

基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的指纹分类

聂桂军^{1,2}, 吴 陈², 叶锡君³, 徐荣青²

(1 扬州环境资源职业技术学院计算机系, 江苏扬州 225007; 2 江苏科技大学中科院计算所智能计算开放实验室, 江苏镇江 212003; 3 南京农业大学信息科技学院, 江苏南京 210095)

摘 要: 本文提出了指纹连续分布方向图(场)的概念及其算法, 连续分布方向图具有很好的连续性、渐变性、抗噪性和较高的精确度; 对经典的 Poincaré Index 计算公式和指纹奇异点检测算法进行了改进, 改进后的 Poincaré Index 不仅能精确表示向量场的旋转角度, 而且还能精确表示向量场的旋转方向, 能够在像素级水平精确定位指纹奇异点(core 点和 delta 点). 在此基础上, 提出了一种新的基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的 5 类自动指纹分类算法, 在江苏科技大学指纹库(含 4000 幅指纹)上的分类结果表明, 本算法能抗任意角度的指纹图像旋转, 成功地解决了指纹分类中的图像平移、旋转和形变不变性问题, 分类正确率达到 97.05%, 具有较好的健壮性, 满足实用要求.

关键词: 自动指纹识别系统; 指纹分类; 连续分布方向图; 奇异点检测; Poincaré Index

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 05-0947-06

Fingerprint Classification Based on Both Continuously Distributed Directional Image and Modified Version of Poincaré Index

NE Guirjun^{1,2}, WU Chen², YE Xirjun³, XU Rongqing²

(1 Department of Computer Science & Technology, Yangzhou Vocational College of Environment and Resources, Yangzhou, Jiangsu 225007, China; 2 The Opening Laboratory of Intelligent Computing, Jiangsu University of Science and Technology, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Zhenjiang, Jiangsu 212003, China; 3 School of Information Science & Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210095, China)

Abstract A new concept on the continuously distributed directional image/field (CDDF) and the method to compute it in the fingerprint images are proposed, which exhibits not only good continuity, well graduality and excellent robustness to the noises but very high precision, as well. Then, the classical formula to compute the Poincaré Index and the algorithm for the singularity detection are improved, so that the modified version of Poincaré Index can present not only the rotation degrees but also the rotation direction of the vector in the vector field exactly. Therefore, it is able to locate the singularities (core points and delta points) at pixel level with an accuracy of only one pixel. Based on these, a novel fingerprint classification algorithm based on both the continuously distributed directional image and the modified version of Poincaré Index is developed finally, which classifies input fingerprints into 5 categories: arch, tented arch, left loop, right loop and whorl. The experimental results obtained on the fingerprint database of Jiangsu University of Science and Technology demonstrate that this algorithm is invariant to image rotation of any degrees and successfully solves the problem of image rotation, translation, and transformation in fingerprint classification. For the 4,000 images in this database, a classification accuracy of 97.05% for the five-class problem has been achieved. So, it has better classification performance than previously reported in the literature.

Key words AFS; fingerprint classification; continuously distributed directional image; singularity detection; Poincaré Index

1 引言

随着经济全球化和信息技术的飞速发展, 当今世界电

子化、信息化的程度日益提高, 网络、通信、金融、保险和信息等安全问题越来越受到重视, 对高效的自动身份识别系统的需求更加迫切. 指纹因具有普遍性、唯一性、稳定性

(终生不变性)、可采集性和方便性等突出优点^[1], 而成为最可靠的生物识别技术之一^[2]. 因而, 自动指纹识别系统 (Automated fingerprint identification system, AFIS) 已成为当前一个重要的研究课题, 有着非常广阔的应用前景^[3].

自动指纹识别的核心技术主要包括指纹分类和指纹匹配两部分. 虽然当前最快的基于细节特征的指纹匹配算法可以在几十毫秒的时间内完成一对一的指纹比对, 但是, AFIS常常需要在大规模的指纹数据库上进行识别, 如果没有一种有效的指纹库索引机制, 待识别的指纹将不得不同指纹库中庞大的指纹数据逐一进行比对, 系统工作将非常繁重. 为了减少搜索时间和计算的复杂度, 必须对指纹进行分类, 这样查询、匹配只需在指纹数据库中的一个相应子集中进行, 从而节省了运算时间, 降低了运算复杂度. 所以, 指纹分类不仅能够为大型指纹库提供重要的索引机制, 而且还能够优化系统的运行, 提高 AFIS 的效率和性能, 为 AFIS 的普及应用奠定良好的基础^[4].

虽然国内外科研工作者已经对指纹分类算法进行了广泛而深入的研究^[4~14], 但是, 由于指纹较大的类内差异和较小的类间差异以及低质量指纹的存在, 使得自动指纹分类仍是 AFIS 中一项公认的难题^[4]. 自动指纹分类方法大致可分为两类: 统计法^[5,6]和结构法^[7~10]. 统计法利用直接从指纹原图像或其方向场中获得的特征向量对指纹进行分类, Wilson 等^[6]用统计法对 NIST-4 指纹库分五类的正确率为 90.2% (拒识率为 10% 时). 结构法模仿指纹专家的分类方法, 利用指纹的某类特征点 (比如指纹奇异点: core 点和 delta 点) 和它们之间的相互位置关系来对指纹进行分类, Lin Hong 等^[4]和 Kalle Kau 等^[8]用结构法对 NIST-4 指纹库分五类的正确率分别为 87.5% 和 85.4% (拒识率为 0 时). Anil Jain 等^[12]将指纹的结构特征和统计特征结合起来, 形成了基于结构特征和统计特征的指纹特征描述, 并将其用于指纹的分类, 取得了较好的效果, 对 NIST-4 指纹库分五类的正确率为 90% (拒识率为 0 时). 目前, 国内外的自动指纹分类实现的都是 4 类 (将尖拱型 (Tented Arch) 当作拱型 (Arch) 或 5 类分类算法, 这些算法都不抗任意角度的指纹图像旋转. 设计一个健壮的指纹分类算法仍是一个难点, 并且也是当前迫切需要解决的重点.

本文提出了一种新的基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的 5 类自动指纹分类算法, 根据指纹奇异点 (core 点、delta 点) 的数目和它们的相对位置以及指纹的结构特征将指纹分为 5 类: 拱型 (Arch)、尖拱型 (Tented Arch)、左旋型 (Left Loop)、右旋型 (Right Loop) 和漩涡型 (Whorl), 如图 1 所示. 该算法成功地解决了指纹分类中的图像平移、旋转和形变不变性问题, 提高了分类精确度, 分类正确率达到 97.05%, 与文献 [4]、[8] 和文 [12] 的分类算法相比, 具有较高的分类正确率, 并且抗任意角度的指纹图像旋转, 具有较好的健壮性, 满足实用要求.



图 1 5 类指纹图像示例

2 指纹连续分布方向图的算法

2.1 指纹图像的背景分割

从采集到的原指纹图像中分割出有效的指纹区域, 是指纹图像预处理的首要步骤, 所有的后继处理都是针对有效指纹区域进行的. 本文采用类似 Ratha 等^[13]提出的方法来实现指纹图像与背景区域的分割.

2.2 计算指纹点方向图

把指纹脊线的走向分为 8 个方向^[15,16], 如图 2 和图 3 所示. 基准点位于方向模板的中心, 从水平位置开始, 按逆时针方向, 每隔 $\pi/8$ 确定一个方向, 用数字 0 1 2 ..., 7 来表示, 此方法计算的方向角范围是 $[0, \pi]$.

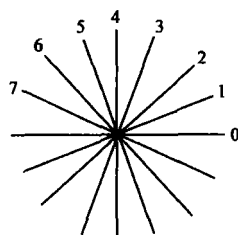


图 2 在每个像素处的 8 个方向

6	5	4	3	2
7	6	5	4	3
	7		1	
0	0	0	0	0
	1		7	
1	2	3	4	5
2	3	4	5	6

图 3 八方方向数的 9×9 方向模板

具体计算步骤如下:

(1) 对指纹图像中的每一点 (x, y) , 在以该点为中心的 9×9 窗口内, 分别计算 8 个方向上的灰度平均值, 即对图 3 中标有 i ($i = 0, 1, 2, \dots, 7$; 分别代表 8 个方向) 的位置的像素灰度值求平均, 得到 $G_{mean}[i]$;

(2) 将这 8 个平均值按两两垂直的方向分成 4 组: 0 和 4 为一组, 1 和 5 为一组, 2 和 6 为一组, 3 和 7 为一组, 分别计算每组中两个平均值差的绝对值 $G_{diff}[j]$:

$$G_{diff}[j] = |G_{mean}[j] - G_{mean}[j+4]| \quad (1)$$

其中, $j = 0, 1, 2, 3$ 为脊线方向;

(3) 取差值的绝对值最大的两个方向作为可能的脊线方向, 即

$$\text{若 } Max = \arg \max_{j \in \{0, 1, 2, 3\}} (G_{diff}[j]) \quad (2)$$

则方向 Max 和 $Max + 4$ 为该像素 (x, y) 处可能的脊线方向;

(4) 取 Max 和 $Max + 4$ 两个方向中灰度平均值与该像素 (x, y) 的灰度值 G 比较接近的方向, 作为该像素点的脊线方向 $Dir(x, y)$:

$$Dir(x, y) = \begin{cases} Max, & \text{if } |G - G_{mean}[Max]| < \\ |G - G_{mean}[Max + 4]|, & \\ Max + 4, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

以此方法分别对指纹图像中每一个像素点进行处理, 便可得到指纹的点方向图 (Point directional image/field) $D(x, y)$.

2.3 计算指纹连续分布方向图

在计算出指纹的点方向图 $D(x, y)$ 后, 采用连续滑动的 $w \times w$ 窗口 (模板), 来对点方向图 $D(x, y)$ 进行平滑处理, 本文取 17×17 的平滑窗口 (即 $w = 17$, w 的取值为一脊一谷的宽度之和, 即由指纹脊线的周期决定), 对点方向图中每一点 (x, y) 进行平滑, 即在以此点为中心的 $w \times w$ 窗口范围内, 进行方向直方图统计, 具体做法为:

(1) 分别统计该 $w \times w$ 窗口内方向值为 i ($i = 0, 1, 2, \dots, 7$, 分别代表 8 个方向) 的像素个数 $Num[i]$;

(2) 把方向直方图中峰值所对应的方向 (即 $w \times w$ 窗口内方向统计数最大的一个方向) 作为该点的方向 $O(x, y)$:

$$O(x, y) = \text{ord}(\text{Max}_i(Num[i])) \quad (4)$$

以此方法分别对点方向图 $D(x, y)$ 中的每一点进行平滑处理, 便可得到平滑点方向图 $O(x, y)$. 为了与传统的点方向图和块方向图 (Block directional image/field) 相区别, 本文定义这种平滑点方向图为指纹的连续分布方向图 (场) (Continuously distributed directional image/field CD-DF), 图 1 中各指纹的连续分布方向图如图 4 所示, 图中用不同的颜色分别表示 0~7 的 8 个不同方向值^[17]:

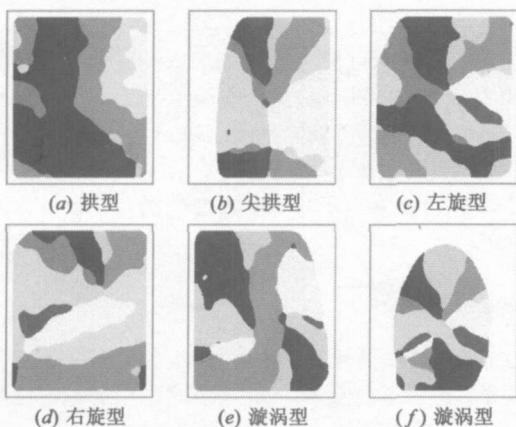


图 4 图 1 中各指纹的连续分布方向图 (经过 3 次平滑)

灰色: 方向值 0 (0 弧度); 黑色: 方向值 1 ($\pi/8$ 弧度);
红色: 方向值 2 ($2\pi/8$ 弧度); 绿色: 方向值 3 ($3\pi/8$ 弧度);
蓝色: 方向值 4 ($4\pi/8$ 弧度); 黄色: 方向值 5 ($5\pi/8$ 弧度);
青色: 方向值 6 ($6\pi/8$ 弧度); 紫色: 方向值 7 ($7\pi/8$ 弧度);

白色: 表示背景 (无方向)。

3 基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的指纹奇异点检测算法

在求得指纹的连续分布方向图 $O(x, y)$ 后, 奇异点检测主要分为以下二步:

3.1 指纹图像 Poincaré Index 的计算

Poincaré Index 法是指纹奇异点检测最经典、直观而简洁的方法, 是在指纹方向场中计算 Poincaré Index 值来检测指纹奇异点, 早在 1984 年就被 Kawagoe 和 Tojo^[9] 用来检测指纹奇异点。设 $\theta(x, y)$ 是指纹图像的方向场, 在方向场中的给定点 (i, j) 的 Poincaré Index 值计算如下:

$$\text{Poincaré}(i, j) = \frac{1}{2p} \sum_{k=0}^{N-1} \Delta(k) \quad (5)$$

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k), & \text{if } |\delta(k)| < \pi/2 \\ p + \delta(k), & \text{if } \delta(k) \leq -\pi/2 \\ p - \delta(k), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$\delta(k) = \theta(x_{(k+1) \bmod N}, y_{(k+1) \bmod N}) - \theta(x_b, y_b) \quad (7)$$

其中, (x_b, y_b) 是以给定点 (i, j) 为中心的具有 N 个像素的封闭数字曲线 ϕ 上沿逆时针方向第 k 个点的坐标, $K = 0, 1, 2, \dots, N-1$, 在封闭数字曲线 ϕ 上沿逆时针方向递增。如果 Poincaré Index 值为 $1/2$ 那么该给定点 (i, j) 就是 core 点, 若为 $-1/2$ 则为 delta 点。

当 $\pi/2 \leq \delta(k) \leq \pi$ 时, $\Delta(k) = p - \delta(k)$ 就大于 0 且有 $0 \leq \Delta(k) \leq \pi/2$ 表示当方向场逆时针旋转一个正角度 $\delta(k)$ 时, 还等价于逆时针旋转一个正的补角 ($\pi - \delta(k)$), 显然是不对的, 因此, $\Delta(k)$ 就不能完全反映向量场的旋转方向, 由此计算出的 Poincaré Index 只能反映向量场的旋转角度, 而不能完全反映向量场的旋转方向; 而且计算 Poincaré Index 时只用一条封闭曲线, 因而会提取出大量的伪奇异点。因此, 根据奇异点附近指纹方向变化的规律和 Poincaré Index 的物理意义, 本文对以上经典的 Poincaré Index 计算公式进行了如下三点改进:

(1) 将 $\Delta(k)$ 的计算公式 (6) 中的 “ $p - \delta(k)$ ” 改为 “ $\delta(k) - p$ ”, 即将式 (6) 改为式 (8):

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k), & \text{if } |\delta(k)| < \pi/2 \\ \delta(k) + p, & \text{if } \delta(k) \leq -\pi/2 \\ \delta(k) - p, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

这样, 当 $\pi/2 \leq \delta(k) \leq \pi$ 时, $\Delta(k) = \delta(k) - p$ 就小于 0 且有 $-\pi/2 \leq \Delta(k) \leq 0$ 表示当方向场逆时针旋转一个正角度 $\delta(k)$ 时, 等价于顺时针旋转一个负的补角 ($\delta(k) - p$), 因此, $\Delta(k)$ 就能完全反映向量场的旋转方向, 由此计算出的 Poincaré Index 既能反映向量场的旋转角度, 又能完全反映向量场的旋转方向。

(2) 对指纹连续分布方向图 $O(x, y)$ 中的每一点 (x, y) , 我们分别计算两个 Poincaré Index 值, 所用的封闭数字曲线 (模板) 有两个: 一个是点 (x, y) 邻域的 2×2 矩形数

字曲线 ϕ_1 , 如图 5 所示, 其周长为 4 个像素; 另一个是以点 (x, y) 为圆心, 半径为 4 个像素的圆形数字曲线 ϕ_2 , 其周长为 24 个像素, 对应的 Poincaré Index 值分别记为 $\text{Poincaré1}(x, y)$ 和 $\text{Poincaré2}(x, y)$ 。取这两个模板的主要原因是:

(a) 模板尺寸越小, 检测到的奇异点位置越精确, 且图像边缘处的奇异点越易检测到, 同时计算量也较小; (b) 用两个封闭数字曲线 (模板) 分别计算两个 Poincaré Index 值, 可以有效地去除伪奇异点, 使每个奇异点区域只有一个候选点符合条件, 提高了算法的鲁棒性, 避免了对候选奇异点的后处理过程。

(3) 为了简化计算, 我们直接用连续分布方向图 $O(x, y)$ 的八个方向码 0~7 来计算 Poincaré Index 值, 而不是用角度值, 这样就避免了三角函数运算和乘除法运算, 大大降低了计算复杂度, 提高了运算速度。

3.2 指纹图像奇异点的判据

对指纹中的每一像素点 (x, y) , 根据以上所求得的 Poincaré Index 值, 设置奇异点的判据如下:

- (1) 若 $\text{Poincaré1}(x, y) = +8$ 且 $\text{Poincaré2}(x, y) \geq +8$ 则该点 (x, y) 为 core 点;
- (2) 若 $\text{Poincaré1}(x, y) = -8$ 且 $\text{Poincaré2}(x, y) = -8$ 则该点 (x, y) 为 delta 点;
- (3) 否则, 该点 (x, y) 为普通点 (非奇异点)。



图 6 图 1 中各指纹奇异点检测结果示例

如果检测到 core 点的总数 N_c 大于 2 或者 delta 点的总数 N_d 大于 2 则返回到 2.3 节, 对所提取的连续分布方向图 $O(x, y)$, 按 2.3 节方法 (4) 再进行一次平滑处理, 然后按以上 3.1~3.2 重复, 直到 core 点的总数和 delta 点的总数都不大于 2 为止。图 1 中各指纹奇异点检测结果如图 6 所示, 图 6 中白色圆圈的中心点为 core 点, 白色正方形的中心点为 delta 点。

4 指纹分类

根据以上所求指纹奇异点的数目和相互位置关系以

$(x, y+1)$	$(x+1, y+1)$
(x, y)	$(x+1, y)$

图 5 检测奇异点使用的封闭数字曲线 (模板) ϕ_1

及指纹脊线的结构特征, 本文将指纹分为 5 类: 拱型 (Arch)、尖拱型 (Tented Arch)、左旋型 (Left Loop)、右旋型 (Right Loop) 和漩涡型 (Whorl), 如图 1 和图 6 所示。设 N_c 和 N_d 分别表示 core 点和 delta 点的数目, 分类规则如下:

- (1) 如果 $N_c = 0$
 - (a) 如果 $N_d = 0$ 则为拱型指纹 (Arch);
 - (b) 如果 $N_d > 0$ 且所有 delta 点到指纹边界的距离 $d < 10$ 则为拱型指纹 (Arch)。
 - (2) 如果 $N_c = 1$, 则求取 core 点处脊线的对称轴 Axis (Axis 的方向定义为以 core 点为起点, 与指纹脊线平行的方向):
 - (a) 如果 $N_d = 0$ 或 $N_d = 2$ 则过 core 点作一条垂直于对称轴 Axis 的直线 L , 在 L 上 core 点的两侧距离 $d = 10 \text{ pixels}$ 处各取一点 p_1 和 p_2 (p_1 在对称轴 Axis 方向的 -90 度一侧, p_2 在对称轴 Axis 方向的 $+90$ 度一侧), 分别以 p_1 和 p_2 为起点, 在连续分布方向图 $O(x, y)$ 上沿对称轴 Axis 的方向进行方向场跟踪, 直到指纹边界或跟踪步数 $s > S1$ 为止, 得到两条有向曲线 C_1 和 C_2 (有向曲线的方向定义为从起点指向终点的方向):
 - (i) 如果 C_1 为顺时针且 C_2 为逆时针, 则为尖拱型指纹 (Tented Arch);
 - (ii) 如果 C_1 和 C_2 都为顺时针, 则为左旋型指纹 (Left Loop);
 - (iii) 如果 C_1 和 C_2 都为逆时针, 则为右旋型指纹 (Right Loop);
 - (b) 如果 $N_d = 1$ 则计算对称轴 Axis 到 core 点和 delta 点连线 L_{cd} 的旋转角度 α
 - (i) 如果 $\text{abs}(\alpha) < \text{th1}$, 则为尖拱型指纹 (Tented Arch);
 - (ii) 如果 $\text{th1} \leq \text{abs}(\alpha) \leq \text{th2}$ 则按分类规则 2.1 进行分类;
 - (iii) 如果 $\text{abs}(\alpha) > \text{th2}$ 如果 $\alpha < 0$ 则为左旋型指纹 (Left Loop); 如果 $\alpha > 0$ 则为右旋型指纹 (Right Loop)。
 - (3) 如果 $N_c = 2$ 则为漩涡型指纹 (Whorl)。
 - (4) 否则, 指纹质量太差, 拒绝。
- 其中 th1 , th2 和 $S1$ 为预先确定的阈值 (本文分别取 15, 35 和 250)。

5 实验结果及分析

为了验证本文所述算法的有效性, 我们在江苏科技大学指纹库上进行了实验测试。该指纹库是用上海同济斯玛特识别技术有限公司生产的光学指纹采集仪所采集, 分辨率为 450dpi, 图像尺寸为 $248 \times 292 \text{ pixels}$, 256 级灰度图像, 共包含 4000 幅各种类型的指纹图像, 来自 500 个不同手指, 每个手指取 8 幅图像, 男女各占 50%, 采集时允许任意角度的指纹旋转。在微机上用 Visual C#. NET 实现了本文的所有算法, 将指纹分成 5 类: 拱型 (Arch)、尖拱型 (Tented

Arch)、左旋型 (Left Loop)、右旋型 (Right Loop)和漩涡型 (Whorl), 对该指纹库中 4000 幅指纹图像进行实验测试, 所得 0 拒识率时的分类结果如表 1 所示.

真实类型	自动分类结果类型					错误率 (%)
	拱型	尖拱	左旋	右旋	漩涡	
拱型	103	1				0.96
尖拱		37	2	1		7.50
左旋	15	3	848	4	18	4.50
右旋	3	9	9	853	38	6.47
漩涡			4	11	2041	0.73
合计						2.95

从实验结果可知, 5 类分类的误识率为 2.95%. 将本文的实验结果与文献 [4, 8, 12] 的分类结果相比较, 我们有较高的分类正确率, 原因如下: (1) 连续分布方向图过渡平滑、自然, 既具有很好的连续性、渐变性和抗噪性, 又具有较高的精确度; (2) 改进后的 Poincaré Index 不仅能精确表示向量场的旋转角度, 而且还能精确表示向量场的旋转方向, 因而能够在像素级水平精确定位指纹奇异点 (core 点和 delta 点), 使每个有效的奇异点区域 (Singular Region) 只检测到一个候选奇异点, 提高了奇异点检测的精确度、准确度和可靠度; (3) 由于利用了方向场跟踪技术, 本分类算法不完全依赖奇异点的准确数目和位置; (4) 在对尖拱型 (Tented Arch)、左旋型 (Left Loop) 和右旋型 (Right Loop) 进行分类判别时, 我们使用具有旋转不变性的相对量 (“顺时针”和“逆时针”) 来代替不具有旋转不变性的相对量 (“左、右”)^[4], 因而本分类算法能抗任意角度的指纹图像旋转.

6 结论

本文提出的基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的 5 类自动指纹分类算法, 不仅具有较高的分类正确率, 而且抗任意角度的指纹图像旋转, 成功地解决了指纹分类中的图像平移、旋转和形变不变性问题, 分类正确率达到 97.03%. 本文创新点如下:

(1) 本文提出的指纹连续分布方向图, 过渡平滑自然, 具有很好的连续性、渐变性和抗噪性, 同时又具有较高的精确度, 在脊线方向弯曲的临界区域, 方向的过渡平滑、自然, 符合脊线的真实走向, 如图 4(d) 中红色与绿色、绿色与蓝色、蓝色与黄色之间的边界线所示^[17], 既克服了点方向图抗噪性差的缺点, 又克服了块方向图临界区域非自然过渡 (“锯齿”状跃变) 的缺点, 能更好地反映指纹脊线的走势特征, 很好地解决了指纹图像方向图的连续过渡性、抗噪性和精确性问题, 能有效提高自动指纹识别系统的性能.

(2) 经本文改进后的 Poincaré Index 既能精确表示向量场的旋转角度, 又能精确表示向量场的旋转方向, 使每个

有效的奇异点区域 (Singular Region) 所检测到的候选奇异点数目大大降低, 提高了奇异点检测的精确度、准确度和可靠度.

(3) 本文提出的基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的指纹奇异点检测算法, 是在指纹连续分布方向图的基础上, 对指纹图像中的每一点 (x, y) , 用周长为 4 个像素和 24 个像素的两个封闭数字曲线 (模板), 分别计算两个 Poincaré Index 值. 这样不仅可以使检测到的奇异点位置精确到像素级, 而且可以有效地去除伪奇异点, 使每个有效的奇异点区域只有一个候选点符合条件. 极大地提高了奇异点检测的精确度和可靠度, 对低质量指纹图像具有较好的鲁棒性, 并且本文方法不需要对所提取的奇异点进行后处理.

此外, 本文未对指纹图像进行任何增强处理, 若对低质量指纹图像进行有效的增强处理, 则算法的效果会更好.

参考文献:

- [1] S Pankanti, S Prabhakar, A K Jain. On the individuality of fingerprints[J]. IEEE Transactions on PAMI 2002, 24(8): 1010–1025
- [2] A K Jain, S Pankanti, S Prabhakar, A Ross. Recent advances in fingerprint verification[A]. Proc of the 3rd International Conference on Audio and Video Based Person Authentication (AVBPA) [C]. Sweden: Academic Press, 2001. 182–191.
- [3] A K Jain, L Hong, R Bolle. On-line fingerprint verification [J]. IEEE Transactions on PAMI 1997, 19(4): 302–314.
- [4] Lin Hong, Anil Jain. Classification of fingerprint images[A]. Proc of 11th Scandinavian Conference on Image Analysis [C]. Kangerlussuaq: Greenland Press, 1999. 781–795.
- [5] Bahri P, Chauvin Y. Neural networks for fingerprint recognition[J]. Neural Computation, 1993, 5(3): 402–418.
- [6] Wilson C L, Candela G T, Watson C I. Neural network fingerprint classification [J]. Artificial neural network, 1993, 1(2): 203–228.
- [7] Chong M, Ngee T, Jun L, Gay R. Geometric framework for fingerprint image classification [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(9): 1475–1488.
- [8] Kalle Karu, Anil Jain. Fingerprint classification[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(3): 389–404.
- [9] Kawagoe M, Tojo A. Fingerprint pattern classification[J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295–303.
- [10] 程建刚, 田捷, 任群, 张堂辉. 基于奇异点的指纹分类 [A]. 第 6 届国际青年计算机工作者会议暨第 2 届生物特征识别研讨会会议论文集 [C]. 杭州: 2001. S4-27 ~ S4-34.
- [11] Wang Sen, Zhang Wei, Wei Wang, Yang Sheng. Fingerprint

- classification by directional fields[A]. Proc of the 4th IEEE International Conference on Multimedial Interfaces 2002 (IC-MI02) [C]. Pittsburgh: IEEE Press, 2002: 395–398.
- [12] Anil Jain, Salil Prabhakar, Lin Hong. A multichannel approach to fingerprint classification[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1999, 21(4): 348–359.
- [13] Ratha N, Kanu K, Chen S, Jain A K. A real-time matching system for large fingerprint database[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 799–813.
- [14] 杨利敏, 杨杰, 李钢. 基于指纹分类的模式匹配[J]. 电子学报, 2003, 31(7): 1030–1034.
Yang L in, Yang J ie, Li G ang. Pattern matching based on fingerprint classification[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(7): 1030–1034. (in Chinese)
- [15] He Yuliang, Tian Jie, Luo Xiping, Zhang Tanghui. Image enhancement and minutiae matching in fingerprint verification[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9-10): 1349–1360.
- [16] 罗希平, 田捷. 自动指纹识别中的图像增强和细节匹配算法[J]. 软件学报, 2002, 13(05): 946–956.
Luo Xiping, Tian Jie. Image enhancement and minutiae matching algorithms in automated fingerprint identification system[J]. Journal of Software, 2002, 13(05): 946–956. (in Chinese)
- [17] 聂桂军, 吴陈. 自动指纹识别系统中连续分布方向图的研究[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(3): 315–319.
Nie Guijun, Wu Chen. Studies on continuously distributed directional image in automated fingerprint identification system[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(3): 315–319. (in Chinese)

作者简介:



聂桂军 男, 工程师, 1966年8月生于江苏仪征, 1988年毕业于南京农业大学植物保护学系, 获农学学士学位, 2005年4月毕业于江苏科技大学电子信息学院, 获工学硕士学位. 现为扬州环境资源职业技术学院计算机系讲师, 主要研究方向为智能信息处理、模式识别与人工智能、数字图像处理、生物特征识别、软件工程.

E-mail: nieguijun@sina.com

吴陈 男, 1962年出生于湖北天门, 教授, 硕士生导师, 主要研究领域为智能信息处理、知识表示.

叶锡君 男, 1964年生, 副教授, 主要研究方向为网络安全、ERP.

徐荣青 男, 1966年出生于江苏仪征, 副教授, 硕士生导师, 主要研究领域为激光应用技术.