

文章编号:1001-9081(2006)02-0393-04

一种基于多级分割的指纹奇异点检测新方法

谭台哲^{1,2}

(1. 广东省信息安全技术重点实验室, 广东 广州 510275;

2. 广东工业大学 计算机科学与技术学院, 广东 广州 510090)

(tantai zhe@263.net)

摘要:针对指纹图像奇异点检测中奇异点精确定位和可靠判断的难题,提出了一种基于多级分块尺寸的指纹奇异点检测新方法。首先,对于一枚指纹图像,在不同的分块尺寸下分别采用平滑和不平滑的方法进行指纹方向场的估计。然后,根据估计的指纹方向场信息进行指纹奇异点检测。接着,利用不同情况下检测的指纹奇异点位置相互关联的特性,进行指纹奇异点的精确定位、可靠判断。最后,在具有 2500 枚指纹的 NJU-2000 指纹数据库上的实验结果验证了该方法的有效性。

关键词:指纹;奇异点;多级分块;方向场平滑

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

New method for singularity detection based on multilevel partitions in fingerprint images

TAN Tai-zhe^{1,2}

(1. Guangdong Key Laboratory of Information Security, Guangzhou Guangdong 510275, China;

2. Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510090, China)

Abstract: Based on multilevel partitions in a fingerprint image, a new method for singularity detection in a fingerprint image was presented to improve the accuracy and reliability of the detected singularities. Firstly, singularities were detected based on the information of the orientation field for fingerprint image, which is estimated by different blocking sizes and different methods of orientation field estimation (smoothing or not smoothing). Secondly, based on the corresponding relationship of the singularities detected with multilevel blocking sizes and different methods of orientation field estimation, the singularities were confirmed accurately and reliably. Finally, the experiments were done in the NJU-2000 fingerprint database that has 2500 fingerprints, the results show that the method performs well and it is robust to poor quality images.

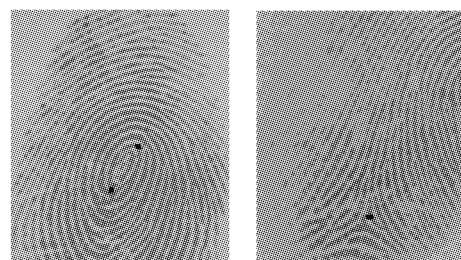
Key words: fingerprint; singularity; multilevel partitions; orientation field smoothing

0 引言

近年来,自动指纹识别技术受到了人们的普遍关注,已成为各国学术界和工业界的一个研究热点^[1,2]。一般来讲,自动指纹识别系统主要由指纹采集、指纹分类、特征提取和指纹匹配等部分组成。在大容量库存样本下 1:N 模式的指纹识别过程中,一般是将指纹类别作为一个重要的索引标识来使用的。而指纹分类大多是根据奇异点的数目、类型和位置等信息来实现的^[3-8]。在指纹匹配中,基于奇异点的匹配方法也有着重要的应用。所以,准确、可靠地检测奇异点的位置,对于自动指纹识别系统具有重要的意义。

模式区是指纹上包括了总体特征的区域,它是由典型线围绕而成的指纹区域。典型线是指指纹中形成圆形或环绕趋势的最外层纹线。在模式区中,有两类特殊的点可以用于指纹分类。一类叫做三角点(delta 点),另一类叫做核心点(core 点)。核心点又叫内终点,被定义为纹线上曲率最大的点,位于指纹纹路的渐进中心,周围纹线大致呈半圆趋向。它可作为匹配指纹时的参考点。三角点又叫外终点,被定义为模式区内离典型线分叉处最近的点,它的位置很难精确定义,

这个位置可能是一个孤立点、一段短线、纹线分叉点、纹线端点或模式区内纹线上距离典型线分叉位置最近的点,三角点提供了指纹纹路的记数和跟踪的开始之处。指纹奇异点如图 1 所示。



(a)core点示例 (b)delta点示例

图 1 指纹奇异点

人们已经对奇异点的定义和检测进行了大量的研究和探讨。文献[9]将 core 点定义为指纹模式区中最内部纹线的最上部的点,文献[10]则提出了一种基于纹线方向直方图检测奇异点的方法。文献[11]提出一种通过检测纹线方向变化梯度的方法来检测奇异点。文献[12]提出了一种通过角点检测确定奇异点所在区域,然后利用跟踪灰度纹路来确定奇

异点位置的方法。目前,进行奇异点检测的主流方法是用 Poincare index^[4]确定指纹中 delta 点和 core 点的位置和数目,它是将指纹图像看成一个方向场来实现的。

对于质量良好的指纹图像,奇异点检测中的主要问题是精确确定奇异点的位置。在不同分块尺寸下,如果分块尺寸大,检测到的奇异点位置经常会出现很大偏差;如果分块尺寸太小,算法抗干扰性又比较差。而对于受噪声干扰比较严重的低质量图像,由于可靠地计算纹线方向本身就比较困难,因而不仅奇异点的精确定位比较困难,在纹线方向计算有误的地方,还往往容易检测到许多虚假的奇异点。这样一些问题的存在,使得从指纹图像中准确、可靠地检测奇异点成为一项艰巨的任务。本文在常用的检测奇异点方法(Poincare index 计算)的基础上,通过对指纹图像进行多级分块,利用不同方法估计方向场后检测到的奇异点位置的相互关联性来准确定位奇异点,以提高指纹奇异点检测的定位精度和可靠性。

1 基于 Poincare index 的奇异点检测

Poincare index 已被文献[4]用来检测奇异点。设 O' 是指纹图像的方向场,在方向场中的给定点 (i, j) 的 Poincare index 计算如下:

$$Poincare'(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{N_{\Psi}} \Delta(k) \quad (1)$$

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

$$\delta(k) = O'(\Psi_x(i'), \Psi_y(i')) - O'(\Psi_x(i), \Psi_y(i)) \quad (3)$$

$$i' = (i + 1) \bmod N_{\Psi} \quad (4)$$

其中 $\Psi_x(i)$ 和 $\Psi_y(i)$ 分别是以给定点为中心的具有 N_{Ψ} 个像素的封闭曲线上第 i 个点的 x 和 y 坐标。如果 Poincare index 值为 $1/2$, 那么该给定点 (i, j) 就被确定为 core 点, 如果 Poincare index 值为 $-1/2$, 那么该给定点 (i, j) 就被确定为 delta 点。

文献[5]与文献[8]中均采用 Poincare index 进行奇异点检测,都是基于每一个像素点进行纹线方向计算,然后确定分块图像方向,并用低通滤波器对块方向进行平滑处理,最后,利用给定的计算模板,以块方向为计算单元计算指纹图像中每一像素点的 Poincare index 值,并据此确定奇异点的类型和位置。这两种方法的不同之处是:1) 计算方向场的方法不同;2) 采用预先固定分块的图像的分块尺寸不同;3) 计算每一像素点的 Poincare index 所用的模板不同;4) 对前面求得的奇异点进行去伪的方法不同。两种方法也都对噪声干扰采取了相应的处理措施,文献[5]的方法虽然一定程度上消除了噪声干扰,但同时由于多次平滑使模式区结构相对改变而导致奇异点定位的精确性降低或者真奇异点的丢失,且计算复杂性增加。文献[8]采用不同模板校核的方法,只在局部消除噪声带来的影响。如果计算 Poincare index 的模板尺寸和分块尺寸较大,位于指纹图像边缘的奇异点就很难被检测到。

根据以上情况各自存在的优缺点,本文的改进方法是,首先,对指纹图像进行多级分块处理,分别对各级分块后的指纹图像用平滑和不平滑的方法求取指纹的块方向,利用块方向信息以块图像为单元计算各图像块中心点的 Poincare index 值,据此确定奇异点的类型和位置,其次,以同一种情况下检

测的奇异点集中分布区域的质心位置作为该分块尺寸下求得的奇异点位置,这样可以保证奇异点定位的相对精确。采用多级分块尺寸的原因是由于分块尺寸越大,方向场平滑得越厉害(平滑次数越多),其抗噪声干扰的能力越强,检测的奇异点也就相对可靠,但是检测的奇异点位置精确度降低;反之,奇异点定位精确,但其抗噪声的能力下降。并且在 core 点区域,随着分块尺寸的加大和方向场平滑程度的加强,检测的 core 点位置相对于模式区的中心位置向外围拉伸的越厉害,因此,采用上述方法检测到的 core 点之间存在一个相关的位置关系(图2)。为了使奇异点定位精确,我们将小的分块尺寸和不进行方向场平滑的情况下检测到的奇异点位置作为奇异点的实际位置,最后,根据各种情况下检测到的奇异点位置的相关性,对所求奇异点进行去伪存真,从而兼顾了奇异点检测的定位精度和可靠性。图2是在多级分块和采用不同方法估计方向场情况下检测到的奇异点。图中同时显示了不同情况下检测到的奇异点的关联情况。图中,黑色大方块表示在 16×16 分块尺寸下平滑方向场后检测到的 core 点,黑色小方块表示 16×16 分块尺寸下不平滑方向场时检测到的 delta 点,白色大方块表示在 8×8 分块尺寸下平滑方向场后检测到的 core 点,白色最大椭圆表示 8×8 分块尺寸下不平滑方向场时检测到的 delta 点,白色中等大小的椭圆表示在 8×8 分块尺寸下平滑方向场后检测到的 delta 点,白色小椭圆表示 8×8 分块尺寸下不平滑方向场时检测到的 core 点。其中,各个图形的中心对应于不同情况下检测到的奇异点位置。从图中可以看出,大分块尺寸和平滑方向场情况下检测到的奇异点中,出现的伪点相对较少,但位置不是非常精确,反之,则其情况相反,而且不同情况下检测到的奇异点位置相关联。



图2 在多级分块和采用不同方法估计方向场情况下检测到的奇异点

2 算法描述

本文方法主要包括以下几步:1) 指纹图像的背景分离;2) 在多级分块和采用不同方法估计方向场情况下检测奇异点;3) 奇异点在以上各种情况下检测到的奇异点的相互位置关系中的最终准确定位。

2.1 指纹图像的背景分离

从采集到的图像中分离出有效的指纹区域是指纹处理的第一步,因为所有的后继处理都是针对有效指纹区域进行的。本文采用文献[13]提出的方法实现指纹图像与背景区域的分离。

2.2 多级分块和采用不同方法估计方向场的检测

2.2.1 指纹图像多级分块

我们将分块尺寸分为 m 级,各级分块尺寸的大小分别为 $W_0 \times W_0, W_1 \times W_1, \dots, W_{m-1} \times W_{m-1}$ ($W_i = W_0 \times (i+1), i = 0, 1, \dots, m-1$, 本文中取 $W_0 = 8, m = 2$)。

2.2.2 各级分块下的奇异点检测

1) 指纹图像方向场的估计

每次分块后,都会得到一个块图像的集合。采用文献[14]提出的方法分别计算各块图像的纹线方向

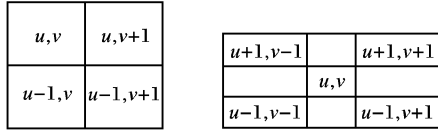
$FP_Angle_i(u,v)$,其中*i*表示分块级数($i = 0,1$), (u,v) 表示块坐标,但是没有对计算的方向场进行平滑处理。

2) 奇异点检测

对于某一分块尺寸,利用以上 *Poincaré index* 计算公式进行奇异点检测,都会得到一组奇异点的集合。设不同分块尺寸下检测的 core 点和 delta 点集合分别为 $\{CP_{i,j}\}$ 和 $\{DP_{i,j}\}$,其中,*i* 表示不同的分块尺寸级数($i = 0, 1, \dots, m-1$),*j* 表示第 *j* 个奇异点。对奇异点的检测主要分为以下几步:

第一步,分别根据以上得到的指纹图像的方向场信息 $FP_Angle_i(u,v)$ 计算各个分块 (u,v) 的 *Poincaré index* 值,并根据各个分块的 *Poincaré index* 值将块内感兴趣的点确定为 core 点或 delta 点。我们计算 core 点的 *Poincaré index* 值的模板为 2×2 模板,计算 delta 点的 *Poincaré index* 值的模板为 3×3 ,感兴趣的点均取为模板中心点。如图 3 所示。取此模板的主要原因是模板尺寸越小,则图像边缘处的奇异点越易检测到,且计算量较少。需要说明的是,对于第二级分块 (16×16 分块),在此处只需要检测 delta 点。

第二步,对由 *Poincaré index* 值确定的奇异点所形成的相对集中的连通区域求其质心得到位置较精确的奇异点集合 CP_i 和 DP_i 。我们采用区域求其质心的方法是 k-means 算法^[15]。



(a)检测core点使用的模板 (b)检测delta点使用的模板
图3 检测使用的模板

第三步,分别对各块图像的纹线方向 $FP_Angle_i(u,v)$ 用 2 维低通滤波器进行平滑处理,滤波器的缺省大小为 5×5 ,得到平滑处理后的方向场 $FP_Angle'_i(u,v)$ 。再次利用平滑后的方向场信息 $FP_Angle'_i(u,v)$ 计算各个分块 (u,v) 的 *Poincaré index* 值,并根据各个分块的 *Poincaré index* 值将块内感兴趣的点确定为 core 点或 delta 点,方法同前两步。只是对于第二级分块 (16×16 分块),在此处只需要检测 core 点。于是得到几个新的奇异点集合 CP'_0 、 DP'_0 和 CP'_1 。

2.3 奇异点的最终准确定位

根据各级分块和不同的方向场估计方法检测到各个奇异点集合以后,根据以上方法在同一幅指纹图像中提取的各奇异点之间存在的位置相互关联的特性(如图 2 所示),以最小分块尺寸且未平滑方向场情况下确定的奇异点位置作为奇异点的实际位置,将其中虚假的奇异点进行剔除。各种情况间的奇异点整合的步骤和原则为:

2.3.1 Core 点的定位

1) 分别以分块尺寸 $W_0 \times W_0$ 且平滑方向场情况下检测的每一个 core 点 $CP_{0,r}'$, (*r* 表示第 *r* 个 core 点) 为基准,在一定的距离范围内寻找 CP_0 , 即:

$$(CP_{0,j}' \cdot x - CP_{0,r}' \cdot x)^2 + (CP_{0,j}' \cdot y - CP_{0,r}' \cdot y)^2 < Threshold_0 \quad (5)$$

如果满足条件(5)的 CP_0 的个数等于 1,则将该 $CP_{0,j}'$ 确定为真 core 点,进行标记。如果相对于基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点,存在满足以下条件的 CP_1' 点,则将该 core 点 $CP_{0,j}'$ 打最高分,并从中找到一个距离基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点最近的 $CP_{1,min}'$ 点,进行标记,否则打次高分。

$$(CP_{1,j}' \cdot x - CP_{0,r}' \cdot x)^2 + (CP_{1,j}' \cdot y - CP_{0,r}' \cdot y)^2 < Threshold_1 \quad (6)$$

2) 如果不满足以上条件,则进一步判断在一个距离门限值 ($Threshold_1$) 非常小的范围内是否存在一个距离基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点非常近的点集 $\{CP_{0,j}\}$: ① 如果只存在一个这样的点 $CP_{0,j}$,则将该 $CP_{0,j}$ 确定为真 core 点,打次最高分,进行标记。② 如果不止存在一个这样的点 $CP_{0,j}$,且相对于基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点,存在满足条件(6)的 CP_1' 点,则从中找到一个距离基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点最近的 $CP_{1,min}'$ 点进行标记,并进一步寻找满足下列条件的 $\{CP_{0,j}\}$ 点集:

$$a^2 = (CP_{0,j} \cdot x - CP_{0,r}' \cdot x)^2 + (CP_{0,j} \cdot y - CP_{0,r}' \cdot y)^2 \quad (7)$$

$$b^2 = (CP_{1,min}' \cdot x - CP_{0,r}' \cdot x)^2 + (CP_{1,min}' \cdot y - CP_{0,r}' \cdot y)^2 \quad (8)$$

$$c^2 = (CP_{1,min}' \cdot x - CP_{0,j} \cdot x)^2 + (CP_{1,min}' \cdot y - CP_{0,j} \cdot y)^2 \quad (9)$$

$$a^2 + b^2 \leq c^2 \quad (10)$$

并从中进一步确定满足下列条件的 $CP_{0,min}$ 点:

$$a_{min}^2 = (CP_{0,min} \cdot x - CP_{0,r}' \cdot x)^2 + (CP_{0,min} \cdot y - CP_{0,j}' \cdot y)^2 = \min\{a^2\} \quad (11)$$

则将该 core 点 $CP_{0,min}$ 打次高分,进行标记。否则,将距离基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点最近的 $CP_{0,j}$ 点进行标记,并打第三级分数。③ 如果不存在这样的 $CP_{0,j}$ 点,就进行下一步。

3) 首先确定是否存在满足公式(5)形式(其中公式中的门限值 $Threshold_0$ 要改为 $Threshold_2$, 并且 $Threshold_2 > Threshold_0$)的 CP_0 , 如果不存在满足条件的 CP_0 , 则进入 6); 如果存在这样的 CP_0 点,标记为 TCP_0 , 并根据公式(6)进一步判断是否存在满足条件的 CP_1' 点,如果存在这样的 CP_1' 点则进行下一步,否则进入 6)。

4) 从满足条件(6)的 CP_1' 点中找到一个距离基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点最近的点 $CP_{1,min}'$ 并进行标记。对于每一个 $TCP_{0,j}$, 如果满足公式(7) ~ (10) 形式, 其中的变量 $CP_{0,j}$ 变为 $TCP_{0,j}$, 则标记为 $TCP_{0,s}'$, (说明此 $TCP_{0,s}'$ 使基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点在 $TCP_{0,s}'$ 点和 $CP_{1,min}'$ 点之间), 进一步判断 b^2 是否满足小于一定的门限值。如果小于给定的门限值,说明 core 点的位置关联性是满足上述条件的 $TCP_{0,s}'$ 、 $CP_{0,r}'$ 和 $CP_{1,min}'$ 三者的位置相邻较近。如果 $TCP_{0,s}'$ 与 $CP_{0,r}'$ 的距离小于一定的门限值 $Threshold_{01}$ ($Threshold_{01} < Threshold_0$): ① 这样的 $TCP_{0,s}'$ 的个数等于 1, 则将该 $TCP_{0,s}'$ 点标记为所要检测的目标 core 点, 并打最高分。② 这样的 $TCP_{0,s}'$ 的个数大于 1, 则根据上面 2) 中条件 ② 的方法进行确定。③ 此外情况, 则转到 6)。

5) 在第 4 步前提下, 如果 b^2 大于给定的门限值, 说明 core 点的位置关联性是满足上述条件的 $TCP_{0,s}'$ 、 $CP_{0,r}'$ 和 $CP_{1,min}'$ 三者的位置基本成一直线关系。根据下列公式计算满足上述条件的每一 $TCP_{0,s}'$ 点与其他两种点 $CP_{0,r}'$ 和 $CP_{1,min}'$ 之间的直线度, 并找出其最小值。

$$LineLevel = (a'^2 + b'^2 - c'^2) / 2a'b' \quad (12)$$

$$Min_{LL} = \min\{LineLevel_0, LineLevel_1, \dots\} \quad (13)$$

其中, a' 、 b' 和 c' 分别表示 $TCP_{0,s}'$ 与 $CP_{0,r}'$ 、 $CP_{0,r}'$ 与 $CP_{1,min}'$ 以及 $TCP_{0,s}'$ 与 $CP_{1,min}'$ 之间的距离。① 如果 $Min_{LL} <$

-0.707, 则将该最小直线度值所对应的 $TCP_{0,s}'$ 点标记为所要检测的目标 core 点, 打最高分。② 如果前一条件不成立, 则进一步在一定的距离 ($Threshold02, Threshold01 < Threshold02 < Threshold0$) 范围内确定距离基准点 $CP_{0,r}'$ 的点集 $\{TCP_{0,s}'\}$, 如果此范围内的 $TCP_{0,s}'$ 点只有一个, 则将该 $TCP_{0,s}'$ 点标记为所要检测的目标 core 点, 并打最高分; 否则将距离基准点 $CP_{0,r}'$ 最近的点 $TCP_{0,s}'$ 标记为所要检测的目标 core 点, 并打次高分。③ 否则, 进入 6)。

6) 其余情况下, 将基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点作为所要检测的 core 点。如果相对于基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点, 存在满足条件 (6) 的 CP_1' , 则将该 core 点 $CP_{0,r}'$ 打次高分, 并从中找到一个距离基准 core 点 $CP_{0,r}'$ 点最近的 $CP_{1,min}'$ 点进行标记, 否则打第三级分数。

2.3.2 Delta 点的准确定位

第一步, 以分块尺寸 $W_0 \times W_0$ 且平滑方向场情况下检测的每一个 delta 点 $DP_{0,r}'$ (r 表示第 r 个 delta 点) 为基准, 在一定的距离范围内寻找 DP_0 , 如果满足条件的 DP_0 的个数等于 1, 则将该 $DP_{0,r}'$ 确定为真 delta 点, 进行标记。如果存在满足距离基准 delta 点 $DP_{0,r}'$ 在一定范围之内条件的 DP_1 点, 则将该 delta 点 $DP_{0,r}'$ 打最高分, 否则打次高分。

第二步, 如果存在多个满足上述条件的 DP_0 点, 则从中找出距离基准 delta 点 $DP_{0,r}'$ 最近的点 $DP_{0,min}$ 作为真 delta 点, 并进行标记。如果存在满足距离基准 delta 点 $DP_{0,r}'$ 在一定范围之内条件的 DP_1 点, 则将该 delta 点 $DP_{0,min}$ 打最高分, 否则, 打次高分。

第三步, 如果只存在满足距离基准 delta 点 $DP_{0,r}'$ 在一定范围之内条件的 DP_1 点的情况, 则将该基准点确定为真 delta 点, 打次高分。

以上步骤中, 对已经检测的奇异点进行标记, 使之不参与下一步的检测。

2.3.3 Core 点的进一步校核

在前面检测出 core 点之后, 可能还有个别的 core 点检测错误。因此, 应该根据 core 点在指纹模式区的固有结构特性进行进一步的校核 core 点。校核的原则有: 以打分高的 core 点为新基准, 确定可靠性较差的 core 点; 如果存在两个和两个以上 core 点, 要根据凹凸方向相反性进行校核; 并且两个检测到的目标 core 点之间的距离应该分别小于等于确定它们的两个基准 core 点 CP_0' 之间的距离和两个高级分块下检测到的 core 点 CP_1' 之间的距离; 两个真 core 点所在的曲率圆半径矢量的方向基本相反等。最后, 将所校核的 core 点根据打分高低进行排序。

3 结果与讨论

为验证本文方法的性能, 选择某大学活体指纹库 (包含 2500 幅活体指纹图像, 250 个不同手指, 每个手指 10 幅图像, 图像采集分辨率 500dpi, 图像大小为 320×320 , 256 色灰度图像, 采集器为中国科学院光机所方圆公司生产的 ZY202-B 型) 中的图像, 将本文方法和基于 Poincare index 思想直接进行奇异点检测的方法进行了对比实验。为提高奇异点检测的可靠性, 我们在基于 Poincare index 的方法中采用了较大的分块尺寸 (16×16), 并在纹线方向估计后做了一次平滑处理。但纹线方向的平滑会使指纹图像的方向场发生一定程度的改变, 会造成奇异点位置出现较大偏差, 且分块尺寸越大, 方向场的平滑次数越多, 奇异点位置偏移越大。同时, 也可能造成

图像边缘处的奇异点难以被检测到。本文方法则不需要对纹线方向进行平滑。两种方法使用了相同的奇异点检测模板。部分奇异点检测结果如图 4 所示。从实验结果和图 2 中结果可以看出, 与直接使用基于 Poincare index 方法相比, 本文方法奇异点检测的可靠性和奇异点的定位精度都有明显提高。即使对质量较差的指纹图像, 本文方法仍能够较为准确、可靠地进行奇异点检测。

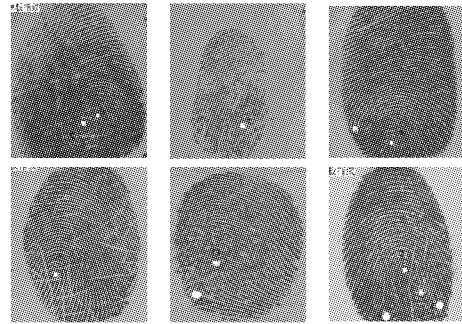


图 4 部分奇异点检测结果示例

图 4 部分奇异点检测结果示例注: 图中白色椭圆 (小的对应 core 点, 大的对应 delta 点) 的中心对应的奇异点是本方法的检测结果, 黑色方块 (大的对应 core 点, 小的对应 delta 点) 的中心对应基于 Poincare index 方法检测到的奇异点的位置。

本方法由于采用的奇异点检测方法能够兼顾奇异点的可靠性和位置精确性。虽然在质量特别差的指纹图像中检测的极个别的奇异点的位置坐标有偏差, 但是本方法对奇异点按可靠性大小进行了排序, 并采取一定措施将其位置误差限制在一个非常小的范围内, 足以满足后续指纹分类和基于指纹中心点 (奇异点) 匹配的需要。

参考文献:

- [1] 尹玉龙, 宁新宝, 张晓梅. 自动指纹识别技术的发展与应用 [J]. 南京大学学报 (自然科学版). 2002, 38(1): 29-35.
- [2] MALTONI D, MAIO D, JAIN AK, et al. Handbook of Fingerprint Verification [M]. Springer-Verlag New York, Inc., 2003.
- [3] JAIN AK, PRABHAKAR S, HONG L. A Multichannel Approach to Fingerprint Classification [A]. Proc. Of Indian Conference on Computer Vision, Graphics, and Images Processing (ICVGIP'98) [C]. New Delhi, India: 1998. 21-23.
- [4] KAWAGOE M, TOJO A. Fingerprint pattern classification [J]. Pattern Recognition. 1984, 17(3): 295-303.
- [5] KARU K, JAIN AK. Fingerprint Classification [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(3): 389-404.
- [6] JAIN AK, PRABHAKAR S, PANKANTI S. Mathing and Classification: A Case Study in Fingerprint Domain [J]. Pro. INSA-A (Indian National Science Academy). 2001, 67(2): 67-85.
- [7] LUMINI A, MAIO D, MALTONI D. Continuous vs Exclusive Classification for Fingerprint Retrieval [J]. Pattern Recognition Letters. 1997, 18(10): 1027-1034.
- [8] 程建刚, 田捷, 任群, 等. 基于奇异点的指纹分类 [A]. 谭铁牛. 第六届国际青年计算机工作者会议暨第二届生物特征识别研讨会论文集 [C]. 杭州: 2001, S4-27: S4-34.
- [9] HERNY ER. Classification and Use of Fingerprints [M]. George Routledge and Sons, London, 1900.
- [10] SRINIVASAN VS, MURTHY NN. Detection of Singular Points in Fingerprint Images [J]. Pattern Recognition. 1992, 25(2): 139-153.

3 个特征进行分类。三次实验的结果如表 1~表 3 所示。

表 1 由 5 个特征组成的特征矢量的分类结果(单位:%)

	A12	A13	A14	A23	A24	A34	平均值
正确率	93.76	76.00	77.42	93.10	80.00	77.78	83.01

表 2 由 4 个特征组成的特征矢量的分类结果(单位:%)

	A12	A13	A14	A23	A24	A34	平均值
F=(1,2,3,4)	75.00	28.00	48.39	62.07	82.86	78.57	62.48
F=(1,2,3,5)	87.50	76.00	77.42	93.10	80.00	67.86	80.31
F=(1,2,4,5)	84.38	68.00	54.84	93.10	74.29	67.86	73.74
F=(1,3,4,5)	59.38	76.00	54.84	93.10	82.86	67.86	72.34
F=(2,3,4,5)	90.63	88.00	100.00	93.10	80.00	67.86	86.60

(F=(1,2,3,4)表示取第 1,2,3,4 个特征组成特征矢量)

表 3 由 3 个特征组成的特征矢量的分类结果(单位:%)

	A12	A13	A14	A23	A24	A34	平均值
F=(1,2,3)	81.25	28.00	54.84	62.07	71.43	75.00	62.10
F=(1,2,4)	68.75	32.00	41.94	51.72	77.14	64.29	55.97
F=(1,2,5)	84.38	76.00	74.19	93.10	74.29	75.00	79.49
F=(1,3,4)	75.00	44.00	41.94	62.07	80.00	78.57	63.60
F=(1,3,5)	53.13	88.00	67.74	93.10	85.71	75.00	77.11
F=(1,4,5)	81.25	80.00	54.84	93.10	31.43	64.29	67.48
F=(2,3,4)	90.63	84.00	90.32	62.07	65.71	50.00	73.79
F=(2,3,5)	90.63	88.00	100.00	93.10	88.57	82.14	90.41
F=(2,4,5)	87.50	76.00	70.97	93.10	77.14	67.86	78.76
F=(3,4,5)	31.25	88.00	58.07	93.10	80.00	67.86	69.71

(F=(1,2,3)表示取第 1,2,3 个特征组成特征矢量)

从各表中的数据可以看到,5 个特征中每一个特征对于不同的两个书写者的分类具有不同的作用力度,总的来说,第 2,3,5 个特征相对每一组分类作用都很明显。除 A12 的分类在取全 5 个特征时得到最好的分类效果外,其他五组的分类都是采用第 2,3,5 个特征的组合分类效果最好(平均正确率达到 90%)。进一步分析第 1 和第 4 个特征会发现,第 1 个特征对部分书写者的稳定性不够好,而第 4 个特征虽然很稳定但在区别书写者时显得力度偏弱。由此可见,第 1,4 特征虽然对部分分类对象有较显著的作用,但在多数情况下这两个特征的加入反而会降低分类的正确率。

为不失一般性,第二阶段的实验从某考试数据库中随机抽取了 50 个同姓考生的 5 至 9 科考试科目的试卷,每份试卷上有两处签名。这样可以得到 50 个不同类,类内的模式数为 10~18 个不等。从 $C_{50}^2 = 1225$ 个组合中随机取 200 个组合,然后分别取 $F=(1,2,3,4,5)$ 、 $F=(2,3,4,5)$ 、 $F=(2,3,5)$ 的特征组合进行两两分类。实验结果如表 4 所示。

表 4 200 次分类的平均正确率(单位:%)

	F=(1,2,3,4,5)	F=(2,3,4,5)	F=(2,3,5)
平均正确率	85.79	87.00	89.64

4 结语

本文针对具有一定代表性的模式分类问题,在 C-均值法聚类算法的基础上,以实际分类需求而选用的准则函数进行聚类的指导,辅之于采用马氏距离作为距离的测度,而得到的一种动态聚类算法,能够有效的用于文中提出的签字的二类问题的分类,得到了较好的分类结果。试验结果表明,用于分类的特征并不是越多越好,理由在于,作为用于分类的特征一方面对同一书写者应该具有稳定性,另一方面又应该具有很好的互异性以有效的区别不同的书写者的签字。

如何寻找更多的对分类有帮助的特征将是今后主要的工作,这是提高分类正确率的必由之路。另外文中只讨论了签字图像的总特征,而没有考虑局部特征。应该看到,对于熟练模仿的签字总特征,可能并不能很好的将签字真伪区别开来。如何将总特征和局部特征结合起来以区分签字真伪是本文研究的最终目标。

参考文献:

- [1] JAIN AK, GRIESS FD, CONNELL SD. On-line Signature Verification[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(12): 2963-2972.
- [2] AMMER M, YOSHIDA Y, FUKUMURA T. A New Effective Approach for Off-line Verification of Signatures by Using Pressure Features [A]. Proceedings of The 8th International Conference on Pattern Recognition [C]. New York: IEEE Press, 1986. 566-569.
- [3] SANTOS C, JUSTINO EJR, BORTOLOZZI F, et al. An Off-line Signature Verification Method Based on the Questioned Document Expert's Approach and a Neural Network Classifier [A]. Proceedings of The Ninth International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition [C]. New York: IEEE Press, 2004. 498-502.
- [4] JUSTINO EJR, YACOUBI AEI, BORTOLOZZI F, et al. Off-Line Signature Verification Using HMM for Random, Simple and Skilled Forgeries [A]. International Conference on Document Analysis and Recognition [C]. New York: IEEE Press, 2001. 1031-1034.
- [5] PLAMONDON R, LORETTE G. Automatic Signature Verification and Writer Identification: the State of the Art [J]. Pattern Recognition, 1989, 22(2): 107-131.
- [6] LECLERC F, PLAMONDON R. Automatic Signature Verification: the State of the Art 1989-1993 [J]. IJPRAI, 1994, 8(3): 643-660.
- [7] HU MK. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.

(上接第 396 页)

- [11] BAZEN AM, GEREZ SH. Systematic Methods for the Computation of Directional Fields and Singular Points of Fingerprints [J]. IEEE Transactions on PAMI. 2002, 24(7):905-919.
- [12] 张伟伟,王森,王阳生. 基于角点检测的指纹图像奇异性检测 [A]. 谭铁牛. 第六届国际青年计算机工作者会议暨第二届生物特征识别研讨会论文集 [C]. 杭州: 2001, S4-51: S4-56.
- [13] RATHA N, KARU K, CHEN S, et al. A Real-time Matching System for Large Fingerprint Database [J]. IEEE Trans. on Pattern A-

nal. And Machine Intell. 1996, 18(8):799-813.

- [14] JAIN AK, HONG L, BOLLE R. On-line Fingerprint Verification [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. And Machine Intell. 1997, 19(4): 302-314.
- [15] MACQUEEN JB. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [A]. Pro. Symp. Math. Statistics and Probability [C]. Berkeley University of California Press, Berkeley, 1967.