

多模板指纹的特征拼接*

祝 恩,殷建平,张国敏,胡春风

(国防科技大学 计算机学院,湖南 长沙 410073)

摘 要 :许多自动指纹识别系统在注册阶段对于每个用户存储同一手指的多个模板指纹,在认证阶段将输入的指纹和存储在模板库中的相应手指的多个模板指纹进行比对。提出了将多个模板指纹的特征进行拼接的方法,将多个模板指纹拼接成一个模板指纹。这样,在认证阶段可以减少和输入指纹进行比对的模板个数,加快了比对速度。同时,拼接而成的模板指纹比单个模板指纹的特征丰富,有利于提高识别的正确率。实验测试表明,方法能够提高系统的识别性能。

关键词 :指纹识别;指纹注册;模板指纹;模板特征;特征拼接

中图分类号 :TP391 **文献标识码** :A

Merging Features of Multiple Template Fingerprints

ZHU En, YIN Jian-ping, ZHANG Guo-min, HU Chun-feng

(College of Computer Science, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract :An automatic fingerprint identification system (AFIS) includes two stages, i. e. registration and authentication. At the atregistration stage, most AFISs store multiple template fingerprints of the same finger per user. When authenticating, the input fingerprint is compared with these multiple templates. This paper proposes merging features of multiple template fingerprints. Only the merged template is stored in the template database. When authenticating, the number of templates with which the input fingerprint is compared is decreased, thus the authentication is sped up. At the same time, it helps to improve the recognition accuracy so that the merged template contains more features than a single template. Experiments show that our method can achieve improved system performance.

Key words :fingerprint recognition; fingerprint registration; template fingerprint; template features; merging features

指纹识别是最常被广泛使用的生物认证方式。自动指纹识别技术在近些年取得了许多进展。一个自动指纹识别系统包含注册和认证两个阶段。在注册阶段,采集指纹保存到模板库中;在识别阶段,将采集的输入指纹和模板库中的指纹进行匹配。进行指纹匹配的常用方法是采用节点模式^[1-5],即计算两个指纹的配对节点对数。配对节点对数越多,两个指纹越相似。在采集指纹时,同一手指的两次不同的指纹采集可能由于手指在指纹采集仪窗口上放置的位置不同,使得两个指纹重叠后的公共区域较小,从而使得两个指纹的配对节点对数较少而产生错误拒绝。另外,环境因素的影响,也会使得指纹图像的特征不稳定。为了处理这些不稳定性,许多自动指纹识别系统在指纹注册阶段采集多个模板指纹,将其全部保存在模板库中,或者采用某种策略选择其中具有代表性的一个或几个模板指纹存入模板库中。但每个用户保存多个模板会增加识别时的比对次数,从而会增加系统响应时间。减少系统响应时间的有效方法之一是进行指纹分类^[6];减少每个用户存入模板库中的模板指纹的个数也可以减少系统响应时间。目前,模板指纹的选择和优化技术方面的公开报道很少^[7]。本文提出了两种选择模板指纹的方法,一种方法是采用聚类算法将多个输入指纹聚成若干类,使得每个指纹和所在类内部的指纹的相似度比和类外的指纹的相似度大,然后在每一类内部选择一个具有代表性的指纹保存到模板库;第二种方法对于多个输入指纹计算每个指纹和其它指纹的平均距离,选取平均距离最小的若干指纹保存到模板库。

* 收稿日期:2005-09-04
基金项目:国家自然科学基金资助项目(60373023)
作者简介:祝恩(1976—),男,博士生。

文献[7]提出的方法在指纹注册阶段,对每个用户要采集大量的指纹,其实验中每个用户输入25个指纹。现实情况下,自动指纹识别系统一般只输入1~3个指纹,否则会使注册时间过长。文献[8]提出了一种在线模板优化方法,该方法对于存储在模板库中的模板特征在身份认证阶段进行更新,以去掉原有模板中的错误特征并补充原有模板中漏掉的正确特征。

对于现实情况下的自动指纹识别系统,为了减少系统在身份认证阶段的比对次数和提高身份认证的正确率,本文提出了模板指纹特征拼接的方法。自动指纹识别系统一般不存储指纹图像,而是保存从图像中提取的特征,这些保存到模板库中的特征称为模板特征。本文提出的方法将多个模板特征拼接为一个模板特征。这样,对于每个用户只需保存一个模板特征,而且该合并的模板特征比单个输入指纹的特征丰富,因此在身份认证阶段既可以减少比对次数,又可以提高正确率。将本文方法在公开数据库上测试,结果表明,自动指纹识别系统的性能得到了较大的提高。

1 问题描述

一幅指纹图像的特征通常用节点集合来描述。节点包括端点和分叉点。节点的基本属性包括位置、方向、类型和节点局部特征等。假设 I 为指纹图像,其节点集合可以表示为

$$M(I) = \{m_i^I \mid m_i^I = \langle x_i^I, y_i^I, \gamma_i^I, t_i^I, \Delta_i^I \rangle, 0 \leq i < n\}$$

其中 (x_i^I, y_i^I) 为节点 m_i^I 的直角坐标, $\gamma_i^I (0 \leq \gamma_i^I < 2\pi)$ 为方向, t_i^I 为类型, Δ_i^I 为局部特征。本文的特征拼接方法只与坐标和方向有关,所以这里将节点集合简写为

$$M(I) = \{m_i^I \mid m_i^I = \langle x_i^I, y_i^I, \gamma_i^I \rangle, 0 \leq i < n\}$$

许多算法需要用极坐标表示节点, $M(I)$ 以第 k 个节点 $m_k^I = \langle x_k^I, y_k^I, \gamma_k^I \rangle$ 为参考节点时的极坐标可表示为 $M_k^I(I) = \{\langle r_i^I, \varphi_i^I, \psi_i^I \rangle \mid 1 \leq i \leq n\}$,其中 r_i^I 和 φ_i^I 分别为极半径和极角, $\psi_i^I = \gamma_i^I - \gamma_k^I$ 。

给定同一手指的两个不同样本 A 和 B ,其节点集合分别为

$$M(A) = \{m_i^A \mid m_i^A = \langle x_i^A, y_i^A, \gamma_i^A \rangle, 0 \leq i < p\}$$

$$M(B) = \{m_i^B \mid m_i^B = \langle x_i^B, y_i^B, \gamma_i^B \rangle, 0 \leq i < q\}$$

特征拼接就是指:去掉 B 中和 A 中节点匹配的节点,然后将剩下的节点和 A 中节点合并,形成新的节点集合,新的节点集合含有比 A 和 B 更丰富的特征。

2 模板特征拼接

许多采用节点模式进行指纹匹配的识别算法都基于一对参考节点进行指纹对齐^[1,3,5,6],即分别从模板指纹和输入指纹取一个参考节点,将两个指纹对齐使得参考节点在位置和方向上重叠,然后寻找匹配节点对。本文采用基于多个参考节点对齐的方法进行特征拼接。

2.1 多参考节点获取

首先对 $M(A)$ 和 $M(B)$ 进行旋转和平移粗对齐。

假设 $M_k^I(A) = \{\langle r_i^A, \varphi_i^A, \psi_i^A \rangle \mid 1 \leq i \leq p\}$ 和 $M_k^I(B) = \{\langle r_i^B, \varphi_i^B, \psi_i^B \rangle \mid 1 \leq i \leq q\}$ 分别为 $M(A)$ 和 $M(B)$ 的极坐标表示。记 $\text{Count}[u \text{ I } v]$ 为 $M_u^I(A)$ 和 $M_v^I(B)$ 的匹配节点对数,即分别以 $\langle x_u^A, y_u^A, \gamma_u^A \rangle$ 和 $\langle x_v^B, y_v^B, \gamma_v^B \rangle$ 作为 A 和 B 的参考节点时的匹配节点对数,配对节点的检测采用^[2]描述的基于约束窗口(bounding box)的方法。令 $c = \text{Count}[r_1 \text{ I } r_2] = \max\{\text{Count}[u \text{ I } v] \mid 1 \leq u \leq p, 1 \leq v \leq q\}$,则将 $\langle x_{r_1}^A, y_{r_1}^A, \gamma_{r_1}^A \rangle$ 和 $\langle x_{r_2}^B, y_{r_2}^B, \gamma_{r_2}^B \rangle$ 分别作为 A 和 B 的参考节点时可以得到最大匹配节点对数 c 。假设此时得到的匹配节点集合分别为 $\{\langle x_{m_i}^B, y_{m_i}^B, \gamma_{m_i}^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 和 $\{\langle x_{n_j}^B, y_{n_j}^B, \gamma_{n_j}^B \rangle \mid 1 \leq j \leq c\}$,即为要求的多对参考节点,其中 $\langle x_{m_i}^A, y_{m_i}^A, \gamma_{m_i}^A \rangle$ 和 $\langle x_{n_j}^B, y_{n_j}^B, \gamma_{n_j}^B \rangle$ 为匹配节点对。

2.2 多参考节点对齐

在2.1节中已经计算出多对参考节点 $\{\langle x_{m_i}^A, y_{m_i}^A, \gamma_{m_i}^A \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 和 $\{\langle x_{n_j}^B, y_{n_j}^B, \gamma_{n_j}^B \rangle \mid 1 \leq j \leq c\}$,其

中 $\langle x_{m_i}^A, y_{m_i}^A, \gamma_{m_i}^A \rangle$ 和 $\langle x_{n_i}^B, y_{n_i}^B, \gamma_{n_i}^B \rangle$ 为匹配节点对, 在 $M_1^P(A)$ 和 $M_2^P(B)$ 中分别对应 $\langle r_{m_i}^A, \varphi_{m_i}^A, \psi_{m_i}^A \rangle$ 和 $\langle r_{n_i}^B, \varphi_{n_i}^B, \psi_{n_i}^B \rangle$ 。基于多参考节点对齐的基本思想, 就是将 $\{\langle x_{m_i}^A, y_{m_i}^A, \gamma_{m_i}^A \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 和 $\{\langle x_{n_j}^B, y_{n_j}^B, \gamma_{n_j}^B \rangle \mid 1 \leq j \leq c\}$ 和进行整体对齐, 使得多对参考节点在累计坐标差异和累计方向差异为零。该过程可以分解为对 $\{\langle r_{n_i}^B, \varphi_{n_i}^B, \psi_{n_i}^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 的旋转和平移, 即要计算旋转参数和平移参数。

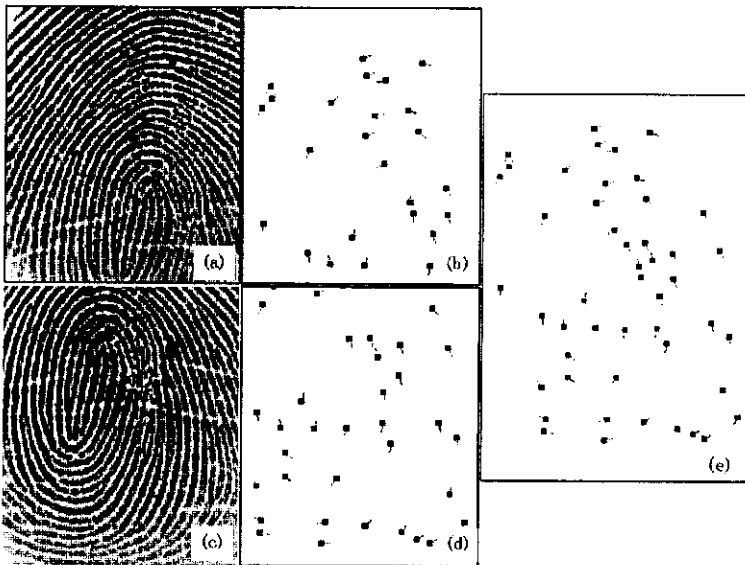
(1) 计算 $\{\langle r_{m_i}^A, \varphi_{m_i}^A, \psi_{m_i}^A \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 和 $\{\langle r_{n_i}^B, \varphi_{n_i}^B, \psi_{n_i}^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 的方向差异:

$$\Delta_\psi = \frac{\sum_{i=1}^c (\psi_{n_i}^B - \psi_{m_i}^A)}{c}$$

(2) 将 $\{\langle r_{n_i}^B, \varphi_{n_i}^B, \psi_{n_i}^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 旋转 $-\Delta_\psi$ 得到 $\{\langle r_{n_i}^B, \varphi_{n_i}^B - \Delta_\psi, \psi_{n_i}^B - \Delta_\psi \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$, 再计算其与 $\{\langle r_{m_i}^A, \varphi_{m_i}^A, \psi_{m_i}^A \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 的位置差异:

$$\begin{cases} \Delta_x = \frac{\sum_{i=1}^c [r_{n_i}^B \cos(\varphi_{n_i}^B - \Delta_\psi) - r_{m_i}^A \cos(\varphi_{m_i}^A)]}{c} \\ \Delta_y = \frac{\sum_{i=1}^c [r_{n_i}^B \sin(\varphi_{n_i}^B - \Delta_\psi) - r_{m_i}^A \sin(\varphi_{m_i}^A)]}{c} \end{cases}$$

(3) $-\Delta_\psi$ 和 $(-\Delta_x, -\Delta_y)$ 即为旋转参数和平移参数。将 $\{\langle r_{n_i}^B, \varphi_{n_i}^B, \psi_{n_i}^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 旋转 $-\Delta_\psi$ 然后平移 $(-\Delta_x, -\Delta_y)$, 得到 $\{\langle r_{n_i}'^B, \varphi_{n_i}'^B, \psi_{n_i}'^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$, 则 $\{\langle r_{m_i}^A, \varphi_{m_i}^A, \psi_{m_i}^A \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 和 $\{\langle r_{n_i}'^B, \varphi_{n_i}'^B, \psi_{n_i}'^B \rangle \mid 1 \leq i \leq c\}$ 是整体对齐的, 即两个集合的匹配节点对的累计坐标差异和累计方向差异为零。将 $M_2^P(B)$ 旋转 $-\Delta_\psi$ 然后平移 $(-\Delta_x, -\Delta_y)$, 得到 $M_2^{P*}(B)$, 则 A 和 B 基于多参考节点对得到了对齐。



(a)模板1 (b)模板1的特征点 (c)模板2 (d)模板2的特征点 (e)模板1和模板2拼接后的特征点

图1 特征拼接举例

Fig.1 An example of merging template features

2.3 节点拼接

首先, 在基于多参考节点对齐 A 和 B 的基础上计算 A 和 B 的匹配节点对。

(1) 将 $M_1^P(A) = \{\langle r_i^A, \varphi_i^A, \psi_i^A \rangle \mid 1 \leq i \leq p\}$ 转换成直角坐标得到

$$M_{r_1}^C(A) = \{ \langle X_i^A, Y_i^A, \phi_i^A \rangle \mid 1 \leq i \leq p \}$$

其中, $X_k^A = r_k^A \cos(\varphi_k^A)$, $Y_k^A = r_k^A \sin(\varphi_k^A)$ 。同样, 可以将 $M_{r_2}^{P^*}(B)$ 转换成直角坐标得到

$$M_{r_2}^C(B) = \{ \langle X_i^B, Y_i^B, \phi_i^B \rangle \mid 1 \leq i \leq q \}$$

(2) 令 $p(i, j) = \begin{cases} 1, & |X_i^A - X_j^B| \leq \xi_x, |Y_i^A - Y_j^B| \leq \xi_y, |\phi_j^A - \phi_j^B| \leq \xi_\psi \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ 其中 ξ_x, ξ_y, ξ_ψ 为阈值。

最后, 拼接节点集合为 $M_{r_1}^C(A) \cup \{ \langle X_j^B, Y_j^B, \phi_j^B \rangle \mid p(i, j) = \alpha \mid 1 \leq i \leq p \}$ 。图 1 给出了一个特征拼接的例子。

3 实验结果

实验中采用的指纹库为 FVC2002DB2, 该指纹库是 2002 年国际指纹竞赛中采用的指纹库, 指纹库规模为 100×8 , 即 100 个手指, 每个手指采集 8 个指纹样本。将每个手指的前 3 个样本作为注册指纹。实验中将三种注册方法进行对比, 方法 A 为本文方法, 即将 3 个注册指纹拼接为一个模板指纹存入模板库; 方法 B 计算每个注册指纹和另外两个指纹的平均匹配节点对数, 选择平均匹配节点对数最大的指纹作为模板指纹; 方法 C 将 3 个注册指纹独立地保存在模板库中。在每种方法下, 将每个指纹的后 5 个样本和该指纹的模板进行匹配, 测试错误拒绝率(FRR); 将每个指纹的第 5 个样本和数据中的每个模板匹配, 测试错误接受率。最后得到如图 2 所示的 ROC 曲线, ROC 曲线越接近横坐标轴, 系统的正确率就越高。从图 2 可以看出, 拼接模板特征的方法可以提高自动指纹识别系统的识别正确率。

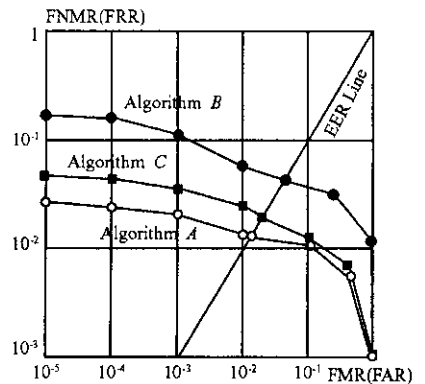


图 2 ROC 曲线
Fig.2 ROC curves

4 结论

自动指纹识别系统中模板指纹的合理选取和拼接都能有效地提高系统的性能, 拼接多个模板指纹的特征的方法比选取单个模板指纹更能提高系统的识别正确率。

参考文献:

[1] Kovace-Vajna Z M. A Fingerprint Verification System Based on Triangular Matching and Dynamic Time Warping [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1266 - 1276.

[2] Jain A K, Hong L, Bolle R. On-line Fingerprint Verification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(4): 302 - 313.

[3] Queka C, Tana K B, Sagarb V K. Pseudo-outer Product Based Fuzzy Neural Network Fingerprint Verification System [J]. Neural Networks, 2001, 14(3): 305 - 323.

[4] Ratha N K, Karu K, Chen S Y, et al. A Real-time Matching System for Large Fingerprint Databases [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 799 - 813.

[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] 祝恩, 殷建平, 周婧. 使用平均周期进行指纹分类 [J]. 国防科技大学学报, 2004, 26(4): 22 - 26.

[7] Jain A K, Uludag U, Ross A. Biometric Template Selection: A Case Study in Fingerprints [C]. Proceedings of the 4th International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication, June, 2003.

[8] Jiang X D, Ser W. Online Fingerprint Template Improvement [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(8): 1121 - 1126.

