

基于改进的 Orientation_based Minutia Descriptor 指纹检索算法

梅 园 曹 国 孙怀江 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘 要 指纹检索通过有效地缩小指纹匹配空间, 在很大程度上提高了指纹识别的效率, 成为自动指纹识别系统中一个非常重要的研究方向。主要做了两方面的工作: 发现已有 Orientation_based Minutia Descriptor(OMD)存在旋转相关的问题并通过改进 OMD 相似度计算方法有效地解决了该问题; 提出了一种基于改进的 OMD 指纹检索算法, 其主要过程为: 依据改进的 OMD 相似度计算方法计算当前输入指纹与库中指纹每两个细节点间的 OMD 相似度, 并基于该相似度获取粗糙对应点集; 对粗糙对应点集中的每对对应点对, 通过构造相邻局部特征向量进一步验证其正确性, 获取精炼对应点集; 重复上述两步骤获取当前输入指纹与库中剩余指纹的精炼对应点集; 统计当前输入指纹与库中所有指纹的精炼对应点集中对应点数量, 提取数量最多的前 N 个精炼对应点集, 返回其在指纹库中对应的指纹标识。实验验证了提出算法的有效性。

关键词 自动指纹识别系统 指纹检索 指纹分类 OMD

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0274-06

Fingerprint Indexing Method Based on Improved Orientation_based Minutia Descriptor

MEI Yuan, CAO Guo, SUN Huai-jiang, XIA De-shen

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract Fingerprint indexing heightens the efficiency of identification to a large extent through reducing the matching space effectively, thereby, it becomes a very important research area in Automatic Fingerprint Identification System (AFIS). This paper mainly includes two work: discovering that the Orientation_based Minutia Descriptor(OMD) is rotation-interrelated and solving the problem by improving the OMD similarity-degree computing method; proposing a new fingerprint indexing method based on improved OMD. The main procedure of our fingerprint indexing method is calculating the OMD similarity-degree between all the point-pairs which from the current input fingerprint and the fingerprint in database respectively by using the improved OMD similarity-degree computing method, and obtaining the coarse-level correspondence set based on the OMD similarity-degree; constructing the local neighborhood structure to validate the coarse level correspondence further; and obtaining the refined correspondence set; obtaining the rest refined correspondence sets between the current input fingerprint and the rest fingerprints in database by repeating the two forementioned steps; counting the number of correspondences for all refined correspondence set; getting the top N refined correspondence sets and returning their corresponding finger labels. Experiment validated the effectiveness of our method.

Keywords automatic fingerprint identification system, fingerprint indexing, fingerprint classification, orientation_based minutia descriptor(OMD)

收稿日期: 2008-09-11, 改回日期: 2009-01-19

第一作者简介: 梅 园 (1981—), 男, 南京信息工程大学计算机与软件学院讲师。2009 年于南京理工大学计算机科学与技术学院获博士学位。主要研究方向为模式识别、图像处理。E-mail: chinameiyuan@126.com

0 引 言

自动指纹识别系统 (AFIS) 在识别过程中, 需要将输入指纹的特征集与库中所有指纹的特征集进行匹配才能做出判断, 对于大型指纹库 (如机场指纹库、刑侦指纹库等, 往往包含百万数量级的指纹), 一次识别过程将耗费很长时间, 显然不合适, 为此引入了指纹分类、指纹检索这两种技术, 两者共同的目的都是缩小匹配的空间, 提高识别效率。

指纹分类又称唯一性分类 (exclusive classification), 该技术是研究如何以稳定而可靠的方式将指纹划分为若干个预定义的互不重叠的类别, 使得识别过程只需将输入指纹和与之相同类别的库中指纹进行匹配即可。目前, 运用最为广泛的就是 Galton-Henry 分类方案, 该方案将所有指纹粗略地分为 6 个类别, 如果这 6 个类别呈现均匀的自然分布, 则该分类方法的穿透率 (描述了指纹分类、检索的性能, 具体定义见文献 [1]) $Penetration = 1/6$ 然而现实情况是左/右环型、漩涡型占据了 90% 以上^[1], 这在很大程度上削弱了指纹分类的效果。此外, 很多缺损指纹, 由于只采集到其中一部分, 根本无法判断其类型; 还有很多类型不明确的指纹, 即使是指纹专家也很难判断其类别。

指纹检索又称连续性分类 (continuous classification), 该技术的核心思想是通过衡量输入指纹与库中指纹的局部特征相似性, 返回相似性最高的 N 个指纹作为检索的结果^[1]。指纹检索避免了指纹分类存在缺损指纹、类型不明确指纹的类别难以确定的缺陷; 且该技术的穿透率一般远远优于指纹分类。

迄今已提出较多指纹检索方法, 如文献 [2] 提出了基于 MKL 变换理论的指纹检索方法; 文献 [3] 提出基于指纹细节点三角对 (triplet of minutia) 的检索方法; 文献 [4] 提出基于方向场、FingerCode、细节点三角对的多特征融合的检索算法; 文献 [2] 基于细节点邻结构 (minutia neighborhood structure) 及低阶 delaunay triangles 的检索方法等。

基于上述文献不难看出: 目前绝大多数指纹检索方法都是基于一种或几种局部特征来实现的。本文提出了一种基于 Orientation_based Minutia Descriptor (OMD) 的指纹检索方法, OMD 已被运用于指纹匹配^[5-6], 且获得了较好的效果, 但目前尚无将 OMD 直接运用于指纹检索的工作。发现并改进了已有 OMD 存在旋转相关的缺陷, 同时给出了基于改进后

OMD 的指纹检索方法, 实验证明了本文算法的有效性。

1 针对 Orientation_based Minutia Descriptor 相似度计算的改进

首先区分两个重要概念^[8]: 方向场及一般的方向, 在自动指纹识别系统中, 方向场的角度范围是 $[0, \pi)$, 而一般的方向角度范围是 $[0, 2\pi)$ 。

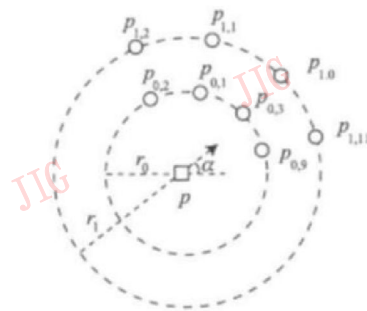


图 1 文献 [5] 中 OMD 示意图

Fig 1 The schematic diagram of OMD in reference [5]

图 1 给出了文献 [5] 中定义 OMD 的示意图, 其中 p 为当前细节点, 其方向场角度为 α 。以 p 为中心, 生成 L 个环, 其半径分别为 r_1, r_2, \dots, r_L , 假设第 l 个环的半径为 r_l , 在该环上采样 K_l 个点, 则第 1 个采样点 $p_{l,0}$ 位于沿 α 方向与该环的交点处, 其余采样点按逆时针方向依次均匀分布在该环上。假设第 l 个环上第 k 个采样点 $p_{l,k}$ 的方向场角度为 $\alpha_{l,k}$, 则该点与 p 点的相对角度差 $\beta_{l,k}$ 被定义为 $\lambda(\alpha_{l,k} - \alpha)$, 其中

$$\lambda(\Delta) = \begin{cases} \Delta - \pi & \text{若 } \Delta \geq \frac{\pi}{2} \\ \Delta + \pi & \text{若 } \Delta < -\frac{\pi}{2} \\ \Delta & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

细节点 p 的 OMD 可表示为

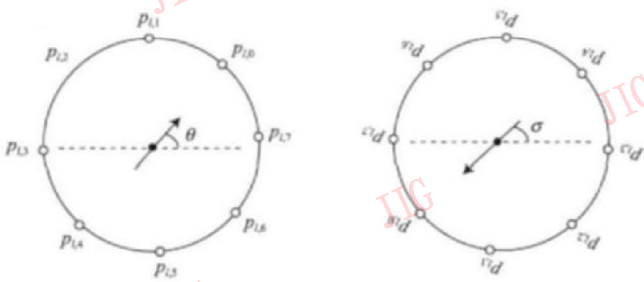
$$OMD(p) = \left\{ \beta_{l,k} \right\}_{k=0}^{K_l-1} \Big|_{l=0}^{L-1} \quad (2)$$

对于分别来源于两幅指纹图像的 OMD (p), OMD (q), 一般通过式 (3) 计算它们之间的相似度:

$$Similar = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{K_l-1} \left| \beta_{l,k}^p - \beta_{l,k}^q \right| \quad (3)$$

已有文献认为上述方法构造的 OMD 具有旋转不变性, 但进一步分析之后发现现有 OMD 并不具备完全旋转不变性。为了更为直观地阐述该问题, 首先给出如下的示意图, 图 2(a) 中当前细节点 p 的

方向场角度为 θ 假设在该点第 l 个圆环上采样了 8 个点, 从 θ 方向开始逆时针依次记为 $p_{l0}, p_{l1}, \dots, p_{l7}$; 可是当该细节点所处的指纹图像旋转大于 $(\pi - \theta)$ 时 (如图 2(b) 所示), 采样点的起始位置就位于原方向的反向与圆环的交界处, 即此时采样点依次为 $p_{l4}, p_{l5}, \dots, p_{l7}, p_{l0}, p_{l1}, \dots, p_{l3}$ 。



(a) 旋转前的 OMD 示意图 (b) 旋转后的 OMD 示意图
图 2 OMD 旋转示意图

Fig 2 The schematic diagram of OMD rotation

鉴于上述直观描述的基础上, 进一步准确地阐述该问题。假设图像 A, B 是来源于同一个手指的两幅指纹图像, B 图像相对于 A 图像在采集时逆时针旋转了 φ 角度, 且假设经过人为观察后确定图像 A, B 对应点组成的公共细节点集

$Minu_Set = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 公共点集在图像 A 中的方向场角度集 $Org_SetA = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, 由于方向场的角度范围为 $[0, \pi)$ 则

$Org_SetB = \{x(\theta_1 + \varphi), x(\theta_2 + \varphi), \dots, x(\theta_n + \varphi)\}$

其中 $x(\Delta) = \begin{cases} \Delta & \Delta < \pi \\ \Delta - \pi & \text{其他} \end{cases}$ 。在构造 OMD 时,

若 $(\theta_k + \varphi)$ 小于 π , 则该点 p_k 在 A, B 两幅图中获取的 OMD 的采样点序列是一致的; 否则两幅图像中采样点序列是不一致的, 其每个圆环上采样起始角

度正好相差 π 。图 3(a) 给出了两幅指纹图像在采用式 (3) 方法计算 OMD 相似度基础上获取的粗糙对应点集 (粗糙对应点集详细获取方法见第 2 节), 两幅图像源于同一幅指纹图像, 其中右侧图像为左侧旋转 π 之后的结果, 从结果图可以看出, 在 4 对对应点中, 只有 1 对是正确的。因此, 即使是同一幅图像, 在经过大角度旋转之后, 原 OMD 相似度计算方法也很难找到正确的对应点对。

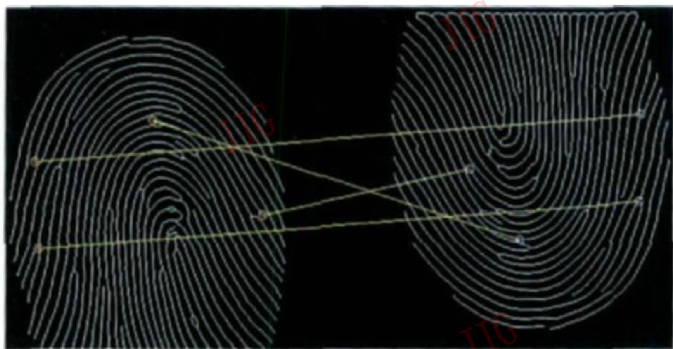
针对已有方法构造的 OMD 存在不完全抗旋转的缺陷, 通过改造 OMD 相似度计算公式给出了一种简单有效的解决方案 (本文认为很难通过改变 OMD 构造方法或重新定义夹角计算方法等方式使之达到完全抗旋转的要求。OMD 提出的根本目的就是增强细节点的鉴别能力, 以通过计算两点之间 OMD 的相似度, 来获得两点之间相似性信息, 本文从另外一个角度, 即通过改进 OMD 相似度计算方法来解决 OMD 的旋转不变性缺陷, 也可以达到上述目的)。

$$Similar = \min(SimilarA, SimilarB) \quad (4)$$

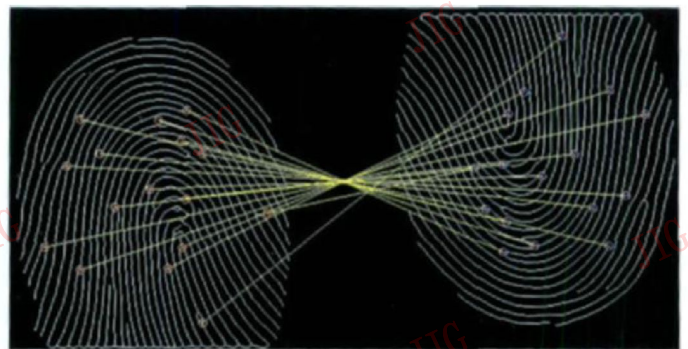
$$SimilarA = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{K-1} (|\beta_{lk} - \beta_{lk}^*|)$$

$$SimilarB = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{K-1} (|\beta_{lk} - \beta_{l \bmod (k + \frac{K}{2}, K)}^*|)$$

其中, $\min(a, b)$ 表示求最小值运算, $\bmod(m, n)$ 表示求模运算, m 为被模数, n 为模数。 $SimilarA$ 计算方法同式 (3); $SimilarB$ 表示 OMD (p) 和以 q 点反方向场方向作为起始采样点构造的 OMD 之间的相似度。图 3(b) 给出了采用改进的 OMD 相似度计算方法后获得的粗糙对应点集, 仔细观察发现, 在 16 对对应点中有 14 对是正确的。本文亦做了大量类似的对比实验, 实验结果均验证了改进后 OMD 相似度计算方法能更好的解决旋转相关缺陷。



(a) 基于原 OMD 相似度计算方法获取的粗糙对应点集



(b) 基于改进的 OMD 相似度计算方法获取的粗糙对应点集

图 3 基于 OMD 相似度获取的粗糙对应点集

Fig 3 The coarse level correspondences based on OMD similarity degree

2 提出新的指纹检索算法

对于一幅指纹图像, 提取的特征集表示为

$$\mathit{Cha_Set} = \left[\begin{array}{l} (x_{p_1}, y_{p_1}, \theta_{p_1}, \mathit{OMD}(p_1)), \\ (x_{p_2}, y_{p_2}, \theta_{p_2}, \mathit{OMD}(p_2)), \dots, \\ (x_{p_N}, y_{p_N}, \theta_{p_N}, \mathit{OMD}(p_N)) \end{array} \right]$$

式中, x_{p_k} , y_{p_k} , θ_{p_k} 分别表示细节点 p_k 的横坐标、纵坐标及方向场角度, N 表示细节点个数。

提出的指纹检索算法主要过程为: 对当前输入指纹图像提取的特征点集 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 及来源于指纹库中第 i 幅指纹图像的特征点集 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 。

1) 计算分别来源于 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 及 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 中每两对细节点间的 OMD 相似度, 并依据 OMD 相似度获取粗糙对应点集。该步骤的具体细节为

(1) 依据式 (4) 计算分别来源于 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 及 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 特征集中每两点间的 OMD 相似度, 构造相似度数数组 $\mathit{Similar_arr}[M, N]$, 其中 M, N 分别表示 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 、 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 中细节点个数, $\mathit{Similar_arr}[m, n]$ 表示 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 中第 m 个细节点与 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 中第 n 个细节点之间的 OMD 相似度;

(2) 按以下步骤获取粗糙对应点集 $\mathit{Coarse_Correspnd_Set}$

①统计 $\mathit{Similar_arr}$ 中第 1 行最小值, 将该最小值与预定义阈值 Thre (取 $\mathit{Thre} = 0.3$) 进行比较, 若小于 Thre , 则转入步骤 ②; 否则, 直接判定 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 中第 1 个细节点与 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 没有对应点, 转入步骤 ③;

②获取该最小值所处的列序号 k , 判定该最小值是否为 k 列的最小值, 若成立, 则将 $(1, k)$ 加入 $\mathit{Coarse_Correspnd_Set}$; 转入步骤 ③; 否则判定 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 中第 1 个细节点与 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 没有对应点, 转入步骤 ③;

③重复上述两个步骤, 直至 $\mathit{Similar_arr}$ 中所有行执行完毕。

图 4(a) 给出了采用上述方法获取的两幅图像的粗糙对应点集。

2) 对粗糙对应点集中的每对对应点对, 通过构

造相邻局部特征向量进一步验证其正确性, 获取精炼对应点集 $\mathit{Refined_Correspnd_Set}$ 。该步骤的具体细节为

(1) 对于 $\mathit{Coarse_Correspnd_Set}$ 中的第 1 对细节点对 (a, b) , 其中 a, b 分别为来自于 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 、 $\mathit{Cha_Set_Temp}(i)$ 中第 a 个、第 b 个细节点。利用 a 细节点及其最近的 M 个细节点, 取 $M = 5$ 且这 5 个细节点在 $\mathit{Coarse_Correspnd_Set}$ 中都有其对应点, 构造细节点 a 的相邻局部特征向量 $\mathit{Loc_Neighbor}(a) = \{(d_1, \delta_1), (d_2, \delta_2), \dots, (d_5, \delta_5)\}$, 其中 d_i 表示细节点 a 与其距离第 i 近的细节点之间的欧氏距离, δ_i 表示该相邻点与细节点 a 之间的方向场角度差, 其计算方法见式 (1)。对细节点 b 将其与细节点 a 的 5 个相邻点的对应点一起按照相同方法构造相邻局部特征向量 $\mathit{Loc_Neighbor}(b) = \{(d'_1, \delta'_1), (d'_2, \delta'_2), \dots, (d'_5, \delta'_5)\}$ 。图 4(b), 图 4(c) 给出了两对对应点构造相邻局部特征向量的结果。

(2) 设置 $\mathit{tag} = 0$ 分别验证 $0.8 \leq \frac{d_i}{d'_i} \leq 1.25$ 且 $|\delta_i - \delta'_i| \leq 0.3$ 是否同时成立, 若成立, $\mathit{tag} = \mathit{tag} + 1$ 。若 5 组验证之后, $\mathit{tag} \geq 3$ 则将对应点对 (a, b) 加入 $\mathit{Refined_Correspnd_Set}$ 。图 4(b) 给出了一组验证成功的细节点对 (其中红色直线连接的两点表示验证成功的细节点对); 图 4(c) 给出了一组验证未通过的细节点对。

(3) 重复 (1), (2) 直至 $\mathit{Coarse_Correspnd_Set}$ 所有对应点对验证完毕。图 5(d) 给出了所有验证通过的细节点对, 即包含于 $\mathit{Refined_Correspnd_Set}$ 中的所有的细节点对。

3) 将当前输入指纹图像的特征点集 $\mathit{Cha_Set_Input}$ 与指纹库中所有指纹图像的特征点集经上述两大步骤处理后, 获得相应的精炼对应点集。统计所有精炼对应点集中对应点数量, 提取数量最多的前 N 个精炼对应点集, 返回其在指纹库中对应的指纹标识。

3 实验

为了验证提出的指纹检索算法的性能, 在南京大学指纹库上进行了实验。该指纹库包含 42 个手指, 每个手指采集 10 次, 共计 420 幅指纹图像。对每个手指, 选取其中 3 幅图像经过特征提取后将其加入到指纹特征库中, 则指纹特征库包含 42 个手

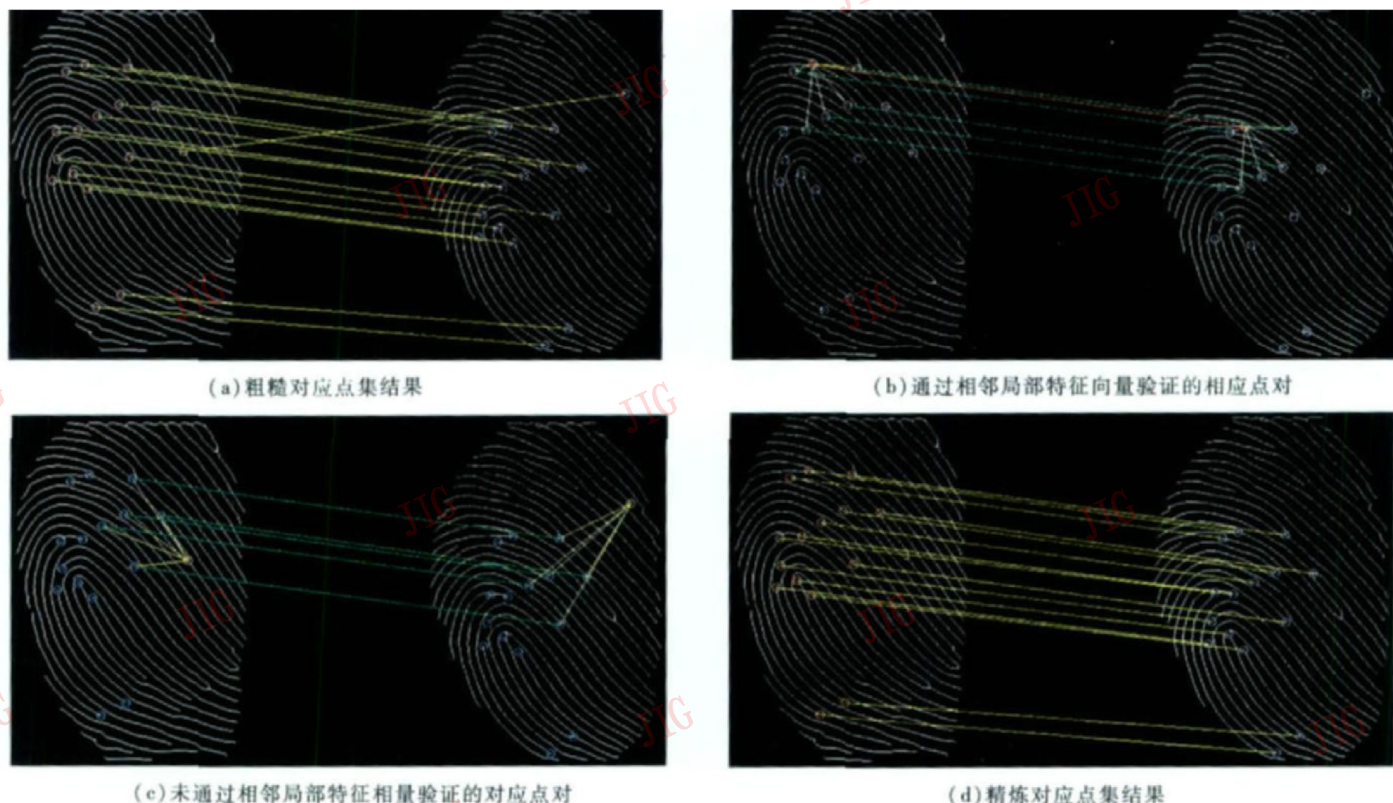


图 4 指纹检索过程中部分结果

Fig. 4 The results for each step in fingerprint indexing

指, 共计 126 组特征点集, 剩余 294 幅图像作为测试集。

对测试集中每幅图像经过检索后返回的结果, 若返回的 N_{top} 个指纹标识中包含与当前测试指纹源于同一手指的指纹, 则表示检索结果正确, 否则检索结果为错误。检索算法性能采用正确率及穿透率衡量。

表 1 给出了基于已有 OMD 及基于改进后 OMD 的指纹检索实验结果, 针对实验结果的分析, 可以得出以下两点结论:

表 1 实验结果

Tab 1 The experiment result

N_{top}	基于原 OMD 指纹检索正确率 %	基于改进后 OMD 指纹检索正确率 %	穿透率 %
1	291/294= 98.98	292/294= 99.32	1/126= 0.79
2	291/294= 98.98	293/294= 99.66	2/126= 1.59
3	291/294= 98.98	294/294= 100	3/126= 2.38
10	292/294= 99.32	294/294= 100	10/126= 7.94
20	292/294= 99.32	294/294= 100	20/126= 15.87

1) 基于改进后 OMD 指纹检索算法在 $N_{top} = 1$ 时, 在本实验库上得到了 99.32% 的正确率, 此时穿

透率为 0.79%; 在 $N_{top} = 3$ 得到了 100% 的正确率, 此时穿透率为 2.38%。基于上述数据可以得出: 将改进后的 OMD 运用于指纹检索技术可以获得很好的检索性能。

2) 在相同的穿透率下, 基于改进后 OMD 的指纹检索方法的正确率一直优于基于原 OMD 的正确率, 甚至基于原 OMD 指纹检索在 $N_{top} = 20$ 时仍达不到 100%, 因此可以认为: 针对原 OMD 存在的旋转相关缺陷的改进是有效的。

4 结 论

提出了一种基于改进的 OMD 指纹检索方法, 其主要包含两个方面的工作:

1) 发现并阐述了已有 OMD 存在旋转相关缺陷, 通过改进 OMD 相似度计算方法有效地解决了该问题;

2) 将 OMD 运用于指纹检索, 并给出了一种基于改进的 OMD 指纹检索方案。

基于南京理工大学指纹库的实验验证了本文算法的有效性。

参考文献 (References)

- [1] Liang X F, Bishnu A, Asano T. A robust fingerprint indexing scheme using minutia neighborhood structure and low-order delaunay triangles [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2007, 2(4): 721-733
- [2] Cappelli R, Maio D, Maltoni D. Indexing Fingerprint Database for Efficient EN Matching [EB/OL]. (2000-12-05) [2008-09-11]. <http://biolah.csr.unibo.it/bibliography.asp?organize=By+year&select=&selobj=2000&PathSubj=&Req=&>, 2000
- [3] Gemain R S, Califano A, Colville S. Fingerprint matching using transformation parameter clustering [J]. IEEE Computational Science & Engineering, 1997, 4(4): 42-49
- [4] Boer J D, Bazen M, Cerez S H. Indexing Fingerprint Database Based on Multiple Feature [EB/OL]. (2001-11-30) [2008-09-11]. <http://www.sas-el.utwente.nl/home/gerez/cgi-bin/sabih/prorisc01h.pdf?sendfile=prorisc01h.pdf> 2001.
- [5] Tico M, Kuosmanen P. Fingerprint matching using an orientation-based minutia descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(8): 1009-1014
- [6] Feng J J. Combining minutiae descriptors for fingerprint matching [J]. Pattern Recognition, 2007, 41(1): 342-352
- [7] Mei Yuan, Sun Hua, Jiang Xia De-shen. A gradient-based robust method for estimation of fingerprint orientation field [J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(6): 1022-1031 [梅园, 孙怀江, 夏德深. 一种基于梯度的健壮的指纹方向场估计算法 [J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(6): 1022-1031]