

基于稳定区域的形变指纹匹配算法

陈小光¹⁾ 封举富²⁾

¹⁾ (北方工业大学图像处理与模式识别研究所, 北京 100144)

²⁾ (北京大学信息科学技术学院智能科学系, 机器感知与智能教育部重点实验室(北京大学), 北京 100871)

摘要 针对指纹匹配中的非线性形变问题,首次提出了稳定区域的概念,并给出了一种新颖的基于指纹稳定区域的形变指纹匹配算法。通过稳定区域这一概念,巧妙地把指纹匹配问题转化为寻找两幅指纹中对应稳定区域的问题。该算法通过稳定区域的构造、确认和扩张3个步骤,实现了从点到面再到更大区域,从线性形变区域到非线性形变区域的匹配策略。该算法在国际指纹识别竞赛 FVC2004 的数据库上进行了测试,实验结果表明,该算法有着良好的匹配性能,并有较强的处理非线性形变的能力。

关键词 指纹匹配 非线性形变 稳定区域

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)08-1220-10

A Novel Algorithm for Distorted Fingerprint Matching Using Stable Regions

CHEN Xiaoguang¹⁾, FENG Jufu²⁾

¹⁾ (Institute of Image Processing and Pattern Recognition, North China University of Technology, Beijing 100144)

²⁾ (Key Laboratory of Machine Perception (Peking University), MOE, Department of Machine Intelligence, School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871)

Abstract Distorted fingerprint matching is an important but difficult problem for automatic fingerprint recognition system. To cope with it, we propose a novel approach for distorted fingerprint matching via stable region (SR). By means of SR, the issue to match two fingerprints is tactfully converted to a search and find the corresponding SRs in the fingerprints. Through a three-step procedure which consists of construction, confirmation and expansion, corresponding minutiae are matched in different spatial scales from points to local structures and in different kinds of distorted regions from linear to nonlinear. The proposed algorithm is evaluated with FVC2004 database, and the experimental results show that the proposed algorithm has excellent performance and is strongly robust to nonlinear distortion.

Keywords fingerprint matching, nonlinear distortion, stable regions

0 引言

指纹匹配是自动指纹识别系统的核心算法之一,它对经过指纹图像预处理和特征提取步骤后得到的两个特征集合给出一个相似度评分,或者做出是否来自同一手指的判断。指纹匹配是指纹识别技

术的关键和难点,匹配算法性能的好坏严重影响着识别系统的性能。指纹匹配的一个困难是如何处理指纹的非线性形变,这是一个具有挑战性的工作。对于非线性形变较小和较好质量的指纹图像,现有的指纹匹配算法已能取得比较好的效果,这点从国际指纹识别竞赛 FVC2000, FVC2002 的结果就可以看出^[1-2]。指纹形变有两个主要原因:首先,指纹的

基金项目:国家科技支撑计划项目(2006BAK07B07, 2006BAK07B06);国家重点基础研究发展计划(973)项目(2004CB318000);教育部新世纪优秀人才支持计划基金项目(NCET-05-0012)

收稿日期:2008-05-09; **改回日期:**2009-05-12

第一作者简介:陈小光(1978—),男,讲师。2008年于北京大学获信号与信息处理专业工学博士学位。主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: chenxg@gmail.com

获取是一个从 2 维到 3 维的变形转换过程,指纹采集时不同的接触中心会产生不同的形变模型,由于不同的手指尖形状和柔韧程度区别很大,无法建立一个统一的 3 维模型对这个过程作复原;其次,人在采集仪上施加非垂直的压力会引起形变。在 FVC2004^[3] 竞赛中,采集指纹数据时特别强调了形变、干燥和潮湿的指纹。从竞赛结果看,指纹中的非线性形变严重影响了匹配算法的性能。

目前,指纹非线性形变问题已经引起了广泛的重视,许多研究者开始深入研究这个问题。通过对已有相关文献进行分析研究发现,目前关于非线性形变指纹匹配问题的研究主要集中在以下 3 个方面:(1) 先尝试建立指纹的形变模型,然后在形变模型的指导下进行匹配;(2) 寻找和描述能容忍一定程度的局部形变的特征结构,用来进行局部匹配;(3) 用局部匹配和全局匹配相结合的方法进行匹配。Cappelli 等人提出了一个弹性形变模型,用来描述指纹在采集的过程中发生的形变^[4]。这个模型将指尖与采集仪器的接触部分分为高压区、低压区和过渡区 3 个部分,用来描述在形变过程中发生的不同变化。尽管该模型对于理解指纹的形变过程很有帮助,但是由于单独的指纹图像提供的信息有限,再加上噪声等因素的影响,要确定该模型中定义参数值是很困难的。借鉴 Bookstein 提出的用样条模型来模拟和分析图像形变问题的方法^[5],Bazen 等人用薄板样条模型(TPS)来描述两幅指纹图像之间的形变^[6-7]。他们将其中一幅指纹图像作为模板,再通过 TPS 模型对另一幅指纹图像可能对应的细节点做“纠正”。由于该方法可以使用一个更小的界限盒来检查两幅指纹的匹配细节点,从而提高了匹配的识别率。但是 TPS 模型的目的在于依据一些离散的控制点来对图像做平滑插值。但应用这个模型对待匹配的指纹进行“纠正”会导致不论两幅指纹图像是否来自同一个手指,都会变得更相似。Jiang 等人提出先利用细节点及离其最近的两个近邻细节点来构造局部细节点三角形结构^[8],而后计算局部结构之间的相似度,再选择与相似程度最高的三角形结构对应的细节点作为校准参考点来进行全局匹配,最后对符合匹配条件的局部结构相似度进行累加即为最终的结果。Feng 等人提出了基于细节点三角形相容性的指纹匹配方法^[9],即将局部细节结构相容性的松弛过程嵌入了局部/全局特征的指纹匹配方法。这些方法对于克服指纹匹配中的

非线性形变问题都取得了一定的效果。

针对指纹匹配中的非线性形变问题,本文提出了稳定区域的概念,并提出了一种新颖的基于指纹稳定区域的形变指纹匹配算法。实验结果表明,该算法不但有良好的匹配性能,并且有较强的处理非线性形变的能力。

1 稳定区域

所谓稳定区域(SR)就是指在指纹匹配过程中,查询指纹和模板指纹里对应的具有一定大小范围的局部区域,在这些区域里,对应的细节点特征通过仿射变换(包括平移和旋转)就可以匹配上。而不满足稳定区域条件的,则称为不稳定区域。下文中用 a/b 表示查询指纹中的 a 和模板指纹中的 b 是对应的,其中的 a 和 b 可以为细节点、局部结构或局部区域。在具有非线性形变的两幅同源指纹图像中,一般都存在一些稳定区域(如图 1 中的 $A/\tilde{A}$ 和 $B/\tilde{B}$);同样也有一些不稳定区域(如图 1 中的 $C/\tilde{C}$)。从图 1 也可以发现,由于指纹纹线是连续变化的,因此与非线性形变区域相交的稳定区域和不稳定区域也是相邻或者相交的,这个性质本文称之为区域的连续性。

对于给定的查询指纹 I 和模板指纹 T ,它们的细节点集合分别记为 $I = \{m_i = (x_i, y_i, w_i), i = 1, \dots, n_I\}$ 和 $T = \{\tilde{m}_t = (\tilde{x}_t, \tilde{y}_t, \tilde{w}_t), t = 1, \dots, n_T\}$,其中, (x, y) 为细节点坐标, w 为细节点的方向, n_I, n_T



图 1 指纹匹配中的稳定区域($A/\tilde{A}, B/\tilde{B}$)和不稳定区域($C/\tilde{C}$),左右两幅指纹来自同一手指

Fig. 1 The stable regions($A/\tilde{A}, B/\tilde{B}$) and unstable regions($C/\tilde{C}$) of two fingerprints from same finger

分别为 I 和 T 中细节节点的个数。基于细节点特征的指纹匹配的目标就是采用特定的策略来寻找 I 和 T 间细节点的对应关系 $\{m_i/\tilde{m}_i\}$ 。如果 I 和 T 间只存在仿射变换,那么问题就容易解决;而当存在非线性形变时,问题就复杂了许多,因为不存在一个仿射变换就能找出所有的细节点的对应关系。这里,本文通过引入稳定区域的概念来看此问题。假设所有稳定区域的对应关系集合为 $\{R_i/\tilde{R}_i\}$,如果因非线性形变而无法用仿射变换来匹配上细节点的对应关系集合 $\{u_i/\tilde{u}_i\}$,则易知有等价关系 $\{m_i/\tilde{m}_i\} = \{u_i/\tilde{u}_i\} \cup \{R_i/\tilde{R}_i\}$ 成立。根据此式,很自然地就得到了一种克服非线性形变的方法,即先尽可能找到所有对应的稳定区域;然后再去找非线性形变下的对应细节点,而后者又可以利用区域的连续性来从稳定区域用某种方式搜寻到非稳定区域,进而找到更多的对应细节点特征。

基于以上分析,本文提出了一种基于稳定区域的指纹匹配算法。该算法主要包括如下 3 个步骤:

1) 稳定区域的构造 对于每个细节点及其近邻细节点,先构造细节点的三角形结构;然后对查询指纹和模板指纹里的所有三角形进行匹配,并根据三角形的相似性条件选择三角形匹配对;最后根据这些三角形匹配对来构造与之相对应的稳定区域。

2) 稳定区域的确认 对于每个候选的稳定区域,可采用基于细节点星型结构匹配和空间相容性条件进行稳定性确认,即首先在基于星型结构匹配的检验过程中,通过连接区域中心与区域内除三角形顶点之外的其他细节点来构造一个细节点星型结构;然后对查询指纹和模板指纹中的相应的星型结构进行匹配,并计算它们的相似度;最后根据星型结构相似度对该区域自身进行稳定性检验。在基于空间相容性条件的检验过程中,可通过考察该区域与其他区域间的空间几何位置的相容性来对其进行区域间的稳定性检验。

3) 稳定区域的扩张 对于每个稳定区域,先利用区域内已匹配上的细节点来构造相应的 TPS 模型;然后利用该 TPS 模型来扩展搜索该区域附近其余有可能匹配上的细节点;最后添加这些细节点到该区域,即可实现对稳定区域的扩张。

通过以上 3 个步骤,最后就得到了查询指纹 I 和模板指纹 T 之间对应的扩张的稳定区域 (ESR)。而 I 和 T 的匹配关系则可以用这些扩张的稳定区域的对应关系来表示,然后根据它们计算 I 和 T 两者

之间的匹配分数。下一节将详细介绍该匹配算法。

2 基于稳定区域的形变指纹匹配

2.1 基于细节点三角形匹配的的稳定区域构造

当给定 I 和 T 的细节点集合后,如何找到它们的稳定区域及对应关系?本文的方法是避免直接去构造或寻找稳定区域,而是先构造空间尺度上小一些的细节点三角形结构,然后根据相似性约束条件,找出可能的三角形匹配对。在得到这些候选三角形匹配对之后,再把三角形扩展为稳定区域。构造方法具体如下文所述。

2.1.1 细节点三角形的构造、特征向量描述和相似度计算

对细节点集合 $M = \{m_j = (x_j, y_j, w_j), j = 1, \dots, n_M\}$ 中的任一细节点 m ,先找到它的 K 个近邻细节点 (如图 2 所示),再按照点 m 与它们连线方向顺时针排列。对于参数 K ,实验结果表明,当 K 取值为 11 时,算法有最好的匹配性能。记点 m 的 K 近邻点集合为 $\{q_1, q_2, \dots, q_K\}$ 。对于细节点 m ,如果由其构造得到的三角形集合为 $\Delta(m) = \{\Delta m q_1 q_2, \dots, \Delta m q_K q_1\}$,则从整个细节点集合 M 构造得到的细节点三角形集合为 $\Delta(M) = \bigcup_{m \in M} \Delta(m)$ 。为了后面匹配方便,需对细节点三角形集合 $\Delta(M)$ 里的每个三角形,先按其顶点的顺序重新整理 3 个顶点的编号,最大角所在的顶点编号为 1;然后按照顺时针顺序编号其他两个顶点。

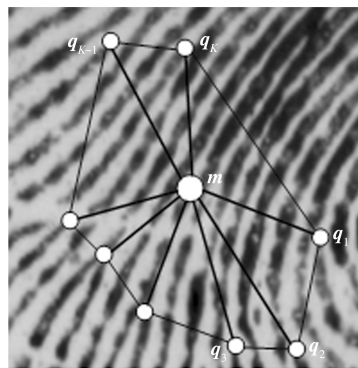


图 2 根据细节点的 K 近邻构造细节点三角形

Fig. 2 Triangles construction with nearest neighbors

对于每个细节点三角形 $\Delta p_1 p_2 p_3$ (如图 3 所示),可构造如下特征描述向量:

$$V(\Delta p_1 p_2 p_3) = (d_1, d_2, d_3, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \varphi_1, \varphi_2, \varphi_3) \quad (1)$$

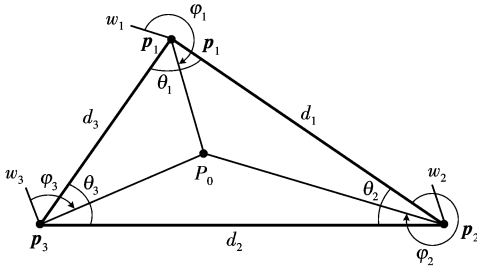


图 3 细节点三角形结构的特征描述

Fig. 3 Feature vector description of minutia triangle structure

在图 3 中,点 p_0 为 $\triangle p_1 p_2 p_3$ 的中心点, w_i 为细节点 p_i 的方向, θ_i 为点 p_i 所在的三角形的内角, d_i 为顶点间的距离,而 φ_i 则为细节点方向 w_i 顺时针旋转到有向线段 $\overrightarrow{p_i p_0}$ 所需的角度。易知,这样定义的特征向量具有平移和旋转不变性。

对于任意两个细节点三角形结构 Δ_1 和 Δ_2 ,可根据它们的特征向量

$$V(\Delta_1) = (d_1, d_2, d_3, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \varphi_1, \varphi_2, \varphi_3) \quad (2)$$

$$V(\Delta_2) = (\tilde{d}_1, \tilde{d}_2, \tilde{d}_3, \tilde{\theta}_1, \tilde{\theta}_2, \tilde{\theta}_3, \tilde{\varphi}_1, \tilde{\varphi}_2, \tilde{\varphi}_3)$$

按下式来计算它们之间的相似度

$$s(\Delta_1, \Delta_2) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\delta_d^2}{\sigma_d^2} + \frac{\delta_\theta^2}{\sigma_\theta^2} + \frac{\delta_\varphi^2}{\sigma_\varphi^2} \right) \right\} \quad (3)$$

式中, $\sigma_d, \sigma_\theta, \sigma_\varphi$ 分别为 $\delta_d, \delta_\theta, \delta_\varphi$ 的标准差经验阈值, $\delta_d, \delta_\theta, \delta_\varphi$ 分别为 Δ_1 和 Δ_2 之间的平均边长差值、平均内角差值和平均夹角差值,即

$$\begin{aligned} \delta_d &= (|d_1 - \tilde{d}_1| + |d_2 - \tilde{d}_2| + |d_3 - \tilde{d}_3|) / 3 \\ \delta_\theta &= (|\theta_1 - \tilde{\theta}_1| + |\theta_2 - \tilde{\theta}_2| + |\theta_3 - \tilde{\theta}_3|) / 3 \\ \delta_\varphi &= (|\varphi_1 - \tilde{\varphi}_1| + |\varphi_2 - \tilde{\varphi}_2| + |\varphi_3 - \tilde{\varphi}_3|) / 3 \end{aligned} \quad (4)$$

根据细节点三角形相似度的定义可知,有 $0 \leq s(\Delta_1, \Delta_2) \leq 1$; 当 $s(\Delta_1, \Delta_2) = 1$ 时,表示这两个三角形完全相似;当 $s(\Delta_1, \Delta_2) = 0$ 时,表示这两个三角形完全不相似。另外,对于两个真实匹配的三角形来说,如果它们之间只存在仿射变换(即旋转和平移),则必有 $\delta_d = \delta_\theta = \delta_\varphi = 0$,其相似度为最大值 1.0;如果它们之间存在微小的非线性形变,那么根据定义中 $\exp$ 函数的性质,同样也能取得较大的相似度值。因此,在一定程度上这个相似度定义是可以用于处理非线性形变的。

2.1.2 基于相似性条件的三角形匹配对的选取

对于 I 和 T ,先分别构造其细节点三角形集合,然后对 I 中每个三角形结构 Δ_i 和 T 中每个三角形结构 $\tilde{\Delta}_t$ 依次计算其相似度 $s(\Delta_i, \tilde{\Delta}_t)$,即可以得到这两幅指纹的一个三角形相似度矩阵

$$G = [g(i, t)] = (s(\Delta_i, \tilde{\Delta}_t))_{n_I \times n_T} \quad (5)$$

式中, n_I, n_T 分别为 I 和 T 中细节点三角形的个数。

接下来,根据三角形相似度矩阵 G 筛选出一些可能为真实的三角形匹配对。对于 G 中与每个元素 $g(i, t)$ 对应的三角形匹配对 $\Delta_i / \tilde{\Delta}_t$,如果它们的相似度大于某个阈值 $\tau_G(i, t)$,则认为它们是候选的三角形匹配对。可按下式确定阈值

$$\tau_G(i, t) = \max \{ \alpha \cdot s_{\max}(i, t), \tau_\Delta \} \quad (6)$$

式中, $s_{\max}(i, t)$ 为 (i, t) 所在行列中的最大值, τ_Δ 为三角形最小相似度的经验阈值, $0 < \alpha < 1$ 为调节系数。阈值 $\tau_G(i, t)$ 的确定方式可保证挑选出的三角形匹配对在仿射变换下都具有较高的相似性。

这里要注意的是,如果查询指纹中的某个细节点三角形结构,在模板指纹中有多个三角形都与它很相似,那么就不能只是简单地取相似度最大的三角形匹配对作为匹配结果。这是由于各种原因,如指纹非线性形变的存在,使得相似度最高的三角形匹配对未必是真实的匹配对。这也是上面阈值计算时设置参数 α 的原因所在,为了保证尽可能挑选出有可能为真实匹配的相似三角形匹配对。参数 α 的具体取值大小视数据库中指纹的非线性形变程度而定,如果形变程度大,则可以取较小值,如 0.6,否则可以取较大值,如 0.9。

2.1.3 扩展细节点三角形为候选稳定区域

通过相似性条件来选取具有较高相似度的三角形匹配对之后,就可以根据三角形匹配对来生成相应的稳定区域。如图 4 所示,对于某个三角形 $\triangle p_1 p_2 p_3$,笔者认为,它包含的区域是满足稳定条件的,同时也认为包含此三角形的一定范围内的区域

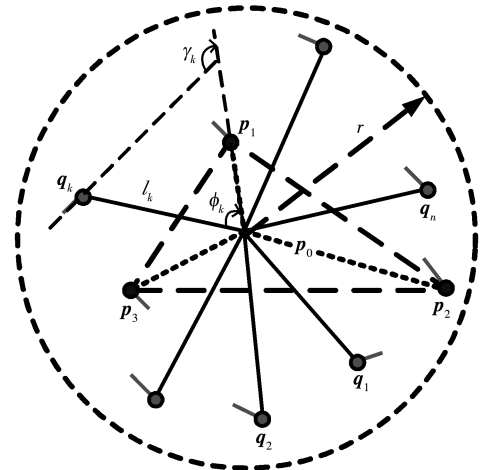


图 4 稳定区域的构造与特征描述

Fig. 4 The construction and description of stable region

也是满足稳定条件的,这个区域就定义为从该三角形生成的稳定区域 R ,亦可记为 $R = R(\Delta p_1 p_2 p_3)$ (见图 4 中虚线圆周区域)。假设区域 R 中包含了除点 p_1, p_2, p_3 之外的 n 个细节点 $\{q_1, \dots, q_n\}$ (注:点 q_j 的标记按连线 $\overrightarrow{p_0 q_j}$ 的方向大小顺时针排列),则该稳定区域 R 可用

$$R = \{r; p_0; \Delta p_1 p_2 p_3; q_1, \dots, q_n\} \quad (7)$$

来表示,其中 r 为区域半径、点 p_0 为区域中心。三角形的顶点 p_i 称为稳定区域 R 的基础单元 (BE),细节点 q_j 称为区域 R 的补充单元 (SE)。

如何确定稳定区域 R 的区域半径 r ? 如果区域的半径 r 太大,则该区域相对于三角形区域而言,会变得很大,从而无法保证在远离三角形的区域里还能保持稳定条件;如果区域半径 r 太小,则区域内包含的细节点太少,且有可能丢失同样满足稳定条件的邻域,使得该区域的表达能力不足。实际上,从稳定区域的定义来看, r 的最优取值应该使得该稳定区域的边界恰好为指纹中线性仿射变换区域和非线性仿射变换区域的分界处。事实上,确定这两类区域的边界并非易事,因此本文算法采取了一种折中的办法来确定 r 。这种方法是通过将三角形的内接圆扩展到一定范围作为稳定区域的边界,即稳定区域 R 的区域半径 r 定义为 $r = \beta \cdot r_{\Delta p_1 p_2 p_3}$,其中 $r_{\Delta p_1 p_2 p_3}$ 为 $\Delta p_1 p_2 p_3$ 的内接圆半径,而 β 为半径扩展系数, β 取经验值 3.0。

2.2 基于星型结构匹配和空间相容性条件的稳定区域确认

相对于整幅指纹来说,细节点三角形仍是很局部的结构,由于具有较高相似性的三角形结构在同源或不同源的两幅指纹图像里都大量存在,因此,很有必要对经细节点三角形扩展得到的候选稳定区域予以某种方式的确认。如果经过确认,发现该区域并非满足稳定匹配条件,则丢弃这些区域;反之则保留。

采用基于细节点星型结构的匹配以及空间相容性条件的检验这两种方式来确定该区域是否是稳定的。前者主要是考察稳定区域匹配对自身的相似性情况,而后者则是在空间几何位置上考虑不同的稳定区域匹配对之间是否相容。

2.2.1 基于细节点星型结构匹配的稳定区域检验

对于稳定区域 $R = \{r; p_0; \Delta p_1 p_2 p_3; q_1, \dots, q_n\}$,如图 4 所示,可以定义如下这样的一个星型结构

$$\Psi = \{p_0 \Rightarrow \{q_1, \dots, q_n\}\} \quad (8)$$

其中,符号 $\Rightarrow$ 表示区域中心点 p_0 到 q_k 的连接关系。

通过这种方式构造的星型结构大体上表示了该区域的信息。

对于候选稳定区域 R 中的补充单元 q_k (如图 4 所示),构造其特征描述向量

$$V(q_k) = (l_k, \phi_k, \gamma_k) \quad (9)$$

其中, l_k 为点 q_k 到区域中心 p_0 的距离, ϕ_k 为连线 $\overrightarrow{p_0 q_k}$ 顺时针转到 $\overrightarrow{p_0 p_1}$ 所需的角度,而 γ_k 则为细节点 q_k 的方向顺时针转到 $\overrightarrow{p_0 p_1}$ 所需的角度。根据定义可知, $V(q_k)$ 也是旋转、平移不变的,而且 $V(q_k)$ 与点 q_k 是一一对应的。两个补充单元 q_i 和 q_j 间的相似度可由它们的特征向量来计算,即

$$s(q_i, q_j) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\delta_l^2}{\sigma_l^2} + \frac{\delta_\phi^2}{\sigma_\phi^2} + \frac{\delta_\gamma^2}{\sigma_\gamma^2}\right)\right\} \quad (10)$$

其中, $\delta_l = l_i - \tilde{l}_j$, $\delta_\phi = \phi_i - \tilde{\phi}_j$, $\delta_\gamma = \gamma_i - \tilde{\gamma}_j$ 。参数 σ_l , σ_ϕ , σ_γ 分别为 δ_l , δ_ϕ , δ_γ 的标准差,它们可根据经验取值。如果 $s(q_i, q_j)$ 大于某个给定阈值 τ_q ,则认为这两个细节点是对应匹配的。

对于任意两个稳定区域 R 和 $\tilde{R}$,假设它们的星型结构分别为 $\Psi = \{p_0 \Rightarrow \{q_1, \dots, q_{n_R}\}\}$ 和 $\tilde{\Psi} = \{\tilde{p}_0 \Rightarrow \{\tilde{q}_1, \dots, \tilde{q}_{n_{\tilde{R}}}\}\}$,其中, n_R 和 $n_{\tilde{R}}$ 分别为 R 和 $\tilde{R}$ 中补充单元细节点个数。三角形匹配时,首先,两两计算点 q_i 和 $\tilde{q}_j$ 的相似度 $s(q_i, \tilde{q}_j)$,构成一个相似度矩阵 $(s(q_i, \tilde{q}_j))_{n_R \times n_{\tilde{R}}}$;然后,采用与第 2.1.2 节中类似的方法找出匹配的细节点对,其中的阈值需采用另外一个经验阈值 τ_{SE} ;最后,将那些三角形匹配上的细节点对的相似度进行累积作为星型结构 Ψ 和 $\tilde{\Psi}$ 的相似度,即

$$s(\Psi, \tilde{\Psi}) = \sum_{q_i/\tilde{q}_j} s(q_i, \tilde{q}_j) \quad (11)$$

其中, $q_i/\tilde{q}_j$ 表示这两个细节点是匹配上了的。采用这种累加方式的目的是,为了避免出现区域中有很多相似度低的补充单元,而累加起来却有较大的值的情况。

对于查询指纹 I 和模板指纹 T 中对应的稳定区域 $R \subset I$ 和 $\tilde{R} \subset T$,先分别构造它们的细节点星型结构 Ψ 和 $\tilde{\Psi}$,然后计算其相似度 $s(\Psi, \tilde{\Psi})$,如果相似度 $s(\Psi, \tilde{\Psi})$ 小于某个阈值 τ_Ψ ,则可以认为这两个区域是无法通过仿射变换进行匹配的,或者这两区域内能匹配上的细节点太少,这都说明 R 和 $\tilde{R}$ 并不是稳定区域,应予以丢弃;否则,说明这两个区域中存在一定数量的可以通过仿射变换匹配上的细节点,以确认它们到此为止仍是稳定区域。

当确定区域 R 和 $\tilde{R}$ 是稳定区域之后,可在区域

R 和 $\tilde{R}$ 的表达式里分别删除没有匹配上的细节点,只保留那些在星型结构匹配过程中匹配上的细节点,同时调整补充单元细节点的编号。此时,对于稳定区域匹配对 R 和 $\tilde{R}$,

$$R = \{r; p_0; \triangle p_1 p_2 p_3; q_1, \dots, q_n\}$$

$$\tilde{R} = \{\tilde{r}; \tilde{p}_0; \triangle \tilde{p}_1 \tilde{p}_2 \tilde{p}_3; \tilde{q}_1, \dots, \tilde{q}_n\}$$

它们有如下的对应匹配关系:

$$p_0 \leftrightarrow \tilde{p}_0, p_i \leftrightarrow \tilde{p}_i, q_j \leftrightarrow \tilde{q}_j \quad (12)$$

2.2.2 基于空间相容性条件的稳定区域检验

Feng 等人首先提出了指纹匹配中的相容性 (Compatibility) 问题^[9]。所谓的相容性就是指各个局部结构之间,能够互相容忍对方进行相同的某一种变换的程度,换言之,就是局部结构之间的相对空间位置关系在某种变换下保持一致性的程度。

在本文的匹配算法中,细节点三角形结构、星型结构以及稳定区域都可以看作是指纹的局部结构,在基于这些局部结构的匹配过程中,不可避免地会出现不相容的情况(如图 5 所示)。在图 5 中, $R_1/\tilde{R}_1$ 与 $R_2/\tilde{R}_2$ 是相容的,因为它们几乎有着一样的仿射变换;而 $R_1/\tilde{R}_1$ 与 $R_3/\tilde{R}_3$ 或者 $R_2/\tilde{R}_2$ 与 $R_3/\tilde{R}_3$ 就是不相容的,它们之间的仿射变换差别很大。因此,可以认为区域 R_1 与 $\tilde{R}_1$ 、区域 R_2 与 $\tilde{R}_2$ 的匹配是稳定的匹配,即它们是稳定的区域;而 R_3 与 $\tilde{R}_3$ 虽然从局部看它们有着很大的相似性,但如果放在全局里,结合其他区域的匹配情况,则可以发现它们是不稳定的,甚至是错误的匹配,因此它们实际上不是稳定的区域,对于这些区域,应予以丢弃。

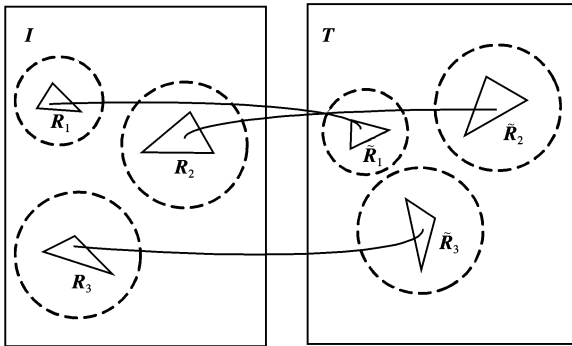


图 5 稳定区域间的相容与不相容

Fig. 5 The compatibility problem for fingerprint matching and its demonstration

对于同一幅指纹中的任意两个稳定区域 R_1 与 R_2 , 设它们的基础单元三角形分别为 $\triangle p_1 p_2 p_3$ 和 $\triangle q_1 q_2 q_3$ (如图 6 所示), 则可构造如下的相容性描

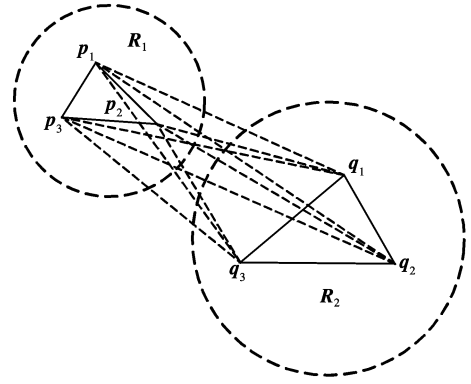


图 6 稳定区域间的相容性描述

Fig. 6 Compatibility description of two stable regions

述向量

$$V(R_1, R_2) = (d_{1,1}, d_{1,2}, d_{1,3}, d_{2,1}, d_{2,2}, d_{2,3}, d_{3,1}, d_{3,2}, d_{3,3}) \quad (13)$$

其中, $d_{i,j}$ 为顶点 p_i 到顶点 p_j 的距离。易知, 这一描述向量是与平移、旋转无关的。

对于稳定区域 R_1 与 R_2 , 假设经过某一变换后它们对应于稳定区域 $\tilde{R}_1$ 与 $\tilde{R}_2$, 并分别构造相容性描述向量 $V(R_1, R_2) = (d_{1,1}, \dots, d_{3,3})$ 和 $V(\tilde{R}_1, \tilde{R}_2) = (\tilde{d}_{1,1}, \dots, \tilde{d}_{3,3})$, 则稳定区域对 $R_1/\tilde{R}_1$ 与 $R_2/\tilde{R}_2$ 在该种变换下的相容性度量定义为

$$c(R_1/\tilde{R}_1, R_2/\tilde{R}_2) = \exp\left\{-\frac{\bar{d}^2}{2\sigma_{\text{cmp}}^2}\right\} \quad (14)$$

其中, σ_{cmp} 为 $\bar{d} = \frac{1}{9} \sum_{1 \leq i,j \leq 3} |d_{i,j} - \tilde{d}_{i,j}|$ 的标准差, 可根据经验取值。

对于候选稳定区域匹配对 $R/\tilde{R}$, 它的相容性度量定义为它与其他区域匹配对的仿射变换之间一致性度量的平均值, 即

$$c(R/\tilde{R}) = \frac{1}{n_{\text{SR}} - 1} \sum_{R/\tilde{R} \neq R_i/\tilde{R}_i} c(R/\tilde{R}, R_i/\tilde{R}_i) \quad (15)$$

其中, n_{SR} 为候选稳定区域匹配对的个数。相容性度量 $c(R/\tilde{R})$ 反映 $R/\tilde{R}$ 在全局中与其他稳定区域匹配对之间总的相容情况。因此, 如果 $c(R/\tilde{R})$ 值小于某个给定阈值 τ_c , 则丢弃 $R/\tilde{R}$, 否则保留。经过这样的相容性检验之后, 保留下来的稳定区域匹配对在空间位置关系上都是相容且保持一致的, 从这个角度说, 它们是更稳定的稳定区域匹配对。

2.3 基于 TPS 形变模型的稳定区域扩张

对于来自同一手指的两幅指纹图像, 经过前面匹配步骤处理后, 所得到的稳定区域里已经包含了一部分真实匹配的细节点。为了尽可能多地找到匹

配细节节点对,需要对已有的稳定区域进行补充和扩张。其原因如下:首先,由于细节节点缺失、伪细节节点的存在,构造三角形集合时可能会不全面;其次,由于指纹非线性形变的存在,在这些非线性形变区域里的点并不符合仿射线性变换的条件,因此不会被上述的稳定区域包含。考虑到区域的连续性,本文采用一种基于稳定区域的向外扩展搜索的策略来找到可能匹配的细节点。

对于某个稳定区域对 $R/\tilde{R}$, 其中 $R \subset I, \tilde{R} \subset T$, 根据前面的处理方法,笔者认为, R 的基础单元 p_i 能通过仿射变换与 $\tilde{R}$ 的基础单元 $\tilde{p}_i$ 匹配上,而 R 的补充单元 q_j 则可以通过能容忍微小形变的仿射变换与 $\tilde{R}$ 的补充单元 $\tilde{q}_j$ 匹配上。因此, R 和 $\tilde{R}$ 之间实际上已经允许存在微小的非线性形变。根据区域的连续性可知,只要将稳定区域用某种方式扩展延伸到周围的非稳定区域,就能找到更多的对应细节点特征。鉴于薄板样条模型 (TPS) 在描述指纹形变方面的较强能力,本文将采用 TPS 模型来完成这个稳定区域的扩张。

TPS 形变模型^[5]是由 Bookstein 提出的, Bazen 将 TPS 模型应用于指纹的弹性形变匹配^[6-7], 随后 TPS 模型在指纹非线性形变匹配算法中得到了更多研究和应用^[10-11]。本文不打算给出 TPS 模型的详细介绍,只用如下公式来简单表示 TPS 模型:

$$\hat{P} = \text{tps}(P; \omega) \quad (16)$$

其中, P 和 $\hat{P}$ 分别表示原始点集和经过 TPS 变换后的点集, ω 为 TPS 模型中的参数向量。TPS 变换里包含了线性变换和非线性变换两部分。在模型求解方面,若给定 P 和 $\hat{P}$, 则只需求解一个线性方程组,即可得到模型参数 ω 。

一般地,在指纹匹配过程中,利用 TPS 模型的步骤为:首先利用已有的匹配结果求出 TPS 模型参数;然后对图像或特征点进行非线性形变变换;最后对变换后的图像或特征点进行匹配。在本文算法中,基于 TPS 模型的稳定区域扩张按照以下步骤进行:

1) 对于每个稳定区域对 $R/\tilde{R}$, 建立一个细节点变换模型。首先,根据 R 和 $\tilde{R}$ 的基础单元和补充单元细节点集合 $\Omega = \{p_1, p_2, p_3, q_1, \dots, q_n\}$ 和 $\tilde{\Omega} = \{\tilde{p}_1, \tilde{p}_2, \tilde{p}_3, \tilde{q}_1, \dots, \tilde{q}_n\}$, 同时建立 R 和 $\tilde{R}$ 间的 TPS 变换模型,并求解模型参数 $\omega_{R/\tilde{R}}$,

$$\tilde{\Omega} = \text{tps}(\Omega; \omega) \Rightarrow \omega_{R/\tilde{R}} \quad (17)$$

其次,TPS 模型考虑的是点的 XY 坐标的变换,由于细节点还有一个方向参数,因此也需要计算 Ω 和 $\tilde{\Omega}$

间细节点方向的旋转参数 $\Delta_{R/\tilde{R}}w$, 即这两个区域对应细节点方向的平均旋转角度,计算公式为

$$\Delta_{R/\tilde{R}}w = \frac{1}{3+n} \sum_{z \in \Omega, \tilde{z} \in \tilde{\Omega}} (w(z) - w(\tilde{z})) \quad (18)$$

其中, $w(z)$ 为细节点 z 的方向。于是可以把 $(\omega_{R/\tilde{R}}, \Delta_{R/\tilde{R}}w)$ 看作是稳定区域邻域 R 和 $\tilde{R}$ 之间的细节点变换模型。

2) 对于查询指纹 I 中尚未匹配的任一细节点 $m = (x, y, w) \in I$, 找到离其最近的稳定区域 R 。这里,细节点 m 到稳定区域 R 的距离取点 m 与区域 R 中离点 m 最近的补充单元细节点两者之间的距离,即

$$\text{dist}(m, R) = \min \{ \|m - q_i\|, i = 1, \dots, n \} \quad (19)$$

设模板指纹 T 中与 R 对应的稳定区域为 $\tilde{R}$, R 和 $\tilde{R}$ 之间的细节点变换模型为 $(\omega_{R/\tilde{R}}, \Delta_{R/\tilde{R}}w)$ 。对细节点 m 进行如下的变换:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \text{tps}((x, y); \omega_{R/\tilde{R}}), \hat{w} = w + \Delta_{R/\tilde{R}}w \quad (20)$$

记变换后的点为 $\hat{m} = (\hat{x}, \hat{y}, \hat{w})$ 。如果在模板指纹 T 中距离点 $\hat{m}$ 最近的尚未匹配的细节点 $\tilde{m} = (\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{w})$ 满足如下条件:

$$\text{dist}(\tilde{m}, \hat{m}) < \tau_d \text{ 且 } |\tilde{w} - \hat{w}| < \tau_w \quad (21)$$

其中, τ_d, τ_w 分别为距离、方向差的阈值,则认为它们是匹配的。随后把细节点 m 和 $\tilde{m}$ 作为匹配细节点对分别加入到区域 R 和 $\tilde{R}$ 里。

本文把加入了经过扩展匹配得到的细节点的区域称为扩张的稳定区域 (ESR)。此时扩张的稳定区域为

$$E = \{r; p_0; \Delta p_1 p_2 p_3; q_1, \dots, q_{n_1}; e_1, \dots, e_{n_2}\}$$

其中, $\{e_1, \dots, e_{n_2}\}$ 为扩展匹配过程中找到的匹配细节点,称其为 E 的扩展单元。图 7 给出了稳定区域扩张的示意图。

通过 TPS 模型来对稳定区域进行扩张,一方面可找到局部结构周围更大范围内的匹配细节点,另一方面也可有效地增加算法对非线性形变的鲁

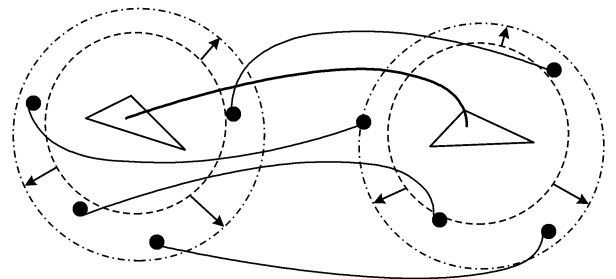


图 7 稳定区域的扩张

Fig. 7 Illustration of stable region expanding

棒性。

2.4 匹配分数计算

对于查询指纹 I 和模板指纹 T , 假设最后得到的扩张的稳定区域匹配对集合为 $\{E_i/\tilde{E}_i, i=1, \dots, l\}$, 其中 $E_i \subset I, \tilde{E}_i \subset T$, 则 I 和 T 的最终匹配分数 $\text{score}(I, T)$ 按照如下公式计算:

$$\text{score}(I, T) = \frac{\sum_{i=1}^l (n_{\text{BE}}(E_i) + n_{\text{SE}}(E_i) + n_{\text{EE}}(E_i))}{\max\{n_I, n_T\}} \quad (22)$$

其中, n_I 和 n_T 分别为 I 和 T 中细节节点个数, $n_{\text{BE}}(E_i) = 3, n_{\text{SE}}(E_i)$ 和 $n_{\text{EE}}(E_i)$ 分别为扩张的稳定区域 E_i 中基础单元、补充单元和扩展单元的个数。

在匹配分数计算公式里, 本文采用了对不同稳定区域中的匹配点个数进行累积相加的方式。从本文的匹配算法的处理过程来看, 中间步骤, 如基于细节节点三角形的稳定区域的构造, 其得到的稳定区域有可能是相交的。直观上看, 如果一个细节节点同时位于多个稳定区域里, 并且都是匹配上的, 那么这种匹配应该是更加可靠的。因此, 采用累加的方式计算匹配分数时, 该细节节点对于最终的匹配分数的贡献就能够大一些。

计算出两枚指纹图像的匹配分数之后, 然后与给定的阈值进行比较, 以做出是否匹配的判断。如果匹配分数大于该阈值, 则认为它们是匹配的, 否则是不匹配的。一般地, 匹配的阈值要根据不同的传感器和所要求的安全等级来具体确定。

3 实验结果与分析

为了测试本文提出的匹配算法的效果, 在 FVC 2004 公开标准数据库上进行了实验。实验环境

为 Intel Pentium 1.6GHz, Memory 512M, Windows XP Professional, Microsoft VS. Net 2003。FVC2004 的指纹数据在采集时特别强调了形变、干燥、潮湿等因素, 而且在采集时也没有进行质量控制。因此, 与 FVC2000, FVC2002 的数据相比较, FVC2004 的数据采集更加困难, 对相关算法要求更高。在 FVC2004 的 4 个子数据库里, DB1 数据库的指纹图像的形变最大, 所以本文主要给出算法在这个数据库上的实验结果。

FVC2004 DB1 数据库是用光学指纹采集仪 CrossMatch V300 采集的, 图像大小为 640×480 , 分辨率为 500 dpi。该库中包含 800 幅指纹图像, 采集于 100 个手指, 每个手指 8 幅。

在 FVC2004 DB1 数据库上, 本文算法执行一次真实匹配的平均时间为 60.70 ms, 执行一次虚假匹配的平均时间为 36.71 ms, 总平均时间为 45.38 ms。

实验过程中, 算法中的一些参数取值如下:

$K=11, \beta=3, \alpha=0.7, \sigma_d=0.25, \sigma_\theta=\sigma_\varphi=0.14\pi, \sigma_l=0.2, \sigma_\phi=\sigma_\gamma=0.12\pi, \sigma_{\text{cmp}}=6, \tau_{\text{mt}}=0.4, \tau_q=0.8, \tau_\psi=2.5, \tau_{\text{SE}}=0.85, \tau_C=0.5, \tau_d=10, \tau_w=0.25\pi$ 。

3.1 指纹匹配实例

图 8 显示了 DB1 指纹数据库中两幅形变较大的指纹图像 5_3 和 5_4 的匹配情况, 其中图 8(a)(b) 为原图。图 8(c) 为两幅指纹图像的细化图在中心点位置进行手工配准后的重叠图, 该图清楚地显示了这两幅指纹图像之间存在着很大的形变。图 8(d) 为这两幅图像应用本文算法的匹配结果, 它们的匹配分数在 DB1 数据库上归一化后为满分 1.0。从图 8(d) 可以看出, 本文算法不但能找到中心点附近较小形变区域里的对应细节节点, 同时也能找到图像上方部分较大形变区域里的对应细节节点, 这说明了本文算法的有效性 & 较强的处理非线性形变的能力。

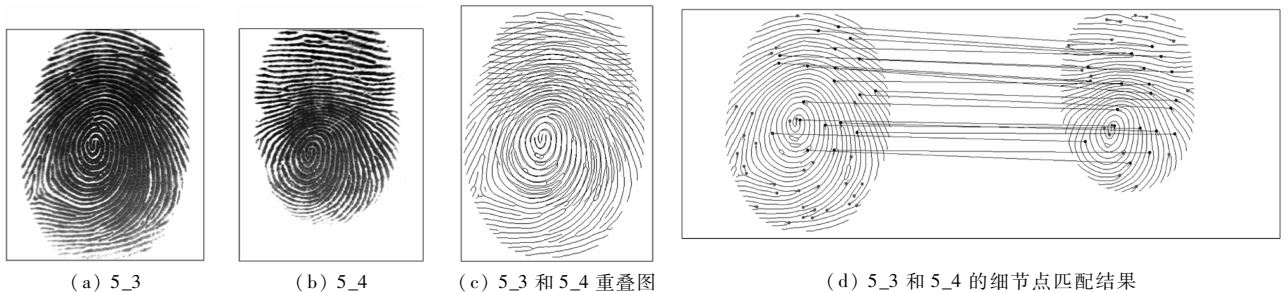


图 8 FVC2004 DB1 中匹配成功的指纹

Fig. 8 Example of true matched fingerprints

图 9 给出了本文算法在 DB1 数据库上匹配失败的两个例子,通过观察可以发现,图 9(a)中的两幅指纹图像 7_2 和 7_4,虽然在中心区域有较大重叠,但是重叠区域内的细节点个数却不多,这就导致算法中无法构造足够的细节点三角形结构,因而不可能找到足够的稳定区域,从而导致匹配失败。图 9(b)中的两幅指纹图像 12_1 和 12_6 之所以匹配失败,一方面是因为重叠区域面积不够,另一方面也是因为 12_6 的指纹质量太差,无法提取足够的可靠的细节点,从而导致匹配失败。DB1 数据库中类似这样的情形很多,由于本文算法只利用了细节点信息,因此对于这些指纹肯定是无法处理的,这是本文算法存在的缺陷。这两个例子同时也说明了,在指纹匹配过程中,或许应该采用多种特征进行匹配,例如对于重叠区域面积少的情况,如果采用脊线或者纹理特征,那么两幅指纹图像共有的信息就会多一些,预期能取得更好的匹配结果。

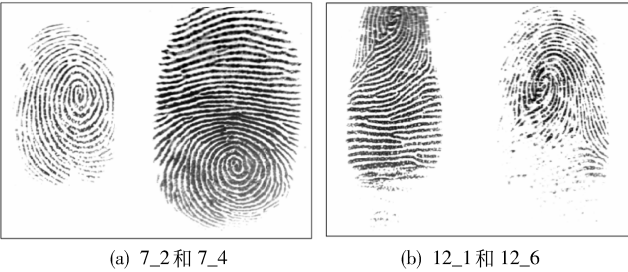


图 9 FVC2004 DB1 中匹配失败的指纹
Fig.9 Example of false non-matched fingerprints

3.2 匹配性能评价

表 1 列出了本文算法和其他一些算法在 DB1

数据库上的匹配性能比较结果。此表中的性能指标含义为:EER 表示等错误率(即错误接受率(FMR)和错误拒绝率(FNMR)相等时的错误率),FMR100,FMR1000,ZeroFMR 分别表示错误接受率为 1%,0.1%,0 时的错误拒绝率。此外,FVC2004 的参赛算法中,单纯使用细节点数据的算法共有 4 个:P075,P078,P099 和 P104,其中前 3 个算法成功地完成了在 FVC2004 DB1 数据库上的测试,它们的匹配性能见表 1。本文算法在 DB1 数据库上的等错误率为 6.38%,与文献[8]的方法相比,本文算法的 EER 值降低了 10%多,而与文献[9]的方法相比,则降低了 3.02%。由此可见,本文算法仅根据细节点的位置和方向信息,就已经取得不错的匹配性能;而与文献[8-9]的方法相比,本文方法不仅挖掘出了更多有用的信息,并有效地克服了非线性形变给匹配带来的影响。从表 1 可以看出,本文算法在同类算法中的匹配性能可排第 2,且与 P075 算法的 EER 值很接近。

表 1 各算法在 FVC2004 DB1 数据库上的匹配性能比较
Tab.1 Comparison of performance evaluation

算法	EER/%	FMR100/%	FMR1000/%	ZeroFMR/%
本文算法	6.38	11.25	21.61	24.36
文献[9]算法	9.40	—	—	—
文献[8]算法	17.50	—	—	—
P075 算法	5.64	63.43	64.75	80.50
P099 算法	9.55	19.07	30.21	35.86
P078 算法	13.65	35.11	46.54	49.82

图 10 显示了本文算法在 FVC2004 DB1 数据库上的匹配性能曲线图,包括真假匹配的分

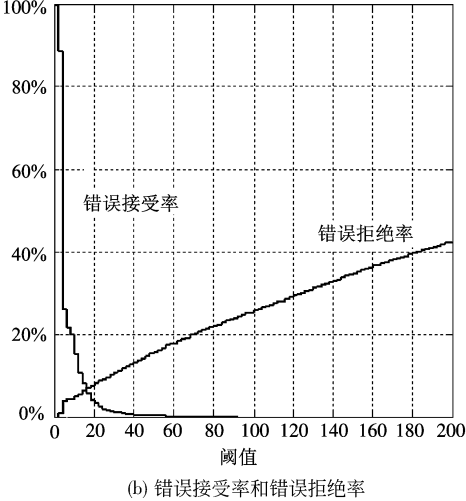
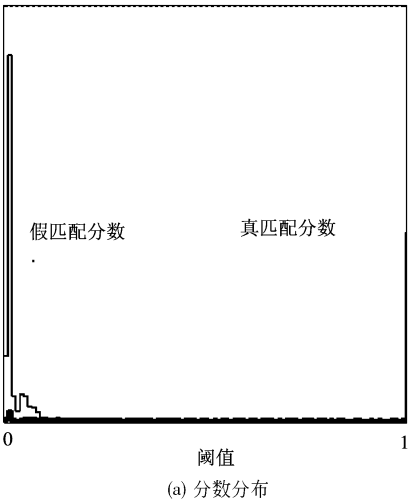


图 10 在 FVC2004 DB1 数据库上的匹配性能曲线图
Fig.10 Performance Curves on FVC2004 DB1

以及错误接受率/错误拒绝率曲线图。从该图可以看出,本文算法对于虚假匹配都能给出比较低的匹配分数,即“拒假”的能力比较强;而对于真实匹配,一般都能给出较高的匹配分数,但部分真实匹配,由于出现类似于图9的情况,所以导致匹配分数不高。

4 结 论

非线性形变指纹图像的匹配问题是个非常重要且有挑战性的工作。针对该问题,本文首先提出了指纹匹配中稳定区域的概念,并给出了一种新颖的基于指纹稳定区域的匹配算法。通过稳定区域这一概念,本文巧妙地把该指纹匹配问题转化为寻找两幅指纹中对应稳定区域的问题。在得到候选稳定区域后,再综合所有稳定区域里的细节点匹配情况来计算匹配分数。本文算法给出了通过稳定区域的构造、确认和扩张3个步骤来得到稳定区域的具体算法。本文算法还在FVC2004数据库上进行了测试,实验结果显示了本文算法的良好匹配性能以及处理非线性形变的能力。

由于本文考虑的是基于细节点的指纹匹配问题,因此如果两幅指纹的重叠区域较小或者重叠区域内共有的细节点较少,那么算法性能就会降低许多。在本文的算法里,对稳定区域的操作主要是通过细节点来进行的,但实际上也可以通过指纹的其他特征,如纹线特征、纹理特征等来进行,这样应该可以克服算法要依赖细节点的缺点。这些是本文的后续研究工作。

参考文献 (References)

[1] FVC2000: The 1th International Competition for Fingerprint

Verification Algorithms [EB/OL]. <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000>. 2008-04-01.

[2] FVC2002: The 2th International Competition for Fingerprint Verification Algorithms [EB/OL]. <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002>. 2008-04-01.

[3] FVC2004: The 3th International Competition for Fingerprint Verification Algorithms [EB/OL]. <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004>. 2008-04-01.

[4] Cappelli R, Maio D, Maltoni D. Modeling plastic distortion in fingerprint images [C]//Proceedings of International Conference on Advances in Pattern Recognition, Berlin Heidelberg, German: Springer-Verlag, 2001: 369-376.

[5] Bookstein F. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(6): 567-585.

[6] Bazen A M, Gerez S H. Elastic minutiae matching by means of thin-plate models [C]//Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2002: 985-988.

[7] Bazen A M, Gerez S H. Fingerprint matching by thin-plate spline modeling of elastic deformations [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(8): 1859-1867.

[8] Jiang X D, Yau W Y. Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures [C]//Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2000: 1038-1041.

[9] Feng Y, Feng J, Chen X, et al. A novel fingerprint matching scheme based on local structure compatibility [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2006: 374-377.

[10] Chen Y, Dass S C, Ross A, et al. Fingerprint deformation models using minutiae locations and orientations [C]//Proceedings of the 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 150-155.

[11] Ross A, Dass S C, Jain A K. Fingerprint warping using ridge curve correspondences [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 19-30.