

一种基于脊线特征的指纹匹配算法^{*})

袁华强¹ 叶阳东² 司马海峰² 柴晓光¹ 李勇¹

(东莞理工学院软件学院 东莞 523808)¹ (郑州大学信息工程学院 郑州 450001)²

摘要 指纹的脊线几乎构成了指纹的全部特征,其整体结构和趋势是确定指纹的重要依据。本文算法引入了一种描述指纹脊线趋势的特征向量,并且基于该特征向量提出了一种新颖的匹配算法。算法首先在指纹图像的特征区域中进行脊线采样,根据采样结果提取脊线的特征向量,把特征向量的相似度作为指纹匹配的依据。算法避开了传统细节点匹配方法的限制,有效利用了脊线趋势的稳定性和脊线间的相对关系。实验结果表明,本文算法具有较高的匹配精度。

关键词 脊线趋势,特征区域,脊线采样,向量匹配

A Matching Algorithm of Flowing Trend Pattern of Fingerprint Ridges

YUAN Hua-Qiang¹ YE Yang-Dong² SIMA Hai-Feng² CHAI Xiao-Guang¹ LI Yong¹

(School of Software, Dongguan University of Technology, Dongguan 523808)¹

(Information Engineering Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001)²

Abstract The ridge curves almost make up the whole feature of a fingerprint. It is the important basis to identify fingerprint according to the global structure and trend of fingerprint curves. In the paper, we import a new eigenvector to depict the ridge curves' flowing trend, and present a novel algorithm for matching based on it. In our algorithm, we first select and sampling a couple of ridges from feature area, then describe the trend of ridges by sampling points. Based on the sampling points, we extract the eigenvectors and matching by them. This method escapes from the constraints of the traditional algorithm by minutia, and make good use of the stability of flowing trend and relativity between ridges. It has a good precision in matching.

Keywords Ridges trend, Feature area, Ridges sampling, Eigenvector matching

1 引言

基于细节节点的指纹匹配算法已日臻成熟,其固有的局限性也逐渐暴露出来。细节节点的信息作为最显著、最稳定的指纹特征,是指纹识别的重要依据,但图像中有效细节节点的数量受到图像大小和质量等因素的影响,识别的效果严重依赖于细节节点的数量和准确性^[1]。细节节点匹配算法在确定匹配点时是一种无指导的搜索过程,没有考虑指纹丰富的脊线的信息,算法固有的局限性制约了指纹识别的精度和性能的提高。

针对细节节点算法存在的问题,很多研究者开始将脊线信息和形变等因素引入到匹配的过程。Anil 等人^[2]将脊线信息作为细节节点辅助信息,用于校准细节节点,并且把细节节点转化到极坐标系下对细节节点进行匹配,提高了细节特征匹配的准确性,但是确定参考点的运算很复杂;罗西平等人^[3]通过脊线信息和可变量限盒来指导特征提取和指纹的匹配过程,进一步提高了细节节点定位的精度。但是匹配准确度受脊线重合部分的影响,脊线信息不能完全对应,可能误导细节节点的匹配;Bazen 等人^[4]用薄板样条模型来描述指纹的形变,通过对图像进行平滑插值,把可能的细节节点进行校准,但这种方法增加了不同指纹的指纹图像之间的相似度,因此有可能导致错误匹配;Arun Ross 等人^[5]充分考虑了指纹的弹性形变的影响,借助于一枚指纹的多幅图像,提取一个基于脊线的平均形变模板,作为匹配时定位细节节点的参考依据。这种方法引入了新的计算步骤,虽然准确度有所提高,但复杂度也很高。

指纹脊线几乎构成了指纹的全部特征,不同指纹的脊线趋势有着显著的差别。我们把脊线趋势的稳定性和脊线相关性引入匹配,提出了一种新的描述指纹脊线特征的模式,并以

脊线特征作为指纹识别的依据,有效地避免了上述算法的限制。基本方法是:选取指纹中特定区域的一组脊线,对区域中每条脊线进行采样,得到一组反映脊线趋势的样点,按顺序连接脊线的样点得到方向向量,将区域中有效脊线的方向向量作为指纹脊线的特征,进行特征提取和匹配。

2 特征区域选择

我们在指纹的细化图像^[6,7]上进行脊线特征提取和定量描述,对一工作必须在固定的有效区域内进行。有效区域的选择应尽量避免方向突变的区域。通常中心点下方区域里面纹形较复杂且清晰度较差,不同类别的纹形脊线走势差别很大,难以统一比较^[8]。因此在选取特征区域时将中心点上方的矩形区域作为特征区域。

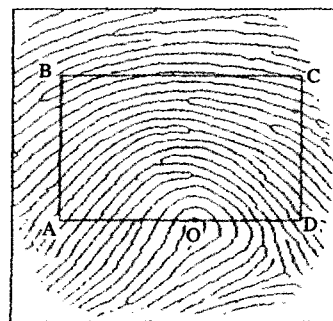


图1 特征区域选取

选取特征区域首先要定位指纹中心点和确定特征区域各边的方向。本文采用文[9]中的方法,在指纹的方向场中定位

^{*})本课题得到国家自然科学基金(60573029)和广东省科技计划(2006B37401001)资助。

指纹的中心点和中心点的切线方向作为确定特征区域的根据。其次,确定特征区域的大小。如图 1 所示,以中心点 O 和中心点所在脊线的切线 AD 为基准,选择 AD 的长度为指纹图像横向边界的 2/3,O 是 AD 中点,AB 为指纹图像纵向边界的 1/2,以此确定边界 AD 和 AB 的长度。根据经验,指纹图像中较完整、无方向突变的脊线大都集中在该区域,特征区域内脊线占有有效脊线的 50% 以上。

3 采集样点

通过脊线跟踪采集样点,获取脊线上的点的坐标信息,然后按顺序连接采样点,得到一组表示脊线趋势的连续向量,以此作为脊线特征提取和匹配基础。这是一种区别于细节点的指纹脊线特征。

采集样点的过程分为两个步骤:

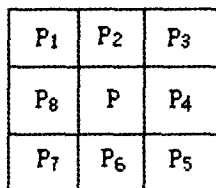


图 2 采样窗口

(1)通过对图 1 矩形边界搜索,确定特征区域内需要被采样的脊线,并记录需要采样的脊线的起始点。以图 1 中心点 O 为起始点,沿矩形边界按照顺时针方向进行搜索,找到区域内脊线与边界的交点,即提取特征所需要的脊线的起始点。算法所需的脊线基本上都是横跨整个特征区域,所以搜索过程只进行到图 1 的 B 处。

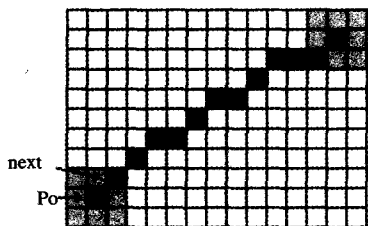


图 3 采样窗口沿脊线方向滑动

(2)对每条脊线进行采样。

脊线采样首先判断起始点脊线方向上两个邻点,只有一个相邻点在特征区域内,则沿此相邻点的脊线方向对脊线进行采样。采样过程可以选在图 2 的 3×3 采样窗口(P₁~P₈ 分别表示 P 点的 8 邻域像素)中进行,根据脊线连通性在采样窗口内寻找脊线的下一像素,图 3 表示确定下一像素的过程。每搜索 20 个像素点之后记录一个采样点 P,直至脊线出现中断或脊线与特征区域的边界 CD 相交,该条脊线采样结束。

当脊线与特征区域的边 BC 有交点时,终止脊线采样过程,并舍弃本次脊线采样的点,特征区域内的所有脊线采样结束。在实际的采样过程中,脊线上会出现分支点、端点或其它的脊线结构,下面针对脊线不同线型结构进行分类处理。为简略起见,本文只对以下基本线型进行处理:

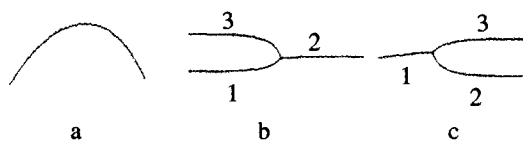


图 4 三种基本线型结构

(1)图 4a 表示无分支点的线型。可以按上述方法得到脊线采样点,直至脊线端点或脊线与特征区域的边界 CD 相交,同时记录脊线的结构类型,用 a 表示。

(2)图 4b 表示左分支结构,舍弃脊线段 3,沿脊线段 2 继续采样,遇到脊线端点或与特征区域的边界 CD 时结束本次采样。同时记录脊线的结构类型,用 b 表示。

(3)图 4c 表示右分支结构,舍弃脊线段 3,沿脊线段 2 继续采样,遇到脊线端点或与特征区域的边界 CD 时结束本次采样。同时记录脊线的结构类型,用 c 表示。

脊线信息存储结构定义如下:

```
structure ridge{ 采样点队列 Q;
  线型信息 t ;} //存储采样点的队列和线型信息
```

设: S(x,y)表示脊线的起始点, F(x,y)表示当前像素, L(x,y)表示采样的前一个像素点。 N(x,y)表示下一像素点。 G(x,y)表示细化图像在点(x,y)的灰度,像素为 1 表示脊线点,0 表示背景。 M 为 P₁~P₈ 邻域窗口内目标像素个数,即当前像素的连通度。 Count 为计数器。图 1 中 A 的坐标为 (X_{min},Y_{min}),C 的坐标为 (X_{max},Y_{max}),则 F(x,y)在区域内的约束条件为 X_{min}<x<X_{max}, Y_{min}<y<Y_{max}。

采样算法描述如下:

Step 1 从中心点 O 开始,顺时针搜索特征区域边界;

Step 2 当遇到 G(x,y)=1,表示遇到脊线上的点 S(x,y)。为 S(x,y)的对应脊线初始化一个 ridge 存储单元,S(x,y)作为本条脊线采样起点放入队列 Q;

Step 3 开始对 S(x,y)所在的脊线进行采样,初始化 count=1,F(x,y)=S(x,y),此时 F(x,y)在区域内只有一个邻点,确定为下一像素 N(x,y),执行操作 L(x,y)=F(x,y),F(x,y)=N(x,y)。

找出当前 F 的 8 邻域 P₁~P₈ 中灰度为 1 的两个像素点,其中一个为 L(x,y),另一个像素确定为脊线的下一个像素,count=count+1,执行操作 L(x,y)=F(x,y),F(x,y)=N(x,y)。继续在 3×3 采样窗口内搜索脊线下一个像素;当 count=20,记录一个采样点 P 放入队列 Q。

当 y=Y_{max}时,采样遇到边界 BC,舍弃本次脊线采样结果,终止整个采样过程。

采样过程对不同线型分别进行处理:

Case 1 脊线出现端点或与边界 CD 相交,此时 M=1,y=Y_{max},表示无分支,线型信息 t=a;转到 Label;

Case 2 采样遇到左分支点,此时 M=3。以 L 为起点按照逆时针顺序在 3×3 采样窗口内搜索当前 P₁~P₈ 中第一个 G(x,y)=1 的点,该点对应脊线段 2,另一个连通点对应脊线段 3,将脊线段 3 设置为背景;沿脊线段 2 继续采样,出现端点或脊线与边界 CD 相交时终止本次采样;线型信息 t=b;转到 Label;

Case 3 采样遇到右分支点,此时 M=3。以 L 为起点按照逆时针顺序在 3×3 窗口内搜索当前 P₁~P₈ 中第一个 G(x,y)=1 的点,该点对应脊线段 2,另一个连通点对应脊线段 3,将脊线段 3 设置为背景;沿脊线段 2 继续采样,出现端点或脊线与边界 CD 相交时终止本次采样;线型信息 t=c;转到 Label;

Label 继续从 S(x,y)对特征区域边界进行搜索,返回 Step 2。

采样算法得到特征区域内一组被采样脊线的采样点队列。图 5 给出了一条脊线采样结构的图示。



图5 脊线采样图标

4 特征向量提取和向量匹配

在进行指纹脊线匹配之前,根据特征区域内脊线线型信息可以进行一次预匹配。将采样脊线的纹型信息提取出来,生成线型结构序列,形式如 $V=(a, b, a, c, \dots)$ 。输入指纹的线型结构信息 V 和模版指纹的线型结构序列 V' 进行对比,把 V 和 V' 中线型不匹配的脊线个数与 V' 中采样脊线个数相比,得到一个衡量脊线相似度的参数,定义为纹形匹配分数 M :

$$M = \frac{\text{纹形失配纹线数}}{\text{模版特征区域内纹线数}}$$

在预匹配的过程中,需要预先设定线型匹配分数的阈值。由于图像预处理过程对脊线线型有影响,现有的预处理算法导致错误提取的细节节点的百分比平均在0.25。我们把线型匹配阈值适当放宽一些,设为0.4,当 $M < 0.4$ 时,则认为两指纹具有相似性,可以进行下一步脊线相似度的匹配;当 $M > 0.4$ 时,则认为两幅图像不是来自同一指纹。通过预匹配过程可以将匹配过程的复杂度降低,相似度较差的两幅指纹图像直接视为不匹配。

针对采样算法得到的每一个采样点队列(如图5所示),按搜索的顺序连接脊线上采样点,得到一组向量:

$$(P_1P_2, P_2P_3, P_3P_4, \dots, P_{n-1}P_n)$$

其中 n 为该条脊线采样点的个数。取每个向量的起点 (X_i, Y_i) 、终点 (X_{i+1}, Y_{i+1}) ,计算向量长度 l_i 和向量与AD夹角 θ_i ,把 $((X_i, Y_i), (X_{i+1}, Y_{i+1}), l_i, \theta_i)$ 作为脊线的一段特征,如图6所示。把一条脊线上每一段特征组合成该脊线的特征向量:

$$R = \{((X_i, Y_i), (X_{i+1}, Y_{i+1}), l_i, \theta_i), 1 \leq i \leq n-1\}$$

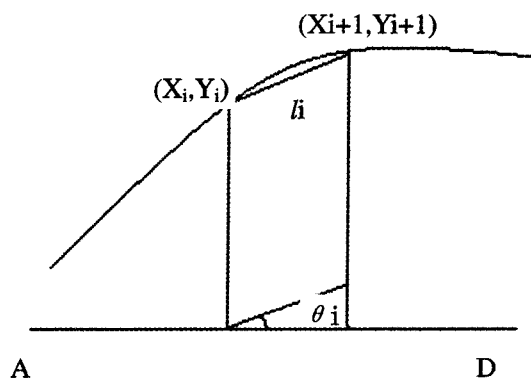


图6 向量特征提取

匹配过程需要计算对应脊线向量之间的相似度,然后求出特征区域内所有脊线的相似度的算术平均值,作为匹配的依据。设脊线上的一段向量的特征为 $((X_i, Y_i), (X_{i+1}, Y_{i+1}), l_i, \theta_i)$,对应的特征为 $((X'_i, Y'_i), (X'_{i+1}, Y'_{i+1}), l'_i, \theta'_i)$,计算单一向量相似度需要考虑起点和终点的偏移量,同时把脊线起始点坐标的偏移量消除。计算每个向量的起点和终点的偏移量用 d 表示:

$$d_i = \sqrt{(X_i - X'_i)^2 + (Y_i - Y'_i)^2} \quad (1)$$

则使用下面公式计算两段对应特征的相似度:

$$D = 1 - \frac{|l_i - l'_i| + |d_i - d'_i| + |d_{i+1} - d'_{i+1}| - |\theta'_i - \theta_i|}{3(l_i + l'_i)} \quad (2)$$

公式(2)中把向量的起点终点差异、长度的相对差异和方向角的相对差异融合在一起。设待匹配两幅指纹图像对应脊线的采样点个数分别为 m 和 n , $\delta = \text{Min}(m, n)$ 。那么,对应脊线相似度可以表示为

$$R = \frac{1}{\delta} \sum_1^{\delta} D_i \quad (3)$$

特征区域内脊线的相似度就可以按下面公式计算,其中 k 和 k' 表示两幅指纹图像的特征区域内脊线向量个数, $\sigma = \text{Min}(k, k')$ 。

$$I = \frac{1}{\sigma} \sum_1^{\sigma} R_i \quad (4)$$

为了判断两幅指纹图像是否来自同一指纹,我们需要设置一个匹配程度阈值的经验值 T 。 T 值可以在样本指纹库上进行测试,样本指纹库上的最优匹配结果对应阈值 T 。当 $I \geq T$ 时,两幅图像匹配;当 $I < T$ 值时,两幅图像不匹配。

5 实验结果

本文匹配算法在FVC2000标准指纹库^[10]DB1~DB4上做了测试,并与文[3]的细节节点匹配算法作了比较。实验分为3个步骤。

(1)分别在DB1~DB4中随机选取20个不同指纹,每个指纹有8幅不同的图像,对选择的图像做预处理,得到它们细化图像。

(2)对预处理的 $20 \times 8 \times 4 = 640$ 幅图像进行特征区域的选择和特征向量提取,由于4个指纹库的采集的标准不同,只对相同指纹库的指纹做两两匹配,根据匹配效果确定DB1~DB4最优匹配程度阈值 $T_1 \sim T_4$ 。

(3)根据 $T_1 \sim T_4$ 在DB1~DB4上进行匹配测试,并与细节匹配算法的性能作了比较。

EER, EER*, ZeroFMR, ZeroFNMR等都是FVC公布的指纹匹配性能参数。表1~表4是本文算法与文[3]算法在DB1~DB4上的测试结果对比。图7~图10是两种算法在DB1~DB4上的ROC曲线比较。

表1 两种算法在FVC2000指纹库DB1上的测试结果对比

Algorithms	EER	EER*	ZeroFMR	ZeroFNMR	Avg Match Time
本文算法	4.97%	4.97%	20.78%	100%	0.39sec
文[3]算法	5.59%	5.59%	24.11%	100%	0.52sec

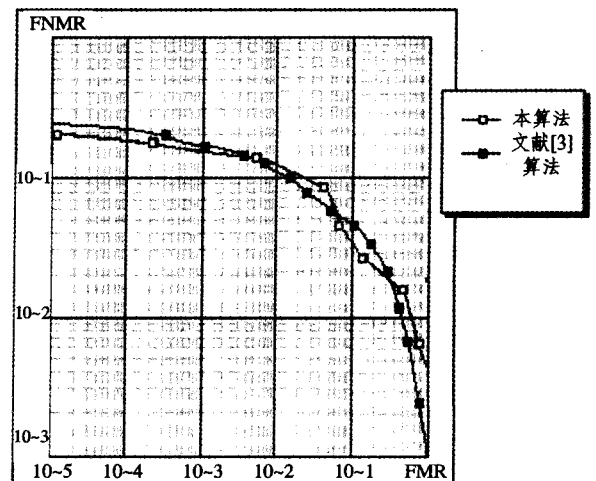


图7 两种算法在DB1上的ROC曲线比较

表 2 两种算法在 FVC2000 指纹库 DB2 上的测试结果对比

Algorithms	EER	EER*	ZeroFMR	ZeroFNMR	Avg Match Time
本文算法	4.73%	4.73%	19.71%	100%	0.37sec
文[3]算法	4.25%	4.25%	24.46%	100%	0.44sec

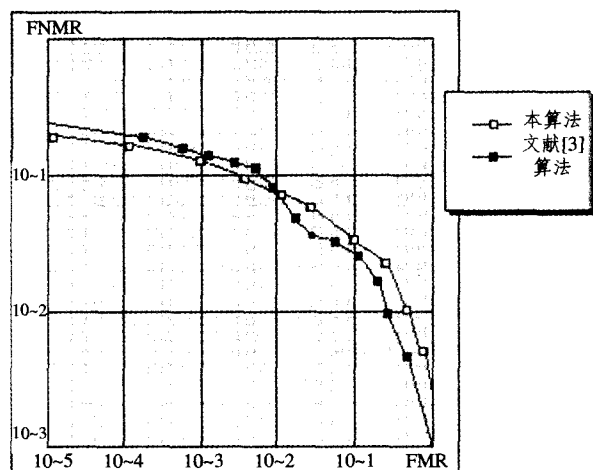


图 8 两种算法在 DB2 上的 ROC 曲线比较

表 3 两种算法在 FVC2000 指纹库 DB3 上的测试结果对比

Algorithms	EER	EER*	ZeroFMR	ZeroFNMR	Avg Match Time
本文算法	9.47%	9.47%	30.89%	100%	0.56sec
文[3]算法	6.37%	6.37%	43.64%	100%	0.78sec

从匹配的结果来看,本文算法与原有的细节特征匹配算法相比,错误匹配率相对较低,但误识率比与文[3]高一些。这也反映细节匹配与脊线特征匹配的不同特点。本文算法的预匹配过程可以直接拒绝大量假匹配,使算法在平均匹配时间上有优势。

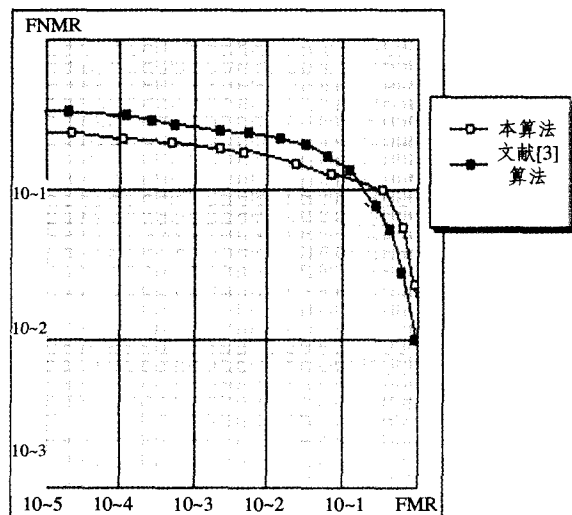


图 9 两种算法在 DB3 上的 ROC 曲线比较

表 4 两种算法在 FVC2000 指纹库 DB4 上的测试结果对比

Algorithms	EER	EER*	ZeroFMR	ZeroFNMR	Avg Match Time
本文算法	12.48%	12.48%	41.27.89%	100%	0.47sec
文[3]算法	11.97%	11.97%	49.54%	100%	0.49sec

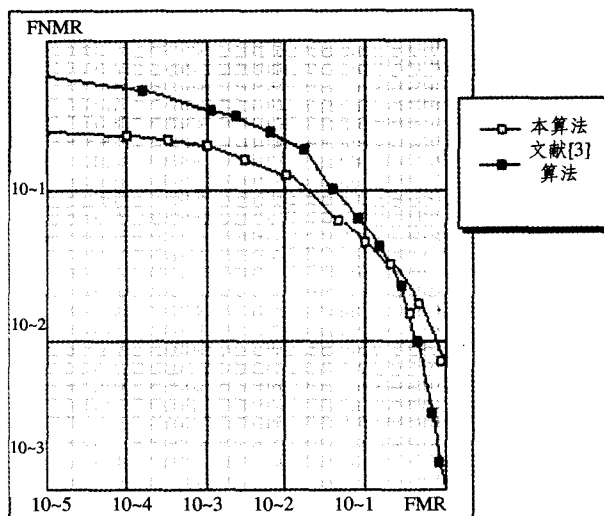


图 10 两种算法在 DB4 上的 ROC 曲线比较

总结与讨论 本文提出了一种新的指纹特征提取和匹配算法。算法首先对指纹图像中的特定区域进行脊线采样,在此基础上得到了一系列的特征向量,该特征向量对指纹脊线进行了有效的描述。基于特征向量之间的相似性,本文算法实现了对指纹图像的有效匹配。

本文算法突破了传统的基于细节点模式匹配方法的局限性,充分考虑了指纹脊线的稳定性和它们之间的关联性,根据对应脊线特征向量之间的相似性实现了对指纹图像的有效匹配。由于算法只在图像的特定区域进行脊线采样,因此当特定区域受到严重损坏或不能完整地确定特定区域时,算法性能将会受到影响。我们下一步的工作将针对算法的这一不足展开,以提高算法的适用范围和匹配精度。

参考文献

- 1 陈宏,田捷. 检验配准模式的指纹匹配算法. 软件学报, 2006, 6(16): 1046~1053
- 2 Jain A, Lin Hong, Bolle R. On-Line Fingerprint Verification. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Matching Intelligence, 1997, 19(4): 302~313
- 3 罗希平, 田捷. 自动指纹识别中的图像增强和细节匹配算法. 软件学报, 2002, 13(5): 946~956
- 4 Bazen A M, Gerez S H. Thin-plate Spline Modeling of Elastic Deformations in Fingerprints. In: Proc. 3rd IEEE Benelux Signal Processing Symposium, 2002, 21~22
- 5 Ross A, Dass S C, Jain A. Finger Warping Using Ridge Curve Correspondences. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 19~29
- 6 Espinosa-Duro V. Fingerprint Thinning Algorithm. Aerospace and Electronic System magazine, IEEE, 2003, 9(18): 28~30
- 7 Luo Xiping, Tian J. Knowledge-based fingerprint image enhancement, In: Proc. of the 15th Int'l Conf on Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2000. 783~786
- 8 Senior A. A Combination Fingerprint Classifier. IEEE_PAMI, 2001, 3(10): 165~174
- 9 Bazen A M, Gerez S H. Extraction of singular points from directional fields of fingerprints. In: Annual CTIT Workshop. Enschede, 2001
- 10 <http://bias.csr.unibo.it/fvc>, 2000