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, $k=0,1,2,\cdots,N-1$,在 ψ 上沿顺时针^①递增.若 Poincare
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.

因为 Poincare Index 方法是被实践证明为正确
的奇异点监测方法;

所以若能证明利用方向丰富度检测出的奇异点
也满足式(5),则获证.

证明过程:

假设点 (x_c,y_c) 为依据方向丰富度检测出的
core 点,以该点方向丰富度最外层的圆作为以该点
为中心形成的封闭曲线 ψ ,将该曲线上所有的点都
作为采样点,任取一采样点为 (x_0,y_0) ,沿顺时针依
次记为 $(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_{N-1},y_{N-1})$.

由规律 1、规律 2 可知,在计算 Δk 时,只可能出
现 3 种情况:

(1) $(x_k,y_k)\in\Omega_i$ 且 $(x_{(k+1)\bmod N},y_{(k+1)\bmod N})\in\Omega_i$,此时这两点都同时处于同一个同质区域的子
区域.

因为该子区域内的所有点的方向都位于
 $[\frac{i-1}{n}\pi,\frac{i}{n}\pi)$ 内, $n\geq 4$ (关于同质区域的个数 n 及角
度范围的确定,在 3.1 节中有阐述),

① 在文献[12]中为逆时针,由于本文在计算方向场时将原点
定为图像的左下角,而图像真实的原点在右上角,故本文的
方向场为 $(\pi$ -实际方向场),所以在本文方向场中,顺时针时
core 点的 Poincare Index 值为 $\frac{1}{2}$, delta 点的值为 $-\frac{1}{2}$.

$$\text{所以 } -\frac{\pi}{n} < \delta(k) < \frac{\pi}{n},$$

$$\Delta(k) = \delta(k).$$

(2) $(x_k, y_k) \in \Omega_i$ 且 $(x_{(k+1) \bmod N}, y_{(k+1) \bmod N}) \in \Omega_{i+1}$ 出现此情况只有 $n-1$ 次,

$$\text{因为 } \frac{i-1}{n}\pi \leq \theta(x_k, y_k) < \frac{i}{n}\pi,$$

$$\frac{i}{n}\pi \leq \theta(x_{(k+1) \bmod N}, y_{(k+1) \bmod N}) < \frac{i+1}{n}\pi,$$

$$\text{所以 } 0 < \delta(k) < \frac{2}{n}\pi < \frac{\pi}{2} \quad (n \geq 4),$$

$$\Delta(k) = \delta(k).$$

(3) $(x_k, y_k) \in \Omega_n$ 且 $(x_{(k+1) \bmod N}, y_{(k+1) \bmod N}) \in \Omega_1$, 出现此情况只有 1 次,

$$\text{因为 } \frac{n-1}{n}\pi \leq \theta(x_k, y_k) < \pi,$$

$$0 \leq \theta(x_{(k+1) \bmod N}, y_{(k+1) \bmod N}) < \frac{\pi}{n},$$

$$\text{所以 } -\pi < \delta(k) < -\frac{n-2}{n}\pi < -\frac{\pi}{2} \quad (n \geq 4),$$

$$\Delta(k) = \delta(k) + \pi.$$

假设点 (x_m, y_m) , $0 \leq m \leq N-1$ 满足第 3 种情况, 则有

$$\begin{aligned} \text{poincare}(x_c, y_c) &= \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{N-1} \Delta(k) \\ &= \frac{1}{2\pi} ((\theta(x_1, y_1) - \theta(x_0, y_0)) + \\ &\quad (\theta(x_2, y_2) - \theta(x_1, y_1)) + \cdots + \\ &\quad (\theta(x_{(m+1) \bmod N}, y_{(m+1) \bmod N}) - \theta(x_m, y_m)) + \pi + \cdots + \\ &\quad (\theta(x_0, y_0) - \theta(x_{N-1}, y_{N-1}))) = \frac{1}{2}. \end{aligned}$$

同理可证在方向丰富度检测到的 delta 点处, Poincare Index 值为 $-\frac{1}{2}$.

至此证明了利用方向丰富度检测的奇异点也满足 Poincare Index 方法的条件, 从而验证了本文方法的功能可靠性. 证毕.

3.2 指纹方向场分割

该步骤的主要目的就是 will 指纹方向场划分为若干个互不重叠的同质区域. 分割过程本身很简单, 只需根据定义 1 即可, 这里主要讨论此步骤最关键的两个问题: 同质区域个数 n 的选择及同质区域角度范围的确定.

(1) 同质区域个数 n 的选择. 仔细分析可知:

① 当 n 过小时, 此时的分割信息不足以将奇异点与其它点鉴别开来, 提取出伪奇异点的概率较大, 大量实验证明当 $n \geq 4$ 时方可满足要求; ② 当 n 增大时,

会导致运算量增加, 同时, 方向场分割越来越细致将使得部分质量较差指纹图像的奇异点处的方向丰富度可能不满足规律 1, 从而产生漏检现象, 降低了算法的健壮性. 基于上述分析, 本文将指纹方向场分为 4 个同质区域.

(2) 同质区域角度范围的确定. 对于同质区域 Θ_i ($1 \leq i \leq n$), 其角度范围为 $[\frac{i-1}{n}\pi, \frac{i}{n}\pi)$.

3.3 奇异点定位

若直接通过验证每个像素点的方向丰富度是否满足规律 1 来定位奇异点, 则此时计算复杂度较高, 且运算量将随着图像尺寸的增大呈现线性增长. 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.

(1) 由面到线的转化. 为了实现该过程, 对同质区域的分隔结果进行了边缘检测. 在检测过程中, 只提取同质区域升序排列中相邻两区域的边缘, 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 $(x+1, y) \in \Theta_{(\frac{\pi}{8}, \frac{3\pi}{8})}$ 或者 $(x, y+1) \in \Theta_{(\frac{\pi}{8}, \frac{3\pi}{8})}$ 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.

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, 并证明了该等价定义与原定义在奇异点检测时本质上是一致的.

定义 4(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

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

以下给出等价性证明.

证明 2.

本质上, 同质区域、边缘都是像素点的集合. 由边缘提取过程可知:

$$\forall (x, y) \in Edge_i \Rightarrow (x, y) \in \Theta_i;$$

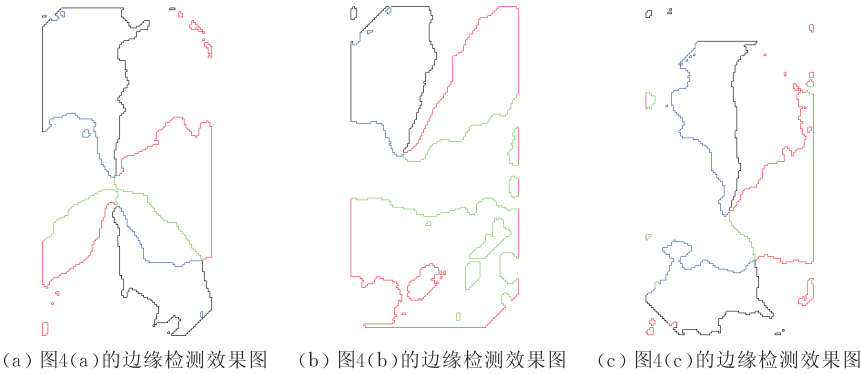


图 5 边缘检测后的效果图

所以 $Edge_i \subset \Theta_i$, 即将边缘看作相应同质区域的子集;

所以 $e_i \subset \Theta_i$, 即子边缘亦是相应同质区域的子区域;

由规律 1、规律 2 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 3、定义 4 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一致的。证毕。

(2) 由线到点的转化. 基于规律 1 及定义 4 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-领域内只含有 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 6 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。

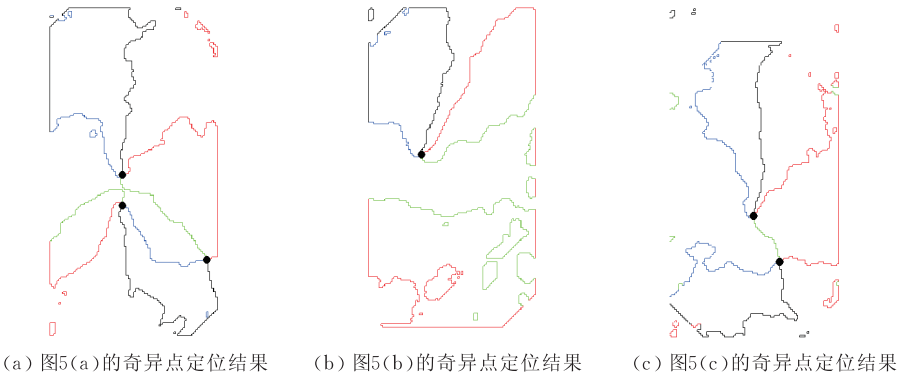


图 6 奇异点定位结果

3.4 奇异点类型判断

奇异点类型判断是本文算法的最后一个步骤, 只需判断已定位的奇异点方向丰富度特征是否满足规律 2 即可, 以下给出具体过程:

对每个已定位的奇异点,

(1) 在该点方向丰富度最外层的圆上寻找属于 $Edge_i$ 的点, 以此点为起始点, 沿逆时针方向遍历整个圆;

(2) 若依次寻找到分别属于 $Edge_4, Edge_3, Edge_2$ 的点, 则判断该点为 core 点, 若依次寻找到分

别属于 $Edge_2$ 、 $Edge_3$ 、 $Edge_4$ 的点,则为 delta 点,若依次寻找到的点不满足前面两种情况,则该点不是奇异点.

图 7 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 core 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 7 本文算法的奇异点检测结果

4 实验与讨论

鉴于本文方法的功能可靠性已被严格证明(见证明 1),本节将重点验证算法的准确性、简单实用性.实验将本文算法与文献[17]算法及目前占据绝对主流的 Poincare Index 方法在 FVC2002 指纹库上进行了全面的对比.

为了尽可能地提高可对比性,本文在实验设计时做了以下两点工作:

(1) 在实现 Poincare Index 方法时,直接通过计算每个点的 Poincare Index 值来检测奇异点,其基于的考虑主要为:讨论基于 Poincare Index 检测奇异点的方法较多,而这些方法共有的核心就是计算每点的 Poincare Index 值,不同之处来源于为提高准确率而采用的各种预处理、后处理等外围操作;本文方法实质上只是利用方向丰富度特征来检测奇异点,没有增加任何外围操作.在实现文献[17]算法时,完全采用文中推荐的参数值.

(2) Poincare Index 方法及文献[17]算法均采用了与本文算法一致的方向场.

衡量算法的准确性与简单实用性的主要性能指标包括:误检率(False Detecting Ratio, FDR),漏检率(Missed Detecting Ratio),平均检测时间(Average Detecting Time, ADT),其中,FDR、MDR 的计算方法如式(7)、式(8)所示:

$$FDR = \frac{\text{错误检测的奇异点总数}}{\text{真实的奇异点总数}} \quad (7)$$

$$MDR = \frac{\text{未检测到的奇异点总数}}{\text{真实的奇异点总数}} \quad (8)$$

表 1 给出了对比实验结果,从中可以看出:

(1) 在准确性上,本文算法的平均误检率为 3.28%,远低于 Poincare Index 方法的 13.35%,而本文算法 13.82%的平均漏检率却略高于后者的 11.71%.对于此结果,本文的解释为:由证明 1 可知,本文算法检测出的奇异点必被 Poincare Index 方法所检测,即本文方法的奇异点检测结果为后者的子集,而真实的奇异点总数是不变的,因此,理论上讲,本文算法的 FDR、MDR 均会小于(或等于) Poincare Index 方法.

(2) 在简单实用性上,本文算法的平均检测时间为 0.1249s, Poincare Index 方法为 2.1749s,后者是前者的 17.4 倍.产生此结果的原因为: Poincare Index 方法绝大多数时间消耗在计算非奇异点的 Poincare Index 值上,而该过程却不可避免;本文方法则能通过利用奇异点处方向丰富度的特性(规律 1、规律 2)实现奇异点直接定位.

(3) 本文算法与文献[17]算法的对比结果表明:在准确性上,本文的平均误检率及漏检率均低于文献[17]算法,在简单实用性上,本文算法的平均速度是其 2.2 倍.对于该比较结果,本文的分析认为:文献[17]算法在提取奇异点的过程中,需要对方向场进行多尺度的收缩(即降低分辨率),该过程会使原方向场的信息产生缺失,同时也会引入错误信息,因此在一定程度上使得该算法的误检率及漏检率提高;同时多尺度的收缩过程也较为耗时,使得该算法的检测速度低于本文算法.

表 1 本文算法与文献[17]算法及 Poincare Index 方法在 FVC2002 上的对比结果

FVC2002 (320 图像)	Poincare Index 算法			文献[17] 算法			本文算法		
	FDR/%	MDR/%	ADT/s	FDR/%	MDR/%	ADT/s	FDR/%	MDR/%	ADT/s
DB1	16.33	12.24	2.4762	7.63	15.13	0.2967	3.06	14.29	0.1370
DB2	13.49	14.29	2.8467	7.50	16.88	0.3255	3.97	16.67	0.1656
DB3	19.59	11.34	1.5030	6.86	19.61	0.2149	4.12	13.40	0.0844
DB4	4.72	8.49	1.8739	3.60	11.71	0.2512	1.89	11.32	0.1127
Total	13.35	11.71	2.1749	6.40	15.83	0.2721	3.28	13.82	0.1249

5 结论与展望

本文主要做了以下两个方面工作：

(1)在方向场分割的基础上提出了方向丰富度特征,并描述了该特征在奇异点处的特性(规律 1、规律 2),同时证明了利用此特征检测指纹奇异点在功能上是可靠的；

(2)依据方向丰富度在奇异点处的特性,提出了一种奇异点快速检测算法。

与 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,本文方法的误检率明显低于后者,而漏检率却略高于后者;在简单实用性方面,本文算法的平均运算速度是后者的 17.4 倍,具有很大的优势;与文献[17]算法相比,本文算法的误检率及漏检率均低于文献[17]算法,且本文算法的平均检测速度是其 2.2 倍。

鉴于目前本文方法在漏检率上略高于 Poincare Index 方法,本文拟将此作为下一步研究的重点。

参 考 文 献

[1] Sherlock B G, Monro D M. A model for interpreting fingerprint topology. Pattern Recognition, 1993, 26(7): 1047-1055

[2] Vizcaya P R, Gerhardt L A. A nonlinear orientation model for global description of fingerprints. Pattern Recognition, 1996, 29(7): 1221-1231

[3] Zhou J, Gu J. A model-based method for the computation of fingerprints' orientation field. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(6): 821-835

[4] Cappelli R, Maio D, Maltoni D. Synthetic fingerprint- database generation//Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Canada, 2002, 3: 744-747

[5] Hu Jin, Tian Jie, Chen Xin-Jian, Yang Xin, Shi Peng. A synthetic fingerprint generation method and its implementation. Journal of Software, 2007, 18(3): 517-526 (in Chinese)

(胡瑾,田捷,陈新建,杨鑫,时鹏. 一种指纹合成的方法及其实现. 软件学报, 2007, 18(3): 517-526)

[6] Jain A K, Prabhakar S, Hong L. A multichannel approach to fingerprint classification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(4): 348-359

[7] Karu K, Jain A K. Fingerprint classification. Pattern Recognition, 1996, 29(3): 389-404

[8] Chan K C, Moon Y S, Cheng P S. Fast fingerprint verification using subregions of fingerprint images. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 95-101

[9] Henry E. Classification and Uses of Finger Prints. London: Routledge, 1900

[10] Kawagoe M, Tojo A. Fingerprint pattern classification. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295-303

[11] Tan Tai-Zhe, Ning Xin-Bao, Yin Yi-Long, Zhan Xiao-Si, Chen Yun. A method for singularity detection in fingerprint images. Journal of Software, 2003, 14(6): 1082-1088 (in Chinese)

(谭台哲, 宁新宝, 尹义龙, 詹小四, 陈蕴. 一种指纹图像奇异点检测的方法. 软件学报, 2003, 14(6): 1082-1088)

[12] Nie Gui-Jun, Wu Chen, Ye Xi-Jun, Xu Rong-Qing. Fingerprint classification based on both continuously distributed directional image and modified version of Poincare Index. Acta Elcetronica Sinica, 2006, 34(5): 947-952(in Chinese)

(聂贵军, 吴陈, 叶锡君, 徐荣青. 基于连续分布方向图和改进的 Poincare Index 的指纹分类. 电子学报, 2006, 34(5): 947-952)

[13] Babich G A, Camps O I. Weighted Parzen windows for pattern classification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(5): 567-570

[14] Srinivasan V S, Murthy N N. Detection of singular points in fingerprint images. Pattern Recognition, 1992, 25(2): 139-153

[15] Cappelli R, Maio D, Maltoni D. Fingerprint classification based on multi-space KL//Proceedings of the AutoID'99. Summit (NJ), USA, 1999: 117-120

[16] Klimanee C, Nguyen D T. Classification of fingerprint using singular point and their principal axes//Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP). Singapore, 2004: 849-852

[17] Huang Ching-Yu, Liu Li-Min, Hung D C Douglas. Fingerprint analysis and singular point detection. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(15): 1937-1945

- [18] Wang X, Li J, Niu Y, Chen W, Wang W. Extraction of stable points from fingerprint images using zone could-be-in theorem//Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB). Hong Kong, China, 2006: 251-257
- [19] Parka Chul-Hyun, Lee Joon-Jae, Smith Mark J T, Park Kil-Houm. Singular point detection by shape analysis of directional fields in fingerprints. Pattern Recognition, 2006, 39 (5): 839-855
- [20] Wang Lin, Dai Mo. Localization of singular points in fingerprint images based on the Gaussian-Hermite moments. Journal of Software, 2006, 17(2): 242-249(in Chinese)
(王林, 戴模. 基于 Gaussian-Hermite 矩的指纹奇异点定位.

软件学报, 2006, 17(2): 242-49)

- [21] Zhang W W, Wang S, Wang Y S. Corner detection based singularity detection of fingerprint image//Proceedings of the 2nd Workshop on Biometrics in Conjunction with the 6th International Conference for Young Computer Scientists. Hangzhou, China, 2001: S4-51-S4-56
- [22] Mei Yuan, Sun Huai-Jiang, Xia De-Shen. A gradient-based robust method for estimation of fingerprint orientation field. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44 (6): 1022-1031(in Chinese)
(梅园, 孙怀江, 夏德深. 一种基于梯度的健壮的指纹方向场估计算法. 计算机研究与发展, 2007, 44(6): 1022-1031)



MEI Yuan, born in 1981, Ph. D. candidate. His research interests include fingerprint recognition, image processing, and pattern recognition.

CAO Guo, born in 1977, Ph. D., lecturer. His current research interests include fingerprint recognition, image processing, and computer vision.

SUN Huai-Jiang, born in 1968, professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include image processing, and pattern recognition.

SUN Quan-Sen, born in 1963, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His current research interests include pattern recognition, image processing, remote sensing information system, medicine image analysis.

XIA De-Shen, born in 1941, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include image processing, and pattern recognition.

Background

Biometrics, which refers to identifying an individual based on his or her physiological or behavioral characteristics, is inherently more reliable and more capable in differentiating between an authorized person and a fraudulent imposter than traditional methods such as knowledge-based (password or Personal Identification Number, PIN) and token-based (passport or driver license). Among all biometric traits, fingerprints have one of the highest levels of reliability and have been extensively used for civilian purposes such as access control, financial security and so on.

As a global feature of fingerprint, Singular Point (SP) plays very important roles in fingerprint model, synthesis fingerprint, fingerprint classification, minutiae-based matching etc. Up to the present, most of methods have focused on integrated function and high accuracy, especially for pursuing high accuracy, they added lots of complicated opera-

tions which have weakened the methods' utility seriously. In the authors' opinion, utility is very important for the methods applied to AFIS since AFIS holds two significant applications; identification on large scale databases, which contain millions of fingerprints or more, and Embedded System based identification, such as fingerprint door lock system.

This paper introduces a new feature called Orientation Abundance Degree (OAD) based on fingerprint's orientation field partition, and proposes a new method for rapid 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 characteristic of OAD. Experiments show the efficiency of the new method.