

采用方向场配准和图匹配的指纹匹配算法

魏鸿磊*^{1,2}, 欧宗瑛¹, 张建新¹

(1. 大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024

2. 大连水产学院 机械工程学院, 辽宁 大连 116023)

摘要: 提出一种新的指纹匹配算法. 在配准阶段, 引入局部方向场匹配, 并结合局部细节点拓扑结构匹配以进行指纹对齐; 在对齐后的匹配中, 首先在两个指纹的细节点集之间进行弹性匹配, 得到一个由匹配的细节点对组成的相似集, 然后以相似集中的细节点做顶点, 以各顶点之间的连线为边, 为输入指纹和模板指纹组成对应的拓扑图进行图匹配; 还引入了全局方向场匹配, 并与细节点集匹配进行融合, 以提高算法的精度. 采用 FVC 2002 公布的指纹库进行对比实验, 结果证明了算法的有效性.

关键词: 指纹识别; 自动指纹识别系统; 细节匹配; 图匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

0 引言

由于指纹的稳定性、惟一性和易采集性, 指纹识别成为应用最广泛的人体生物特征身份鉴别技术^[1]. 目前最常用的指纹匹配方法是通过提取指纹脊线的末梢点和分叉点(统称为“细节点”), 将指纹之间的匹配转化为细节点集之间的点模式匹配, 以基于局部细节匹配的算法^[2-5]和基于预配准的全局细节匹配算法^[6-10]最为常见.

基于局部细节匹配的算法根据两指纹对应细节点拓扑结构的相似性评价两指纹的相似程度. 该算法对非线性变形较为鲁棒, 但是局部结构一般以较少的细节点构成, 混入少量的伪细节点或丢失少量真细节点就会严重影响匹配的结果^[9].

基于预配准的全局细节匹配算法首先配准两个细节点集, 然后进行细节点匹配, 具有较高的识别精度^[11]. 常见的指纹配准算法有基于脊线配准的算法^[6-8]和基于局部拓扑结构配准的算法^[9-10]. 采用脊线配准为取得较好的效果需要提取较长的脊线, 而在指纹质量较差时这一点经常无法得到保证. 采用局部结构配准时, 在指纹质量较差和指纹重合区域较小时, 会造成局部拓扑相似性的严重下降, 从而造成配准效果的严重下降. 在指纹配准后, 需要统计匹配的细节点的数

量并评价两个指纹的相似程度. 由于各种不利因素的影响, 确定真实匹配细节点的数量很困难, 常用方法是基于限界盒的弹性匹配^[6-11], 不要求两个细节点完全重合, 只要一个细节点处于另一个细节点周围预设的“限界盒”内即认为匹配. 该算法的限界盒尺寸设定很困难: 采用较小限界盒会引起错误拒绝率的较大上升, 而采用较大的限界盒会引起错误接受率的较大上升. 罗希平等^[7]根据细节点离配准基准点的远近程度采用不同大小的限界盒; Jiang 等^[9]在两个细节点匹配时还参考了细节点周围的局部结构匹配结果, 这两种方法提高了算法精度, 但并没有改变算法的局限性.

指纹是一个纹理图像, 其方向场稳定、规律, 蕴含了纹线的轨迹、曲率等重要信息, 受变形噪声等因素的影响较小. 本文引入局部方向场匹配, 并结合局部细节点拓扑结构匹配进行配准; 在配准后的匹配中, 进行初匹配和图匹配两次匹配, 并融合两次匹配的结果; 为充分利用指纹图像的宏观纹理信息以提高匹配精度, 还进行全局方向场匹配并与全局细节点匹配结果进行融合.

1 匹配特征

对每个指纹记录如下信息用于指纹匹配:

收稿日期: 2005-10-19 修回日期: 2007-06-13

作者简介: 魏鸿磊* (1973-), 男, 博士; 欧宗瑛 (1936-), 男, 教授, 博士生导师.

(1) 细节点特征集

$$M = \{M_i = (x_m, y_m, \theta_m); |M| \geq i \geq 1\}$$

其中 $(x_m, y_m, \theta_m)_i$ 为细节点的位置坐标和方向.

(2) 指纹方向块特征集

$$D = \{D_i = (x_d, y_d, U_d); |D| \geq i \geq 1\}$$

其中 D_i 为指纹有效区域分成的大小为 16×16 的块, 以方向块的中心点坐标 (x_i, y_i) 和纹理方向 U 表示.

2 细节点集的匹配

待匹配的模板指纹的细节点集 P 和输入指纹的细节点集 Q 分别表示如下:

$$P = \{P_i = (x_p, y_p, \theta_p); |P| \geq i \geq 1\}$$

$$Q = \{Q_i = (x_q, y_q, \theta_q); |Q| \geq i \geq 1\}$$

首先需要将两个细节点集 P 和 Q 配准, 然后才能进行匹配.

2.1 细节点集的配准

细节点集配准的关键是挑选出两细节点集的配准基准点. 为此, 对每个模板指纹的细节点 P_i 和每个输入指纹的细节点 Q_j , 首先将其局部方向场进行匹配, 如果匹配分值大于预设的阈值, 再进一步对其局部细节点拓扑结构进行匹配, 并且根据两次匹配的结果决定它们是否可作为配准基准点. 采用局部方向场预配准的优点在于指纹的方向场相对于指纹变形和噪声有较强的鲁棒性, 且同源指纹之间相同区域的方向场很相似, 因此采用局部方向场匹配可以较好地评价两指纹局部区域的相似性; 缺点在于有些异源指纹也有很相似的方向场, 因此单独采用局部方向场配准不够可靠. 本文将局部方向场匹配和局部细节点拓扑结构匹配相结合, 以综合两种方法的优点, 改善配准的效果.

2.1.1 局部方向场的建立

首先以模板指纹和输入指纹的每个细节点所在的方向块为中心, 将其周围 k 行 k 列方向块的方向与中心细节点方向之间的相对角度 $\tau = dQ(U, \theta)$ 按从下到上, 从左到右的顺序存入 $k \times k$ 的数组 $F[i][j]$ 中, 组成该细节点的局部方向场. $dQ(t_1, t_2)$ 为两个角度的差值, 按下式计算^[9]:

$$dQ(t_1, t_2) = \begin{cases} t_1 - t_2, & -\pi < t_1 - t_2 < \pi \\ \pi + t_1 - t_2, & t_1 - t_2 < -\pi \\ \pi - t_1 + t_2, & t_1 - t_2 > \pi \end{cases} \quad (1)$$

图 1 是一个 7×7 大小的局部方向场的组成示例.

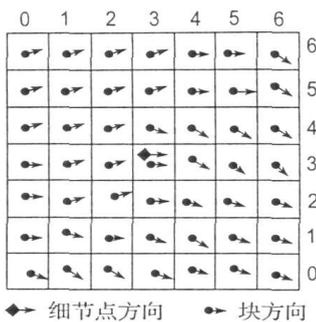


图 1 局部方向场示意图

Fig. 1 Local orientation field

2.1.2 局部方向场的匹配 为计算一个模板指纹的局部方向场和一个输入指纹的局部方向场之间的相似度, 需要确定两个局部方向场之间方向块的对应关系, 一般做法是首先根据中心细节点之间的位移和角度关系对齐两个局部方向场, 然后对输入指纹局部方向场的每个方向块, 都搜索出模板指纹局部方向场中距离最近的方向块作为对应块. 这种方法需要做循环比较, 计算量较大, 本文提出如下方法:

如果 θ_p 和 θ_q 分别为输入指纹和模板指纹的局部方向场中心细节点的方向角, (x_a, y_a) 为输入指纹方向场的中心块坐标, (x_i, y_i) 为输入指纹方向场中方向块 $F_p[i][j]$ 的坐标, 则如下确定模板指纹方向场中与其对应的方向块:

$$\begin{aligned} m &= k/2 + [d_x \cos O + d_y \sin O] / 16 \\ n &= k/2 + [d_x \sin O - d_y \cos O] / 16 \end{aligned} \quad (2)$$

上式实际上是将输入指纹方向场旋转到与模板指纹方向场对应的位置, 从而确定对应块. 其中 $d_x = x_i - x_a$, $d_y = y_i - y_a$, $O = \theta_q - \theta_p$.

对 m 和 n 取整, 则模板指纹方向场中 $F_q[m][n]$ 就是 $F_p[i][j]$ 的对应块.

两个对应块的匹配分值如下计算:

$$S_b = \begin{cases} s = 1 - \frac{dQ(T_p, T_q)}{D_{\tau}}; & s > 0 \\ 0 & s \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 D_{τ} 是预设定的方向角最大许可差值.

两个局部方向场如果有 M 个对应块, 则总体匹配分值为所有对应块匹配分值的平均值:

$$S = \frac{\sum S_b}{M} \quad (4)$$

2.1.3 配准参照点集的构成 对局部方向场匹配分值高于某预设阈值的细节点对, 采用文献 [9] 中介绍的方法进行局部细节点拓扑结构匹配, 并

将局部方向场匹配结果和局部细节点拓扑结构匹配结果按下式融合：

$$S = kS_o + (1 - k)S_m \quad (5)$$

式中： S_o 为局部方向场匹配分值； S_m 为局部细节点拓扑结构匹配分值； k 为预设的权重。

选取融合后的匹配分值大于预设阈值的细节点对构成候选参照点对集合，记为 $A = ((A_1^P, A_1^Q), \dots, (A_k^P, A_k^Q))$ 。

2.2 配准后细节点集的匹配

本文配准后细节点集的匹配过程如图 2 所示：第一阶段匹配出两个细节点集的初步的对应关系，组成两个细节点集的相似子集；第二阶段分别以两个相似子集中的细节点为顶点，并将所有顶点之间以直线互连建立两个完全图并进行图匹配；最后综合两阶段的匹配结果得出细节点集的匹配分值。

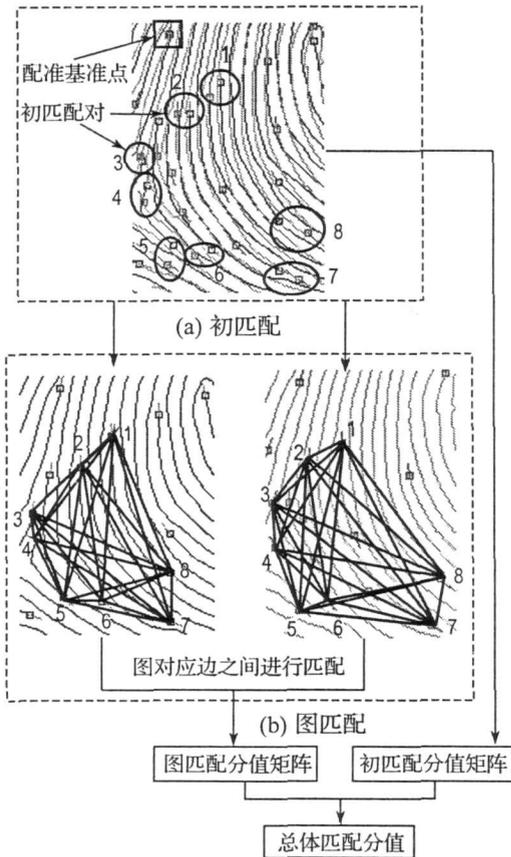


图 2 图匹配示意图

Fig 2 Matching of the graphs

本文图匹配是两图之间对应边的匹配。由细节点相连而成的图体现了一个指纹中的细节点之间相互的位置和角度关系。同源指纹匹配得到的相似子集的相似程度较高，图匹配分值也较高，而异源指纹虽然可能有较多的伪匹配对进入相似子

集，但是由相似子集建立的图的相似程度一般较低，匹配分值也较低。进入相似集中的伪匹配对越多，图的相似性就越差。同源指纹匹配时重叠区域的细节点一般是一一对应的，虽然采用较宽松的匹配条件，进入相似集的伪匹配对数目也较少，因此对图相似性的影响较小；异源指纹之间，由于所有的匹配对都是伪匹配对，采用宽松的匹配条件，造成进入相似集的伪匹配对更多，引起图相似性的严重下降。图 2 是两个较相似的异源指纹的匹配（分别为 FVC 2002 的 DB 1 指纹库 A 集中的 2 号指纹局部和 76 号指纹局部），虽然初匹配取得了较好的结果，但是组成的两图有明显的差异，而实际上图的匹配分值也较低。

本文细节点的匹配实际上经过初匹配和图匹配两次匹配，如果细节点对是来自同源指纹的真匹配对，则两次匹配都取得较高分值的可能性较大，否则较小，因此采用两次匹配的分值乘积作为匹配分值能更有效地评价两细节点的相似性。

细节点集 P 和 Q 匹配过程的描述如下：

(1) 按先后顺序选择一对参照点对 (A_i^P, A_i^Q) ，以其为原点，按文献 [9] 方法将两个细节点集转换到极坐标系下，表示为

$$P = \{P_i = (r_p, \varphi, \theta_p) \mid |P| \geq i \geq 1\}$$

$$Q = \{Q_i = (r_q, \varphi, \theta_q) \mid |Q| \geq i \geq 1\}$$

逐一比较输入细节点和模板细节点，若两细节点满足式 (6) 条件，则认为初匹配成功：

$$\begin{cases} s = \frac{|r_p - r_q|}{\lambda \max(r_p, r_q)} \leq 1 \\ s = \frac{dQ(\varphi_p, \varphi_q)}{D_e} \leq 1 \\ s = \frac{dQ(\theta_p, \theta_q)}{D_\theta} \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

并按下式计算匹配分值：

$$S = 3 - s_r - s_e - s_\theta \quad (7)$$

式中： λ 、 D_e 和 D_θ 分别是预设长度系数、极角和方向角最大许可误差，本文取 $(\lambda, D_e, D_\theta) = (0.3, \pi/6, \pi/6)$ ，实验证明这个匹配条件是很宽松的，基本避免了由于采集时的非线性变形引起的同源指纹对应细节点之间的位置偏离而造成的失配现象。

令所有匹配的细节点对组成相似集，其中，如果有重复匹配的细节点则取匹配分值最大的一对。相似集记为 $B = ((B_1^P, B_1^Q), \dots, (B_k^P, B_k^Q))$ ，对应的初匹配分值矩阵记为 $S = (S_1, S_2, \dots$

S_k). 其中 (B_p^i, B_q^i) 为匹配的第 i 对输入细节点和模板细节点标识, 而 S_i 是它们的匹配分值.

(2) 以细节点为顶点, 根据相似集建立两个分别以输入细节点和模板细节点为顶点的完全图, 然后根据式 (8) 在两图对应边之间进行匹配, 可以得到一个相似度矩阵, 由此可以评价两图的相似性, 进而可以评价两细节点集的相似性.

$$C = 3 - \frac{|d_p - d_q|}{\lambda_{\max}(d_p, d_q)} - \frac{dO(T_p, T_q)}{D_T} - \frac{dO(U_p, U_q)}{D_U} \quad (8)$$

式中: λ D 分别为预定义的长度系数和角度限定值; 其他各值的意义如图 3 所示. 如果以式 (8) 计算出的匹配分值小于零则取为零.

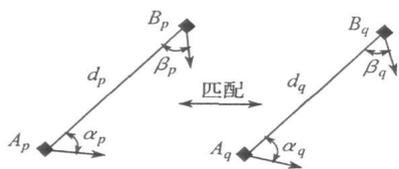


图 3 对应边匹配示意图

Fig. 3 Matching of the corresponding edges

如果相似集中有 K 对细节点, 则可构成有 K 个顶点的两个图进行匹配, 可以得到如下 $K \times K$ 大小的分值矩阵:

$$C = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1K} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{K1} & C_{K2} & \cdots & C_{KK} \end{pmatrix} \quad (9)$$

其中 C_{ij} 是由第 i 和第 j 个顶点连成的边的匹配分值, $C_{ij} = C_{ji}$, $C_{ii} = 0$

令每个细节点的匹配分值为以该细节点为端点的边的匹配分值的均值, 则由图匹配得到的细节点匹配分值矩阵为

$$G = \frac{1}{K-1} \begin{pmatrix} \sum_{n=1}^K C_{1n} \\ \sum_{n=1}^K C_{2n} \\ \vdots \\ \sum_{n=1}^K C_{Kn} \end{pmatrix} \quad (10)$$

(3) 在初匹配阶段得到 $1 \times K$ 的分值矩阵 S , 在图匹配阶段得到 $K \times 1$ 的分值矩阵 G , 采用两矩阵的乘积的行列式值作为两次匹配得到的总分值:

$$S_m = |SG| \quad (11)$$

逐一以每对参照点配准两个细节点集并匹配, 以最大的一个匹配分值作为细节点匹配的相似度.

3 全局方向场匹配

当细节点集匹配取得最高分值时, 进行全局方向场匹配. 如果两个指纹是同源指纹, 则两个指纹在细节点集匹配和全局方向场匹配时一般都能够取得较高的匹配分值, 反之则较少可能, 因此采用两种算法的匹配结果进行融合, 有利于提高同源指纹的匹配分值并降低异源指纹的匹配分值, 从而提高匹配精度.

全局方向场匹配方法过程如下: 首先根据细节点匹配获得最高分值时得到的配准参数对齐两个全局方向场, 然后搜索对应方向块, 如果有模板方向块 B_p 和输入方向块 B_q 的距离小于一个预设阈值 T_d , 则 (B_p, B_q) 为对应块, 记录两个块的标识, 并以式 (3) 计算两个块的匹配分值, 最终以式 (4) 计算两个全局方向场的匹配分值.

4 两个指纹匹配分值的计算

在取得最大的细节点集匹配分值和方向场匹配分值后, 按下式计算两指纹最终匹配分值:

$$S = \frac{S_m}{0.5(K+L)} (0.5 + S_0) \quad (12)$$

其中 K 和 L 分别为两个指纹重合区域的细节点数.

5 指纹库测试实验

按 FVC 2000^[11] 的测试标准, 采用 FVC 2002 公布的 4 个指纹库的 A 集进行实验, 每个库的 A 集包含 100×8 张指纹图像. 每个样本与相同手指的其余样本未能匹配上的比率称为错误拒绝率 $FNMR$. 本文 $FNMR$ 实际测试总数为 $((8 \times 7) / 2) \times 100 = 2800$ 次. 每个手指的第一个样本与其他手指的第一个样本匹配成功的比率称为错误接受率 FMR , 本文 FMR 实际测试的总数为 $((100 \times 99) / 2) = 4950$ 次. EER , $FMR 100$ 和 $FMR 1000$ 分别是当 $FNMR = FMR$, $FMR = 0.01$ 和 $FMR = 0.001$ 时的 $FNMR$ 值; 匹配时间是同一集中所有匹配的平均时间, 不包括预处理及特征提取时间. ROC 曲线是采用对数坐标的 FMR 与 $FNMR$ 关系曲线. 文献 [9] 的算法是较

为常用的典型算法, 将该算法与本文算法进行对照实验. 两个算法采用相同的图像预处理及细节点提取平台, 所有实验均在 PIII750MHz 的微机上进行, 实验结果如表 1~ 4 和图 5~ 8 所示.

表 1 两种算法在 DB1_A 上的测试结果

Tab 1 Results of two algorithms on DB1_A

算法	EER %	FMR 100 %	FMR 1000 %	匹配时间 /s
文献 [9]	2.82	4.18	6.51	0.05
本文	1.28	1.32	3.01	0.07

表 2 两种算法在 DB2_A 上的测试结果

Tab 2 Results of two algorithms on DB2_A

算法	EER %	FMR 100 %	FMR 1000 %	匹配时间 /s
文献 [9]	2.25	2.96	4.43	0.09
本文	1.23	1.45	2.46	0.12

表 3 两种算法在 DB3_A 上的测试结果

Tab 3 Results of the two algorithms on DB3_A

算法	EER %	FMR 100 %	FMR 1000 %	匹配时间 /s
文献 [9]	7.62	12.71	18.32	0.01
本文	5.11	8.26	12.02	0.01

表 4 两种算法在 DB4_A 上的测试结果

Tab 4 Results of two algorithms on DB4_A

算法	EER %	FMR 100 %	FMR 1000 %	匹配时间 /s
文献 [9]	3.43	5.07	7.89	0.02
本文	2.12	2.55	5.34	0.03

经分析, 文献 [9] 算法在 DB1 和 DB2 两个库上指纹匹配失败的主要原因是非线性变形较大, 从表 1 和表 2 图 4 和图 5 可知, 本文算法在这两个库上的精度有了较大幅度的提高, 表明本文算法较文献 [9] 算法对非线性变形的处理效果具有明显优势; 由于 DB3 和 DB4 两个库的指纹质量较差, 文献 [9] 算法在这两个库上产生匹配错误的主要原因是有些指纹特征点的提取错误较多, 从表 3 和表 4 图 6 和图 7 可知, 本文算法在这两个库上的精度也有了一定程度的提高, 但较在前两个库上的幅度小, 这说明本文算法在处理特征提取错误方面相对较弱, 需要进一步的提高. 从表 1~ 4 可知, 本文算法的计算时间有一定程度的增加, 但在实际应用中, 平均增加 0.01~ 0.03 s 的匹配时间影响并不大.

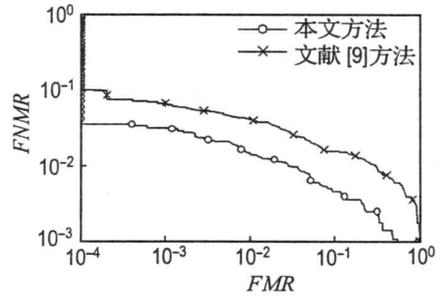


图 4 DB1_A 上两种算法的 ROC 曲线比较
Fig 4 Comparison of two algorithms on DB1_A

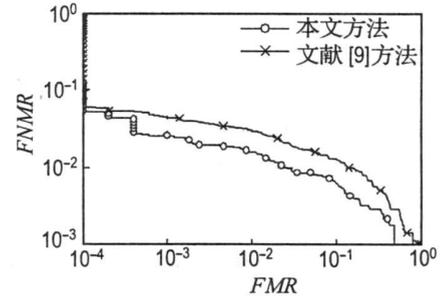


图 5 DB2_A 上两种算法的 ROC 曲线比较
Fig 5 Comparison of two algorithms on DB2_A

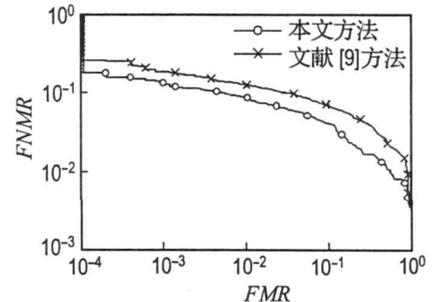


图 6 DB3_A 上两种算法的 ROC 曲线比较
Fig 6 Comparison of two algorithms on DB3_A

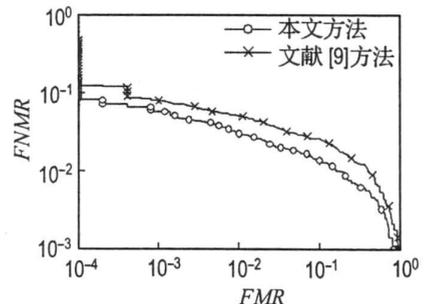


图 7 DB4_A 上两种算法的 ROC 曲线比较
Fig 7 Comparison of two algorithms on DB4_A

6 结 语

本文提出了一种基于预配准的指纹匹配算法, 在配准阶段提出融合局部方向场和局部细节

点拓扑结构进行配准,在配准后的匹配阶段提出一种细节点集的图匹配算法,并在最后的匹配结果中融合了全局细节点匹配与全局方向场匹配结果.按 FVC2000 的测试标准^[11],采用 FVC2002 公布的 4 个指纹库进行对比实验表明,本文算法有效地提高了匹配精度,而匹配时间的增加程度对实际应用的影响不大.

参考文献:

- [1] MALONID, M A D D, JAIN A K, *et al* **Handbook of Fingerprint Recognition** [M]. New York: Springer-Verlag, 2003 3-12
- [2] RATHA N K, KARU K, CHEN Shao-yun, *et al* A real-time matching system for large fingerprint databases [J]. **IEEE Trans on Pattern Anal and Mach Intell** 1996, **18**(8): 799-813
- [3] CHEN X J, TIAN Jie, YANG X. A matching algorithm based on local topologic structure [C]// **International Conference on Image Analysis and Recognition**. Portugal [s n], 2004 360-367
- [4] ZS M, KOVACS V. A fingerprint verification system based on triangular matching and dynamic time warping [J]. **IEEE Trans on Pattern Anal and Mach Intell** 2000, **22**(11): 1266-1276
- [5] RATHA N K, BOLLE R M, PANDIT V D, *et al* Robust fingerprint authentication using local structural similarity [C]// **Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision** Palm: Springs, 2000 29-34
- [6] JAIN A K, HONG L, BOLLE R. On-line fingerprint verification [J]. **IEEE Trans on Pattern Anal and Mach Intell** 1997, **19**(4): 302-313
- [7] 罗希平, 田捷. 自动指纹识别中的图像增强与细节匹配 [J]. **软件学报**, 2002, **13**(5): 946-956
- [8] 郭浩, 欧宗瑛, 何洋. 一个新的基于细节特征的指纹匹配方法 [J]. **大连理工大学学报**, 2005, **45**(1): 64-67
(GUO Hao, OU Zong-ying, HE Yang. A new fingerprint matching method based on minutiae of fingerprints [J]. **J Dalian Univ Technol** 2005, **45**(1): 64-67)
- [9] JIANG X, YAU W Y. Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures [C]// **Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition** Barcelona [s n], 2000 1038-1041
- [10] 田捷, 何余良, 陈宏, 等. 一种基于相似度聚类方法的指纹识别算法 [J]. **中国科学: E 辑**, 2005, **35**(2): 186-199
- [11] MAIO D, MALTON I D, CAPPELLI R, *et al* FVC2000 fingerprint verification competition [J]. **IEEE Trans on Pattern Anal and Mach Intell** 2002, **24**(3): 402-412

Fingerprint matching algorithm based on orientation fields alignment and graph matching

WEI Hong-lei^{1, 2}, OU Zong-ying¹, ZHANG Jian-xin¹

(¹ School of Mech Eng., Dalian Univ of Technol, Dalian 116024 China

² School of Mech Eng., Dalian Fisheries Univ, Dalian 116023 China)

Abstract A novel fingerprint matching algorithm was developed. In the alignment stage, a hybrid alignment algorithm was proposed, which used local orientation field and local minutiae topologic structure to achieve the alignment of two fingerprints. In the aligned minutiae matching stage, a minimum set of matched minutiae pairs was achieved by matching two minutiae set by the elastic matching algorithm, and with the minutiae in the matched pairs set as node and straight lines connecting two minutiae as the edges, two corresponding graphs for input fingerprint and template fingerprint were constructed, and a matching algorithm was presented to match the two graphs. The matching method using global orientation field was also introduced to improve the accuracy of two fingerprints matching. Experiments on four databases of FVC2002 show that this fingerprint matching technique is effective.

Key words fingerprint recognition; automatic fingerprint identification systems (AFIS); minutiae matching; graph matching