

使用平均周期进行指纹分类*

祝 恩, 殷建平, 周 婧

(国防科技大学计算机学院, 湖南长沙 410073)

摘 要 提出了一种基于指纹平均周期的分类方法, 通过计算指纹的平均周期并按照平均周期将数据库中的指纹进行排序, 该方法可有效地提高指纹的搜索速度。若将基于指纹周期的分类算法和现有的指纹分类算法结合起来, 则可进一步提高指纹搜索效率。

关键词 指纹识别; 指纹分类; 指纹索引; 指纹周期

中图分类号: TP391 文献标识码: A

Fingerprint Classification by Using Average Period

ZHU En, YIN Jian-ping, ZHOU Jing

(College of Computer, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract A mean period based approach for fingerprint classification is presented. It computes the mean period of every fingerprint and sorts fingerprints according to their mean periods. This approach speeds up the searching of the fingerprint database efficiently. And perfect performance is possible if combining this method with the traditional fingerprint classification.

Key words fingerprint identification; fingerprint classification; fingerprint indexing; fingerprint period

指纹识别是有效的基于生物特征的身份识别方法之一。自动指纹识别系统一般分为两种类型: 1:1 (一对一) 和 1:N (一对多)。1:1 的系统只需验证两个指纹图像是否一致, 称之为指纹验证; 1:N 的系统需要从指纹数据库中查找与输入指纹一致的指纹, 称之为指纹识别。对于 1:1 系统, 在注册指纹时, 除了要注册指纹图像外, 还要注册相应的 ID。在指纹验证时, 输入 ID 和指纹图像, 验证系统将根据 ID 在数据库中寻找注册指纹, 然后将输入指纹和注册指纹进行比较。验证系统只需要查找一个指纹, 做一次指纹比对, 因此系统响应时间较短。而在 1:N 系统中只输入指纹图像, 因此在识别阶段需要在数据库中反复比对指纹, 直到找出与输入指纹一致的指纹, 因此系统响应时间相对较长。基于指纹的身份识别系统都对响应时间有一定的要求, 为了减少 1:N 系统的响应时间, 一种方法是缩小数据库, 但这可能严重阻碍自动指纹识别的应用, 因为许多应用场合无法将数据库缩小到响应时间所要求的大小。第二种方法是进行指纹索引, 如将指纹分类, 在识别时只需将输入指纹和数据库中与输入指纹同类的指纹进行比对, 这样, 只需搜索部分指纹库, 就可以判定输入指纹是否合法。

衡量指纹索引方法性能的参数之一是系统穿透系数 P^1 (system penetration coefficient)

$$P = \frac{C}{N} \quad (1)$$

其中, N 为数据库的记录数, C 为比对次数。显然 $1/N \leq P \leq 1$ 。

朴素的 1:N 系统线性地搜索数据库, 找出匹配效果最好的指纹, 因此其系统穿透系数 $P = 1$ 。

另外, 识假率 FAR (False Accept Rate) 和拒真率 FRR (False Reject Rate) 也是衡量系统的性能参数, 对于 1:1 和 1:N 的系统分别记为 $FAR_{1:1}$ 、 $FRR_{1:1}$ 和 $FAR_{1:N}$ 、 $FRR_{1:N}$ 。它们之间存在如下的关系:

$$FAR_{1:N} = 1 - (1 - FAR_{1:1})^P \quad (2)$$

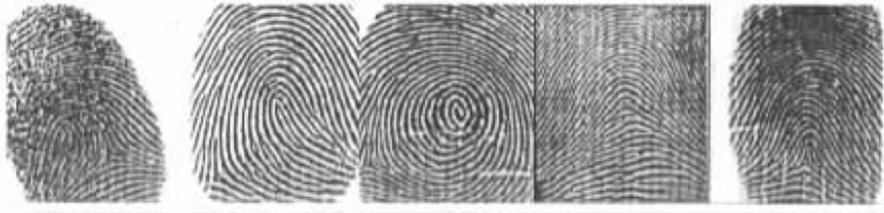
$$FRR_{1:N} \geq FRR_{1:1} \quad (3)$$

* 收稿日期: 2004-02-10
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60373023)
作者简介: 祝恩(1976—), 男, 博士生。

朴素的 $1:N$ 系统中 $P=1$, 所以其 $FAR_{1:N}$ 会较大。 指纹索引的目标是尽量缩小 P , 这样既可以减少响应时间 , 又可以缩小识假率。 由于指纹索引算法的影响(如分类算法中的错误分类) 使得 $FRR_{1:N} \geq FRR_{1:1}$, 所以指纹索引的另一个目标是使 $FRR_{1:N}$ 接近 $FRR_{1:1}$ 。

1 相关工作

在指纹索引领域 , 目前研究最多的是指纹分类 , 最为常用的分类模式为 Henry 分类模式或其变种^[2]。 Henry 分类模式将指纹分成五类 : 左箕型(left loop) , 右箕型(right loop) , 斗型(whorl) , 拱型(arch) 和尖拱型(tented arch) , 如图 1 所示。 还有其它 Henry 分类模式的变种 , 如 Meltem Ballan 将指纹分为六类 , 除了 Henry 模式的五种类型外 , 还包括双箕型(twin loop)^[3]。 Henry 模式的基本思想是根据指纹中核心点(Core) 和三角点(Delta) 的数量和位置来对指纹进行分类 , 如表 1^[5]所示。



(1)左箕型 (2)右箕型 (3)斗型 (4)拱型 (5)尖拱型
(1)Left Loop (2)Right Loop (3)Whorl (4)Arch (5)Tented Arch

图 1 Henry 分类模式图例

Fig.1 Samples of Henry classifying modal

目前的许多研究工作都围绕着如何提高 Henry 分类模式的正确率展开^[3,5-10]。 由于指纹图像质量的影响 , 各种分类算法都存在一定的错误率和拒绝率。 对于箕型、斗型和尖拱型的指纹 , 很可能由于指头在指纹仪上的移动而使得三角点或某个核心点在扫描区域之外 , 从而扫描出来的指纹图像中只有一个核心点 , Henry 模式无法对这样的指纹分类而被系统拒绝。 同时 , 按照 Henry 模式 , 指纹的分布很不均匀 , 不同类型指纹的分布大概为 whorl-27.9%、left loop-33.8%、right loop-31.7%、arch-3.7%、tented arch-2.9%^[6]。

假设某 Henry 分类算法的错误率为 R_e , 拒绝率为 R_r , $P(\cdot)$ 为某种类型的指纹分布概率 , 系统在每一类内部采用线性查找法。 则 Henry 模式的系统穿透系数为 :

$$P_{henry} = (1 - R_e) \{ (1 - R_r) \sum_{x=L,R,W,A,T} (P^2(x)/2) + R_e(1 - R_r) \cdot \alpha + R_r/2 \} \quad (4)$$

其中 α 为输入指纹被错误分类时的穿透系数 $\alpha \leq \max(P(x) | x \in \{L, R, W, A, T\})$, 理想情况下 $R_e = R_r = 0$, 这时 $P_{henry} = \sum_{x=L,R,W,A,T} (P^2(x)/2) = (0.279^2 + 0.338^2 + 0.317^2 + 0.037^2 + 0.029^2)/2 = 0.147392$

为了缩小穿透系数 , 本文利用指纹图像的平均周期(可以理解为指纹纹路之间的平均距离) 对指纹图像进行分类。 目前的指纹仪基本上都采用标准的分辨率(500dpi) , 同时指纹识别应用系统都基于某种固定的指纹仪 , 因此同一指纹仪采集的同一指头的不同指纹图像之间的缩放程度只受压力的影响 , 这种由于压力而产生的缩放程度很小 , 在实际的算法中完全可以忽略。 事实上 , 许多指纹匹配算法并不考虑指纹缩放问题 , 而只考虑旋转和平移问题 , 如 Anil Jain^[14]和 X. P. Luo^[15]的基于节点(Minutia) 的匹配算法。 实验结果表明 : 在对指纹施加旋转、平移和不同压力的情况下 , 计算出来的指纹平均周期具有一定的稳定性。 不同指纹的平均纹路间距分布在 3 到 25(pixels) (图像分辨率 500dpi) 之间^[16] , 统计结果表明 : 绝大部分指纹的平均周期分布在 5 到 13 之间。 以下将给出平均周期的计算方法、分布规律以及基于平均周期的分类方法及其性能分析。

表 1 Henry 分类模式

Tab.1 Henry classifying modal

Pattern Class	Core	Delta
Arch	0	0
Tented Arch	1	1(middle)
Left Loop	1	1(right)
Right Loop	1	1(left)
Whorl	2	2

2 基于平均周期的指纹分类

2.1 平均周期的计算

假设 I 为指纹图像, 图像尺寸为 $m \times n$, $I(x, y)$ ($0 \leq x < m, 0 \leq y < n$) 为 I 在 (x, y) 处的灰度。用 M 来标识 I 的前景和背景: 若 $M(x, y) = 1$, 则 (x, y) 为前景; 若 $M(x, y) = 0$, 则 (x, y) 为背景。有许多指纹分割方法可以计算 $M(x, y)$ ^[16,19], 本文不再阐述。用 $O(x, y)$ 表示 (x, y) 处的纹路方向。计算过程中, 将平均周期放大 δ 倍, I 的平均周期的计算分为两步:

- (1) 计算方向场 $O(x, y)$ ($0 \leq x < m, 0 \leq y < n$);
- (2) 计算平均周期。

有许多可以计算纹路方向的方法^[16~18], 本文不再阐述。对于纹路的的方向, 视 θ 和 $\theta + \pi$ 为等同, 因此可将 $O(x, y)$ 规约到 $[0, \pi)$ 。

平均周期的计算首先将 I 划分为不相交的大小为 $w \times u$ (50×50) 的矩形区域, 计算每一区域 W 的局部周期信息, 然后根据局部周期信息计算平均周期。计算局部周期信息的基本方法是: 先计算出一条穿过该区域中心的曲线, 使该曲线上每一点 (x, y) 的切线方向和 $O(x, y)$ 垂直, 只考虑曲线上位于区域 W 内的曲线段, 将曲线段的邻近区域在曲线段上投影, 得到投影信号 $p[i]$ ($0 \leq i < L, L$ 为曲线段的长度)。将 $p[i]$ 平滑处理得到 $\rho[i]$, 设 $\rho[i]$ 的第一个波峰的位置为 k_1 , 最后一个波峰的位置为 k_2 , 共有 l 个波峰, 记 $L_W = k_2 - k_1, N_W = l - 1$ 。最后以 $T = \delta \sum_W L_W / \sum_W N_W$ 作为平均频率。

2.2 一对多比对时的搜索方法

假设数据库中指纹纹路的最小间距为 g_{\min} , 最大间距为 g_{\max} , 则有 $\delta \cdot g_{\min} \leq T \leq \delta \cdot g_{\max}$ 。将指纹数据库按 T 分类, 每个 T 值作为一类, 则数据库中最多有 $\delta \cdot (g_{\max} - g_{\min}) + 1$ 类。给定正整数 γ , 称之为搜索半径, 在实验中得到的 γ 的经验值为 7。 I 为输入指纹。在数据库中搜索与 I 相同的指纹的方法可描述如下:

- (1) 计算出 I 的平均周期 T' ;
- (2) 在 T' 类中查找指纹与 I 比对, 比对成功则转 (7);
- (3) 将 i 赋值 1 到 γ , 分别做 (4) 和 (5);
- (4) 在 $T' + i$ 类中查找指纹与 I 比对, 比对成功则转 (7);
- (5) 在 $T' - i$ 类中查找指纹与 I 比对, 比对成功则转 (7);
- (6) 拒绝 I , 结束;
- (7) 接受 I , 结束。

2.3 周期的放大分析

在 2.1 中, 平均周期 $T = \delta \sum_W L_W / \sum_W N_W$, 其中 δ 为周期的放大倍数, 将周期放大是为了使数据库中有更多的类数。2.2 中的搜索半径 γ 可以这样确定: 给定某个指纹的 n 个样本 $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$, 则 $\gamma = (\max\{T(I_k) \mid 1 \leq k \leq n\} - \min\{T(I_k) \mid 1 \leq k \leq n\}) / 2$ 。事实上, 随着 δ 的增大, γ 也会增大, γ 和 δ 之间存在函数关系 $\gamma = f(\delta)$, 令 $H(\delta) = (2 \cdot f(\delta) + 1) \cdot (\delta \cdot (g_{\max} - g_{\min}) + 1)$, 则称 $H(\delta)$ 为关于 δ 的系统穿透比。为了使系统的穿透系数 P 尽可能小, 要求 δ 的实际取值 δ_0 满足: $H(\delta_0) = \min(H(\delta))$ 。

3 实验结果

实验所用数据库由 DB1 和 DB2 组成, 两个数据库中的指纹都由 SecuGen 指纹仪采集。DB1 中存放同一个指纹的 50 个样本, 其中同一天采集的样本数不超过 5。DB2 中存放着 1000 个指纹, 分别来自 500 个手指, 每个手指采集两个样本, 而且两个样本不在同一天采集, 其中一个用来作为注册指纹, 另一个作为输入指纹。

先用 DB1 来作周期的放大分析,实验中用 $H'(\delta)$ 来代替 $H(\delta)$:

$$H'(\delta) = \frac{\max(\mathcal{T}(I_k, \delta) | I_k \in DB1) - \min(\mathcal{T}(I_k, \delta) | I_k \in DB1) + 1}{\delta \cdot G + 1}$$

其中 G 为 DB2 中各指纹图像最大平均纹路间距和最小平均纹路间距之差,用 2.1 中的算法对 DB2 的统计结果显示 DB2 的各指纹图像平均间距落在 5 到 11 之间,所以取 $G = 6$ 。实验中分别取 $\delta = 1, 3, 5, 10, 15, 20, 30$ 得到的 $H'(\delta)$ 曲线如图 2 所示。从曲线中可以看出:当 $\delta < 10$ 时,曲线下降较快,当 $\delta > 10$ 时,开始趋于平缓。因此在后面的实验中都取 $\delta = 10$ 。

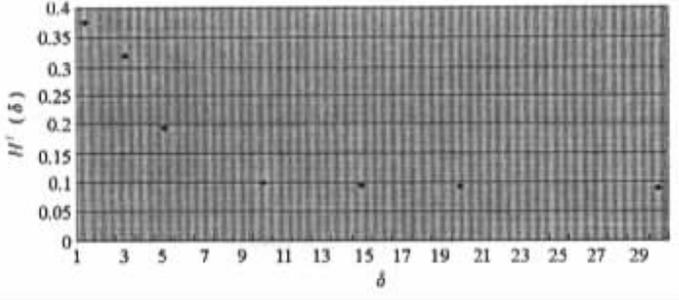


图 2 穿透比曲线

Fig.2 Penetration ratio curve

当 $\delta = 10$ 时,对 DB1 的统计结果为

$$\text{DB1 的平均周期 } \bar{T}_{DB1} = \frac{\sum_{I_k \in DB1} \mathcal{T}(I_k, \delta)}{|DB1|} = 90$$

$$P(\mathcal{T}(I_k, \delta) = \bar{T}_{DB1} | I_k \in DB1) = 21/50 = 0.42$$

$$P(|\mathcal{T}(I_k, \delta) - \bar{T}_{DB1}| \leq 1 | I_k \in DB1) = 38/50 = 0.76$$

$$P(|\mathcal{T}(I_k, \delta) - \bar{T}_{DB1}| \leq 2 | I_k \in DB1) = 44/50 = 0.88$$

$$P(|\mathcal{T}(I_k, \delta) - \bar{T}_{DB1}| \leq 3 | I_k \in DB1) = 48/50 = 0.96$$

$$P(|\mathcal{T}(I_k, \delta) - \bar{T}_{DB1}| \leq 4 | I_k \in DB1) = 48/50 = 0.96$$

$$P(|\mathcal{T}(I_k, \delta) - \bar{T}_{DB1}| \leq 5 | I_k \in DB1) = 50/50 = 1$$

所以 DB1 的平均搜索半径为:

$$\gamma = 0.42 \times 0 + (0.76 - 0.42) \times 1 + (0.88 - 0.76) \times 2 + (0.96 - 0.88) \times 3 + (1 - 0.96) \times 5 = 1.02 \approx 1$$

因此 DB1 中平均每个指纹要搜索 $2 \times \gamma$ 类。

对 DB2 中各指纹的平均周期的统计结果如表 2 所示,从中可以看出:DB2 的各指纹的平均周期分布在 50 到 110 之间。

在不同的搜索半径下 DB2 的穿透系数如表 3 所示。表中的拒绝率表示搜索半径变小时,由于输入指纹的周期和注册指纹的周期之差大于搜索半径,而使得输入指纹被拒绝的可能性增大。

从实验结果可以看出:基于平均周期的系统穿透系数小于理想情况下 Henry 模式的系统穿透系数。

4 结论

本文给出了指纹平均周期的计算方法以及基于平均周期的分类方法。实验结果表明:基于平均周期的系统穿透系数小于 Henry 模式理想情况下的系统穿透系数。使用平均周期的一个好处是:对于任何指纹都能计算出平均周期,不会被拒绝分类;而在 Henry 模式,没有核心点的图像将会被拒绝分类。另一个好处是:使用平均周期分类时,类与类之间的距离可度量,可以使用平均周期之差做为距离,从而在数据库中搜索与输入指纹匹配的的指纹时,可以从与输入指纹距离最小的类开始进行搜索,而 Henry 模式下类与类之间的距离不可度量。第三个好处是:平均周期可以容易地和其它特征结合在一起进行指纹分类。

设 I 为某注册指纹, $\pi(I)$ 为其注册周期, 若 $\pi(I) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum_{k=1}^n \pi(I_k)}{n}$ (I_k 为与 I 来自同一指头的不同指纹样本), 则称 I 的注册周期为理想周期。若数据库中每个指纹的注册周期为理想周期, 则系统的穿透系数可以进一步降低。为了使注册指纹的周期接近理想周期, 一种方法是采集尽量多的样本, 对多个样本求平均周期作为注册指纹的周期; 第二种方法是在数据库中保存识别过程中输入指纹的周期, 每次进行指纹识别时, 将输入指纹的周期和前面保存的周期一起求平均值作为注册周期, 这样注册周期将会逐渐收敛于理想周期。

另外, 通过降低穿透比也可以降低系统的穿透系数, 这依赖于如何更加准确稳定地计算平均周期。

最后, 基于平均周期的分类方法可以和传统的分类模式或其它分类方法结合起来, 以便进一步降低系统的穿透系数。假设 Henry 模式的穿透系数为 0.2, 若结合基于平均周期的方法, 则可以降低到 $0.2 \times 0.140 = 0.028$ 以下。

所有这些改进工作都有待进一步展开。

表 2 DB2 的周期统计

Tab.2 Period statistic of DB2

平均周期	指纹数										
50	0	60	9	70	38	80	32	90	33	100	3
51	0	61	5	71	49	81	35	91	12	101	3
52	0	62	11	72	36	82	30	92	14	102	4
53	0	63	11	73	51	83	38	93	16	103	2
54	0	64	17	74	41	84	27	94	6	104	0
55	0	65	9	75	54	85	28	95	7	105	0
56	1	66	14	76	42	86	35	96	10	106	1
57	0	67	19	77	35	87	25	97	10	107	0
58	2	68	21	78	33	88	14	98	6	108	0
59	3	69	29	79	51	89	6	99	4	109	0

表 3 不同搜索半径下 DB2 的系统穿透系数

Tab.3 System penetration coefficients of DB2 using different search radiuses

搜索半径	拒绝率	系统穿透系数
0	85.2%	0.028
1	34.8%	0.096
2	15.2%	0.122
3	4.8%	0.134
4	2.2%	0.136
5	2.0%	0.138
6	1.6%	0.138
7	0%	0.140

图像点的高精度检测和自动立体匹配的算法。如果有可能,还可以考虑将因子分解算法改为直接基于摄像机透视投影模型,而不是平行透视投影模型,这样肯定会提高第二步光束法平差初始值的精度。

参考文献:

- [1] Poelman, Kanade. A Paraperspective Factorization Method for Shape and Motion Recovery [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(3).
- [2] 王之卓. 摄影测量原理 [M]. 武汉: 测绘科技大学出版社, 2000.
- [3] 马颂德, 张正友. 计算机视觉—理论与算法基础 [M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- [4] 于起峰, 等. 基于图像的精密测量与运动测量 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [5] 邱志强, 唐力铁, 于起峰. 用神经网络变易有效焦距的摄像机标定法 [J]. 国防科技大学学报, 2002(5).
- [6] Hartley R. Euclidean Reconstruction from Uncalibrated Views, In Applications of Invariance in Computer Vision [M]. Springer-Verlag, 1994, 237–256.
- [7] Mundy J L. The Relationship between Photogrammetry and Computer Vision [J], CAD and CG Sinica, 2002, 14(1).

(上接第26页)

参考文献:

- [1] De Boer J, Bazen A M, Gerez S H. Indexing Fingerprint Databases Based on Multiple Features [A]. ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing, Veldhoven, the Netherlands, November 2001.
- [2] Ongun G, Halici U. Fingerprint Classification through Self-organizing Feature Maps Modified to Treat Uncertainties [J]. Proc. of the IEEE, 1996, 84(10): 1497–1512.
- [3] Ballan M, Sakarya F A. A Fingerprint Classification Technique Using Directional Images [J]. Mathematical and Computational Applications, 1999, 4(2): 91–97.
- [4] Keogh E. An Overview of the Science of Fingerprints [J]. Anil Aggrawal's Internet Journal of Forensic Medicine and Toxicology, 2001, 2(1).
- [5] Zhang Qinzhi, Huang Kai, Yan Hong. Fingerprint Classification Based on Extraction and Analysis of Singularities and Pseudoridges [A]. In Proc. Selected Papers from 2001 Pan-Sydney Workshop on Visual Information Processing, Sydney, Australia. Conferences in Research and Practice in Information Technology, 2001.
- [6] Karu K, Jain A K. Fingerprint Classification [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(3): 389–404.
- [7] Marcialis G L, Roli F, Frasconi P. Fingerprint Classification by Combination of Flat and Structural Approaches [A]. Proc. of AVBPA 2001, 2001: 241–246.
- [8] Yao Y, Frasconi P, Pontil M. Fingerprint Classification with Combination of Support Vector Machines [A]. Proc. 3rd Int. Conf. on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, 2001.
- [9] Jain A K, Prabhakar S, Hong L. A Multichannel Approach to Fingerprint Classification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(4): 348–359.
- [10] Yao Y, Marcialis G L, Pontil M, Frasconi P, Roli F. A New Machine Learning Approach to Fingerprint Classification [A]. In 7th Congress of the Italian Association for Artificial Intelligence, 2001: 57–63.
- [11] Yao Y, Marcialis G L, Pontil M, Frasconi P, Roli F. Combining Flat and Structured Representations for Fingerprint Classification with Recursive Neural Networks and Support Vector Machines [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 397–406.
- [12] Burges, C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 955–974.
- [13] Jain A K, Pankanti S, Prabhakar S, Ross A. Recent Advances in Fingerprint Verification [A]. AVBPA 2001, LNCS 2091, 2001: 183–190.
- [14] Jain A, Hong L, Bolle R. On-line Fingerprint Verification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(4): 302–313.
- [15] Luo X P, Tian J, Wu Y. A Minutia Matching Algorithm in Fingerprint Verification [A]. 15th ICPR, Barcelona, 2000: 833–836.
- [16] Hong L, Wan Y, Jain A. Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777–789.
- [17] Bazen A M, Gerez S H. Directional Field Computation for Fingerprints Based on the Principal Component Analysis of Local Gradients [A]. In Proceedings of ProRISC2000, 11th Annual Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing, Veldhoven, The Netherlands, Nov. 2000.
- [18] Rao A R. A Taxonomy for Texture Description and Identification [J]. Springer-Verlag, New York, 1999.
- [19] Mehre B M. Segmentation of Fingerprint Images—A Composite Method [J]. Pattern Recognition, 1999, 22(4): 381–385.

