

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103894

视觉约束的增强三角剖分指纹识别算法

叶学义 邹茹梦 应娜 季毕胜 王鹤澎

(杭州电子科技大学通信工程学院 杭州 310018)

摘要:针对低质量指纹的真实细节点缺失和伪细节点增加以及典型指纹识别算法对细节点准确性过于依赖的问题,提出了视觉约束的增强三角剖分指纹识别算法。首先根据所提取细节点利用三角形重构获得增强三角剖分集;然后计算三角形特征向量,使用递减验证进行三角形匹配确定匹配细节点对,并使用视觉约束优化;最后根据匹配点对的比例获得相似度从而完成识别。采用国际标准测试库 FVC2000DB2、FVC2006DB2 和 FVC2006DB3 进行综合性能比对实验,该算法等错误率(EER)分别为 4.32%、2.64% 和 7.98%,相比改进前的 Delaunay 三角剖分降低了 1.28%、1.71% 和 2.83%,相比改进前的扩展三角剖分降低了 1.26%、0.52% 和 2.58%,相比尺度不变特征转换(SIFT)算法分别降低了 0.89%、2.97% 和 0.03%。实验结果表明,所提算法无需校准且对低质量指纹导致的真实细节点缺失和增加的伪细节点有较好的适应能力。

关键词: 指纹识别;增强三角剖分;三角形递减验证;视觉约束

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Enhanced triangulation fingerprint recognition based on visual constraint

Ye Xueyi Zou Rumeng Ying Na Ji Bisheng Wang Hepeng

(University College of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at the problems of missing real minutiae and increasing pseudo minutiae of low-quality fingerprint, and the typical fingerprint identification algorithm is too dependent on the accuracy of minutiae, a visually constrained enhanced triangulation fingerprint recognition algorithm is proposed. First, use triangle reconstruction to obtain the enhanced triangulation set according to the extracted minutiae points; then calculate the triangle feature vector, use the decrement verification for triangle matching to determine the matching minutiae pair, and use the visual constraint optimization; finally obtain the similarity according to the ratio of the matching point so as to complete the recognition. The international standard test libraries FVC2000DB2, FVC2006DB2 and FVC2006DB3 were used for comprehensive performance comparison experiments, and the EER rates of the algorithm were 4.32%, 2.64% and 7.98%, respectively. Compared with the Delaunay triangulation algorithm, the modified Delaunay triangulation algorithm can reduce the EER by 1.28%, 1.71% and 2.83%, compared with the extended triangulation algorithm by 1.26%, 0.52% and 2.58%, and compared with the SIFT algorithm by 0.89%, 2.97% and 0.03%, respectively. The experimental results show that the proposed algorithm does not need calibration and has good adaptability to the loss of real fine nodes and the increase of pseudo fine nodes caused by low-quality fingerprints.

Keywords: fingerprint recognition; enhanced triangulation; triangle bidirectional verification; calibration free; visual constraint

0 引言

指纹的唯一性、稳定性和终身不变性使得指纹识别成为目前应用最为广泛的生物识别技术之一^[1]。随着现

代制造技术和快速可靠算法的进步,指纹识别技术日趋成熟,其应用也日益普遍,如指纹门禁系统^[2]、身份登入和室内定位^[3-5]。尽管如此,指纹识别算法仍然面临两个主要问题:指纹图像所导致的真实细节点缺失和伪细节点的增加、非线性形变问题^[6]。在实际采集指纹图像时,

手指表面的皮肤划痕或者手指施力不均导致指纹图像质量较差。即便对此类指纹图像进行图像增强或者其他后续操作,仍然会存在伪细节点或者真实细节点偏移、缺失^[7]。

针对低质量指纹图像所导致的真实细节点缺失和伪细节点增加问题,许多学者通过局部匹配的方法来提高对伪细节点的容错性并取得了不错的成果。局部匹配是根据细节点和其邻域细节点构成的结构进行匹配。和全局匹配相比,局部匹配计算量较少,对非线性形变的鲁棒性更好。在指纹识别中,常用的局部结构是三角形,三角形具有稳定,旋转不变的特点。文献[8]使用三角形结构进行识别,但是建立三角形结构消耗时间过长且计算量过大。判断三角形相似的阈值很难确定,在存在形变的情况下,可以容忍细节点偏移但是也会使得误识率增加。针对上述问题,Bebis 等^[9]提出了 Delaunay 三角剖分算法(delaunay triangulation, DT),其建立三角形结构使得计算量大大减少。噪声和形变导致的伪细节点或者偏移细节点只影响了 Delaunay 局部结构,对全局三角形结构影响甚小,可以保持全局三角结构的稳定性。文献[10]在基于 Delaunay 三角剖分算法上,根据细节点质量不同,使用细节点评估算法将细节点分为 4 个等级,对不同质量的细节点分别进行 Delaunay 三角剖分建立三角网络,并对 4 个三角网络进行权重分配,增加高质量细节点的影响因子并弱化低质量细节点的影响。鉴于 Delaunay 三角剖分算法的诸多优点,有大量优秀的基于 Delaunay 三角剖分指纹识别算法被提出^[11-13],但 Delaunay 三角剖分算法并没有考虑真实细节点缺失的情况。后来,文献[14-15]在 Delaunay 三角剖分算法的基础上,提出了一种扩展三角剖分(extended delaunay triangulation, EDT)方法,主要解决了真实细节点缺失的问题,对真实细节点遗漏或者伪细节点容忍性增加。尽管如此,扩展三角剖分的本质仍然是 Delaunay 三角剖分,易受伪细节点的影响。而且相比较普通的三角形识别算法,扩展三角剖分是以减少三角形结构数量来达到减少时间的目的,所包含的三角形结构过少,在伪细节点较多的情况下,可靠三角形数量减少,匹配成功的细节点数随之减少,同源指纹图像和非同源指纹图像的匹配点数相差不大,相等错误率也会随之增加。

通过分析发现,现有指纹识别算法的一个普遍问题是低质量指纹图像导致的伪细节点和真实细节点缺失使得识别效果降低,基于此,本文提出了视觉约束的增强三角剖分指纹识别算法(enhanced triangulation with visual constraints, ETVc)。

视觉约束的增强三角剖分指纹识别算法是在扩展三角剖分的基础上提出的,同时考虑伪细节点和缺失真实细节点的存在情况。首先使用增强三角剖分提取三角网

络,以此增加真实细节点的影响,抑制伪细节点的作用;通过递减验证得到三角形匹配对,进而得到更为精准的匹配点对;最后,使用视觉约束剔除误匹配点对。该算法无需事先进行校准,不需要确定基准点;同时能有效处理低质量指纹图像造成的伪细节点和真实细节点缺失、偏移的问题,对低质量指纹图像的鲁棒性更好。

1 基于细节点的三角剖分表征

采集指纹图像时,由于手指过干、过湿、按压力度过大或者皮肤表面有污渍导致采集到的绝大部分指纹图像存在噪声,为了提高后续步骤提取细节点的准确性,需要先从指纹图像进行预处理。指纹图像预处理主要包括方向场估计、图像背景区域分割、图像增强、图像二值化、图像细化等过程。本文采用现有的细节点提取算法^[16]提取细节点。一个细节点可以用一个特征向量 (x, y, θ) 来表示,每个特征向量存放对应细节点的横坐标 x ,纵坐标 y 以及方向 θ 。假设输入指纹图像提取到 m 个细节点,则这些细节点组成输入指纹图像细节点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$,同样的,若模板指纹图像中提取的 n 个细节点,则组成模板指纹图像细节点集 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 。因此点集 P 和 Q 分别表示为:

$$P = \{(x_{p_i}, y_{p_i}, \theta_{p_i}) \mid i = 1, 2, \dots, m\} \quad (1)$$

$$Q = \{(x_{q_j}, y_{q_j}, \theta_{q_j}) \mid j = 1, 2, \dots, n\} \quad (2)$$

1.1 扩展三角剖分

指纹图像采集的过程中,手指表面过干、过湿、存在划痕或者手指施力过大导致采集到的指纹图像质量较低,以及特征提取算法的不完善都会使的真实细节点缺失、偏移或者伪细节点增加。这是低质量指纹图像的常见现象,会影响算法的相等错误率。通过分析和研究发现,大多现有指纹识别算法需要事先进行校准,当提取的细节点不准确时,容易出现误校准并且校准过程需要消耗时间和空间。而三角形结构具有旋转不变、对低质量指纹图像鲁棒性好等特点,构建三角形结构容易度量细节点的相似度并且不容易受到形变的影响。基于此对细节点集进行增强三角剖分,构建三角网络。首先给出扩展三角剖分^[15]的过程。

先对细节点集 P 进行 Delaunay 三角剖分,得到初始三角网络。当真实细节点缺失情况下,局部三角网络稳定性遭到破坏,以其中一个细节点为例进行解释说明,为了模拟真实细节点缺失现象,首先提取出以 p_i 为中心的三角网络;之后剔除掉该细节点,原三角网络所有细节点成员再次进行三角剖分得到新的三角网络;然后求得两次三角网络的并集;最后遍历所有的细节点进行上述操作得到最终的 EDT 三角网络。

如图 1 所示,扩展三角剖分充分考虑到了真实细节

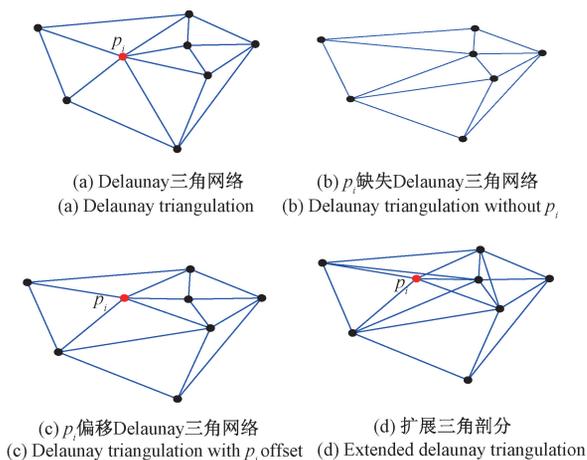


图 1 指纹图像扩展三角网络
Fig. 1 Fingerprint image extended
Delaunay triangulation network

点缺失以及细节点发生偏移的情况。图 1(a) 为对细节点进行 Delaunay 三角剖分获取的三角网络；图 1(b) 为当 p_i 缺失时，对剩余细节点进行 Delaunay 三角剖分获取的三角网络；图 1(c) 为当细节点偏移时进行 Delaunay 三角剖分获取的三角网络。可以观察到，对比图 1(a) 和 (b)，虽然其他三角形网络没有变化，但是与 p_i 相关的局部三角网络直接消失。因此，即使是同源指纹图像进行匹配，当输入指纹图像或者模板指纹图像中存在缺失的真实细节点，该细节点所在的局部三角网络会发生剧烈变化，局部相似度显著降低导致同源指纹图像匹配成功的三角形个数会减少，匹配分数下降，影响识别效果。对比图 1(a) 和 (c)，与 p_i 没有直接关联的三角网络保持不变，与 p_i 直接相连的三角网络中，大多数三角形保持不变，少数三角形发生变化。相对于细节点缺失，细节点偏移对局部相似度的影响较小；总之当细节点发生缺失或者偏移时，与其相关的局部三角网络发生变化，稳定性或多或少会遭到破坏。图 1(d) 为对细节点进行扩展三角剖分，可以直观的发现图 1(d) 的三角网络是由图 1(b) 和 (c) 的三角网络构成，对输入指纹图像细节点集和模板指纹图像细节点集均进行扩展三角剖分，无论输入指纹图像中存在缺失细节点还是偏移的细节点，在模板指纹图像中均可以找到对应的三角网络，因此使用扩展三角剖分可以提高指纹算法识别率。

1.2 增强三角剖分

分析 1.1 节可知，扩展三角剖分弥补了 Delaunay 三角剖分的缺陷，对真实细节点缺失现象进行了处理，但是扩展三角剖分的本质仍是 Delaunay 三角剖分，当细节点缺失、偏移以及伪细节点数量过多时，三角形网络包含的三角形结构易发生变化，对识别效果影响较大。针对上

述问题，本文提出增强三角剖分算法 (enhanced triangulation, ET)，对获得的扩展三角网络进行重构，增加了三角形结构数量。以其中一个细节点 p_i 为例，当获得以该细节点为中心的三角网络之后，提取出该网络中的所有细节点，组成一个点集，假设网络中存在 k 个细节点，分别为 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_k$ ，则该点集为 $I_i = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_k\}$ 。该点集中不包含中心细节点 p_i 。遍历整个点集，从中任意选出两个细节点与中心细节点 p_i 构建三角形。为了方便，将此过程称之为三角形重构 (triangle reconstruction, TR)，然后求得重构三角形集合与扩展三角剖分三角网络的并集。之后遍历细节点进行上述操作即可获得增强三角剖分网络。使用遍历细节点的方式获得三角形结构，无论三角网络中是否存在细节点缺失、偏移以及伪细节点，重构阶段得到的真实三角形网络不受其影响，弥补了扩展三角形三角网络受周围细节点影响较大的缺陷，增加真实细节点的作用并降低伪细节点的影响。式(3)给出了获得增强三角网络公式：

$$ET(P) = EDT(P) \cup TR(I_1) \cup \dots \cup TR(I_m) \quad (3)$$

式中： P 表示输入指纹图像细节点集合； $EDT(P)$ 表示对输入指纹图像细节点集 P 进行 EDT 三角剖分获得的三角网络； $TR(I_i)$ 表示对以 p_i 为中心的三角网络中所包含的细节点进行三角形重构获得的三角形网络。

如图 2 所示，其中 p_i 为伪细节点，其余细节点为真实细节点，图 2(a) 为对 p_i 进行扩展三角剖分获得的三角网络，图 2(c) 是当存在伪细节点时对细节点集进行扩展三角剖分获得的三角网络。可以发现，当 p_i 为中心的三角网络中仅存在一个伪细节点时，局部三角网络立即发生变化；从图 2(b) 和 (d) 可以看出，无论是否存在伪细节点，通过重构获得的全部由真实细节点组成的三角形个数不变。增强三角剖分在重构阶段得到的真实三角形个数不受伪细节点的影响，相比扩展三角剖分算法，增加了真实细节点的影响，抑制了虚假细节点的作用。

1.3 三角结构特征

当获得输入指纹图像和模板指纹图像三角网络后，需要提取出其中包含的三角形结构几何特征和细节点特征，以便后续匹配过程使用。利用了三角形结构的边长、周长、角度等，三角形结构如图 3 所示。假设某一个三角形结构由细节点 (p_1, p_2, p_3) 组成，其特征向量为 $F(T_i) = (l_i, \gamma_i, per_i, \alpha_i, \beta_i)$ ，其中 T_i 表示三角形网络中的第 i 个三角形结构； $F(T_i)$ 表示 T_i 的特征向量； l_i 是三角形结构的边长特征，假设三角形三边为 (d_1, d_2, d_3) ，按长度由低到高进行排序并且根据边长调整 3 个细节点的顺序，若排序后的三边位置不变，则 $l_i = (d_1, d_2, d_3)$ ； $\gamma_i = \min(\frac{d_1^2 + d_2^2 - d_3^2}{2d_1^2 d_2^2}, \frac{d_1^2 + d_3^2 - d_2^2}{2d_1^2 d_3^2}, \frac{d_2^2 + d_3^2 - d_1^2}{2d_2^2 d_3^2})$ ； $\alpha_i = \{A_m \mid m = 1, 2, 3\}$ ， α_i 表示细节点 p_m 的方向 θ_m 与向

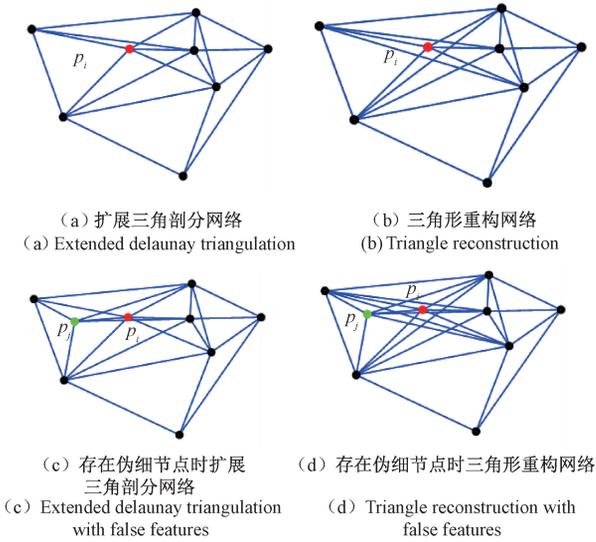


图 2 指纹图像重构三角网络

Fig. 2 Fingerprint image triangle reconstruction network

量 $\overrightarrow{p_m p_{m+1}}$ 之间的夹角; $\beta_i = \{B_m \mid m = 1, 2, 3\}$, B_m 表示细节点 p_m 的方向 θ_p 与细节点 p_{m+1} 方向 θ_{m+1} 之间的夹角; per_i 表示三角形结构的周长。

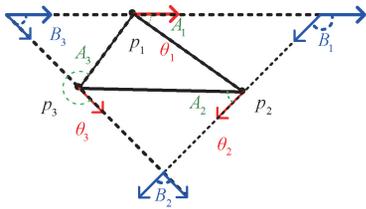


图 3 三角形结构

Fig. 3 Triangle structure

2 三角形递减验证

2.1 匹配分数计算

当构建好三角网络并计算好其包含三角形结构的特

$$Score(T_i, T_o) = \begin{cases} 0, S_l(T_i, T_o) = 0 \mid S_\gamma(T_i, T_o) = 0 \mid S_{per}(T_i, T_o) = 0 \mid S_\alpha(T_i, T_o) = 0 \mid S_\beta(T_i, T_o) = 0 \\ 1 - (1 - S_l(T_i, T_o))(1 - S_\gamma(T_i, T_o))(1 - S_{per}(T_i, T_o))(1 - S_\alpha(T_i, T_o))(1 - S_\beta(T_i, T_o)), \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $S_l(T_i, T_o)$ 、 $S_\gamma(T_i, T_o)$ 、 $S_{per}(T_i, T_o)$ 、 $S_\alpha(T_i, T_o)$ 以及 $S_\beta(T_i, T_o)$ 分别表示两个三角形特征周长, 角度, 长度之间的相似度, 若其中某个值为 0, 则最终匹配分数为 0, 否则按式 (9) 计算匹配分数。

2.2 三角形递减验证

1) 给定一个输入指纹图像中的三角形结构和一个模板指纹图像中的三角形结构, 按式 (9) 计算两个三角形结构的匹配分数, 记录下该候选三角形匹配对以及该匹

征向量之后, 本文提出三角形递减验证 (triangle decrement verification, TDV) 进行三角形结构匹配。和传统三角形匹配算法不同, 为了使提取到的三角形匹配对为最佳匹配对, 使用三角形递减验证判断输入指纹图像中的三角形结构和模板指纹图像中的三角形结构是否匹配。给定一个输入指纹图像中的三角形结构 T_i 和模板指纹图像中的三角形结构 T_o , T_i 由 (p_1, p_2, p_3) 组成, T_o 由 (q_1, q_2, q_3) 组成且经过排序后细节点位置均保持不变, 它们的匹配分数计算过程如下:

$$S_l(T_i, T_o) = \begin{cases} 3 - \frac{|d_{i1} - d_{o1}| + |d_{i2} - d_{o2}| + |d_{i3} - d_{o3}|}{Thr_l}, \text{其他} \\ 0, \exists m \in [1, 2, 3], |d_{im} - d_{om}| > Thr_l \end{cases} \quad (4)$$

$$S_\gamma(T_i, T_o) = \begin{cases} 1 - \frac{|\gamma_i - \gamma_o|}{Thr_{\cos\alpha}}, \text{其他} \\ 0, |\gamma_i - \gamma_o| > Thr_\gamma \end{cases} \quad (5)$$

$$S_{per}(T_i, T_o) = \begin{cases} 1 - \frac{|\text{per}_i - \text{per}_o|}{Thr_{per}}, \text{其他} \\ 0, |\text{per}_i - \text{per}_o| > Thr_{per} \end{cases} \quad (6)$$

$$S_\alpha(T_i, T_o) = \begin{cases} 1 - \frac{\max_{m \in [1, 3]} \{ad(A_{im}, A_{om})\}}{Thr_\alpha}, \text{其他} \\ 0, \exists m \in [1, 3], |A_{im} - A_{om}| > Thr_\alpha \end{cases} \quad (7)$$

$$S_\beta(T_i, T_o) = \begin{cases} 1 - \frac{\max_{m \in [1, 3]} \{ad(B_{im}, B_{om})\}}{Thr_\beta}, \text{其他} \\ 0, \exists m \in [1, 3], |B_{im} - B_{om}| > Thr_\beta \end{cases} \quad (8)$$

其中, $ad(a_1, a_2) = \min(|a_1 - a_2|, 2\pi - |a_1 - a_2|)$; 若两个三角形结构各个特征之间欧氏距离均满足上述约束条件, 则进一步计算匹配分数, 其中 $l_i, \gamma_i, per_i, \alpha_i, \beta_i$ 表示输入指纹图像中 T_i 的三角特征, $l_o, \gamma_o, per_o, \alpha_o, \beta_o$ 表示模板指纹图像中 T_o 的三角特征, $Thr_l, Thr_\gamma, Thr_{per}, Thr_\alpha, Thr_\beta$ 是通过实验确定的阈值。

配分数。

2) 输入指纹图像三角形结构不变, 继续遍历模板指纹图像中的三角形结构, 依次计算两个三角形结构的匹配分数, 将计算得到的匹配分数与之前存储的匹配分数进行比较, 如果大于之前的匹配分数, 则更新存储匹配分数并替换候选三角形匹配对; 当模板指纹图像中的三角形结构遍历完毕后, 将本次遍历获得的模板指纹图像中的最佳匹配三角形结构从模板指纹图像三角形结构中集

剔除,防止多次匹配。

3) 遍历输入指纹图像中的三角形,重复上述步骤,获得最终的三角形匹配对集合。

2.3 细节点匹配

根据三角网络的匹配分数判定细节点的匹配程度,需要在获得匹配三角形对集合的基础上,提取出匹配成功的细节点,获得粗糙匹配点集。假设 T_i 和 T_o 是最佳匹配三角型结构, T_i 由 (p_1, p_2, p_3) 组成, T_o 由 (q_1, q_2, q_3) 组成,则 (p_1, q_1) 、 (p_2, q_2) 和 (p_3, q_3) 三组细节点对应匹配成功;同样的,遍历所有最佳匹配三角形结构获得粗糙匹配点集。图 4 所示均为同源指纹图像,在细节点提取算法、三角形构成算法均相同的情况下,使用不同的三角形匹配算法进行指纹匹配。普通的三角形匹配(general triangle verification, GTV)方法不会将最佳匹配三角形结构从模板三角形集合中剔除。除此之外,其他步骤以及匹配过程中使用的参数值均保持一致。图 4 中的指纹图像均存在伪细节点,图 4(a)为基于普通三角形匹配方法获得的粗糙匹配点集,图 4(b)为基于递减验证匹配方法获得粗糙匹配点集。从图 4(a)可以看出,当存在较多伪细节点时,使用普通的三角形匹配方法很难找到对应的匹配点对,在匹配点对中存在多对误匹配点对。即使是两个对应的真实细节点有时也会匹配失败,甚至产生错误匹配点对。图 4(a)中输入指纹图像的 1 号细节点,本应和模板指纹图像中的 3 号细节点匹配成功,但是受到伪细节点的干扰,算法错误的认为 1 号细节点和 4 号细节点匹配。仔细观察发现,图 4(b)匹配点对基本是正确的。仍然以 1 号细节点为例,根据算法 1 号细节点可以正确和 3 号细节点匹配成功。实验结果验证了使用三角形递减验证可以获得准确的匹配点对,抵抗伪细节点影响。误匹配点对的存在会影响识别效果,接下来使用视觉约束从中剔除误匹配点对。

3 视觉约束

当获得粗糙匹配点集之后,对粗糙匹配点集中的匹配点对,通过视觉约束验证其正确性。当匹配点对不满足约束条件时,将该匹配点对从粗糙匹配点集中剔除。因为采用了匹配点对之间连线的斜率和长度特征,故称之为视觉约束,具体计算过程如下。

1) 对于粗糙匹配点集中的匹配点对 (f, g) ,即输入指纹图像中的第 f 个细节点和模板指纹图像中的第 g 个细节点匹配成功。其中 f 和 g 分别为输入细节点集的第 f 个细节点和模板细节点集的第 g 个细节点。首先计算出输入细节点集中每个细节点和输入细节点集其他细节点的欧氏距离,取距离细节点 f 最近的 n 个细节点,构造细节点 f 的相邻局部特征向量。 $Loc(f) = \{(d_1, \delta_1), (d_2,$

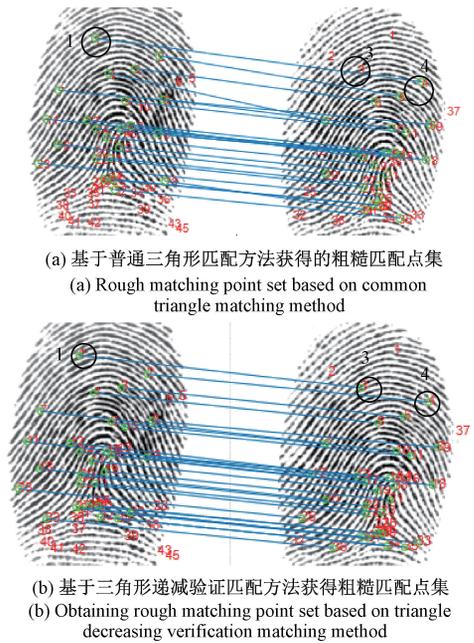


图 4 基于三角形匹配获得的粗糙匹配点集

Fig. 4 Rough matching point set based on triangle matching

$\delta_2), \dots, (d_l, \delta_l), \dots, (d_n, \delta_n)\}$, 其中, d_l 表示细节点 f 与其距离第 l 近细节点之间的欧氏距离, δ_l 表示该细节点 f 和周围第 l 细节点的细节点方向之差。使用同样的方法构造细节点 g 的相邻局部特征向量; $Loc(g) = \{(d_1', \delta_1'), (d_2', \delta_2'), \dots, (d_l', \delta_l'), \dots, (d_n', \delta_n')\}$ 。

2) 设置一个标志位 $flag$, 标志位初始值为 0, 分别验证 $abs(d_l - d_l') < T_1, abs(\delta_l - \delta_l') < T_2$, 其中 $abs()$ 表示取绝对值; T_1 和 T_2 是通过实验确定的阈值。当满足上述条件时, $flag$ 的值加一; 反之, $flag$ 的值不变。当一个匹配点对完成所有验证后, 判断 $flag$ 的值是否大于 $n/2$, 如果满足条件则认为 f 和 g 是通过验证的匹配细节点对, 并将其添加到二次优化匹配点集中。

3) 重复步骤 1) 和步骤 2) 直到粗糙匹配点集中的所有的匹配点对都验证完毕, 得到二次优化匹配点集。

4) 上述步骤无法去除领域信息相近的误匹配点对, 因此需要考虑匹配细节点对的视觉特征, 根据二次优化匹配点集中匹配点对之间的距离和斜率再次剔除误匹配点对。如图 4 所示, 一般情况下, 误匹配点对在总匹配点对中的比例较小, 因此大部分匹配点对之间的连线平行或者斜率相似且长度相近。当指纹图像质量较差或者非线性形变较为严重, 误匹配点对在总匹配点对中的占比变大。考虑到这个原因, 首先统计出总匹配点对之间正负斜率的个数, 求得个数较多斜率的中位数最为参考斜率。将参考斜率对应的长度作为参考距离。假设二次优化匹配点集中存在 r 对匹配点对, 计算出总匹配点对之间的距离和斜率, 分别表示为 $Gradie = \{gradient_1,$

$\{gradient_2, \dots, gradient_r\}, Distant = \{distance_1, distance_2, \dots, distance_r\}$ 。按照式(10)~(12)计算出参考斜率和参考长度:

$$Positive_{number} = \sum(gradient(:) \geq 0) \quad (10)$$

$$Negative_{number} = \sum(gradient(:) < 0) \quad (11)$$

$$Reference_{gradient} = \begin{cases} median(gradient \geq 0), Positive_{number} \geq Negative_{number} \\ median(gradient < 0) \text{ 其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $gradient(:)$ 表示所有匹配点对的斜率; $gradient(:) \geq 0$ 表示匹配点对中斜率为正的匹配点对; $Positive_{number}$ 表示匹配细节点对斜率大于等于 0 的个数; $Negative_{number}$ 表示匹配细节点对斜率小于 0 的个数; $Reference_{gradient}$ 表示参考斜率的值。当 $Positive_{number} \geq Negative_{number}$ 时, 则取斜率值 ≥ 0 的斜率的中位数作为参考斜率的值; 反之, 则取斜率值 < 0 的斜率的中位数作为参考斜率的值;

将每个细节点对之间的斜率和距离与参考斜率 $Reference_{gradient}$ 、参考距离 $Reference_{distan}$ 进行比较, 当满足 $abs(gradient - Reference_{gradient}) \leq T_g, abs(distance - Reference_{distan}) \leq T_d$ 则将该匹配点对添加到最终匹配点集中, 反之则将其剔除。 T_d 和 T_g 为通过实验确定的阈值。最终计算匹配分数 $score = \frac{2 \times matchnumber}{minute1 + minute2}$, 其中 $matchnumber$ 表示输入指纹图像和模板指纹图像最终匹配的细节点个数, $minute1$ 表示输入指纹图像中细节点的总数, $minute2$ 表示模板指纹图像中细节点的总数。

4 实验结果与分析

本文选择了 3 个指纹图像质量不同的数据库, 分别是国际标准测试库 FVC2006DB2、DB3^[17] 和 FVC2000DB2, 以证明算法的通用性。本文算法按照指纹识别竞赛的标准进行测试。为了验证本文提出的增强三角剖分、三角形递减验证、视觉约束以及整个算法性能, 将实验分成 4 个部分进行。1) 在不使用视觉约束的情况下分别使用增强三角剖分、Delaunay 三角剖分算法^[10] 和扩展三角剖分算法^[15] 提取三角形结构, 使用三角形递减验证进行指纹匹配, 测试增强三角剖分算法的效果; 2) 针对三角形递减验证, 在不使用视觉约束的情况下, 分别使用增强三角剖分、Delaunay 三角剖分算法^[10] 和扩展三角剖分算法^[15] 提取三角形结构, 在各个参数相同的情况下, 使用三角形递减验证和普通三角形验证进行对比实验; 3) 针对误匹配点对, 将扩展三角剖分、Delaunay 三角剖分算法和增强三角剖分算法叠加视觉约束前后算法的 ROC 曲线进行对比分析, 测试视觉约束的能力; 4) 为了

验证整个算法的性能, 将其与扩展三角剖分、Delaunay 三角剖分算法等改进前算法进行纵向对比, 之后和尺度不变特征变换(SIFT)^[18] 进行横向比较。通过 4 个部分的实验和分析, 对本文算法进行指纹识别性能测试。

4.1 实验环境

为了验证本文算法的综合性能, 按照指纹识别竞赛的标准对国际标准测试库 FVC2006DB2、DB3 和 FVC2000DB2 进行测试, 其中 FVC2006DB2、DB3 由 140 只不同的手指, 每个手指有 12 个样本, 共包含 1680 幅指纹图像, 并以 BMP 格式在指纹图像数据库中, 根据指纹识别竞赛标准, 同源指纹匹配次数为 $((12 \times 11)/2) \times 140 = 9240$, 非同源指纹匹配次数为 $140 \times 139/2 = 9730$; FVC2000DB2 由 100 只不同的手指, 每个手指有 8 个样本, 共包含 800 幅指纹图像, 并以 TIF 格式存储在指纹数据库中, 同源指纹匹配次数为 $((8 \times 7)/2) \times 100 = 2800$, 非同源指纹匹配次数为 $100 \times 99/2 = 4950$; FVC2006DB2、DB3 和 FVC2000DB2 指纹图像库的具体性能指标如表 1 所示; 本文算法在 CPU 为 AMD Ryzen 5 4600U with Radeon Graphics 2.10 GHz, 内存为 16 GB, 操作系统为 Windows 10 的 PC 上进行测试; 测试软件为 MATLAB。性能测试指标为错误拒绝率、错误接受率、相等错误率、FMR100 和 FMR1000。EER 和 ROC 曲线都是衡量指纹识别算法性能的指标。

表 1 FVC2006DB2、DB3 和 FVC2000DB2 指纹库性能指标

Table 1 Performance index of FVC2006DB2, DB3 and FVC 2000DB2 fingerprint database

指纹图像库	图像尺寸	分辨率/	同源指纹	非同源指纹
		dpi	匹配次数	匹配次数
FVC2006DB2	400×560	569	9 240	9 730
FVC2006DB3	400×500	500	9 240	9 730
FVC2000DB2	256×364	500	2 800	4 950

4.2 增强三角剖分算法测试结果及其分析

按照本文提出的算法步骤, 首先提取出输入指纹图像和模板指纹图像的细节点, 然后使用增强三角剖分快速对指纹图像进行三角剖分得到三角形结构, 以此扩大三角形结构; 通过三角形递减验证得到三角形匹配对, 进而得到更为精准的匹配点对; 之后使用视觉约束剔除误匹配点对。为了测试本文提出的增强三角剖分算法效果, 测试并比较了 3 种不同方式获得的三角形结构的效果, 这 3 种方式分别是 Delaunay 三角剖分、扩展三角剖分以及本文提出的增强三角剖分, 为了方便, 将上述算法分别记为 DT、EDT 以及 ET。在测试这个 3 种算法的时候, 只有获取三角形结构的算法不同, 实验过程中使用相同的细节点提取算法获取细节点以及后续均使用三角形递减验证进行匹配。这三种算法的性能比较如表 3~5 以及图 5~7 所示。从图 5~7 和表 3~5 可以看出, 在

FVC2006DB2、FVC2006DB3 和 FVC2000DB2 数据库中,使用 ET 的 EER 分别为 2.65%、10.22%、5.23%,均低于其他算法的 EER。由于数据库图片质量不同,所以在数据库上方法性能也会有所不同,FVC2006DB3 整体图片质量较差,提取到的指纹图像存在疤痕或者指纹图像部分残缺,导致性能下降,但是相比较其他算法而言,EER 仍低于其他算法。相对于 DT 算法而言,EDT 考虑了真实细节点缺失的情况,所以基于 EDT 算法的 EER 低于基于 DT 算法的 EER。由于本文中 ET 即考虑了真实细节点缺失的情况,又加强了真实细节点的影响,所以基于 ET 算法的 EER 均低于基于 EDT、DT 的算法。实验结果证明,相较其他几种算法而言,基于 ET 三角形结构算法综合性能最优。表 2 为在 3 个数据库中,在已经提取细节点的情况下,单幅指纹图像使用 DT、EDT 和 ET 构建三角形平均时间,可以发现即使增加了三角形的数量,但是增加的时间有限,因此在效率上是可以接受的。而且构建指纹特征数据库是在线下完成,因此在增强三角剖分显著提升了指纹识别性能的同时,所增加的计算时间主要集中在离线,单次匹配时间增加有限,算法并没有明显影响实际计算效率。

表 2 FVC2000DB2、FVC2006DB2 和 FVC2006DB3 数据库中单幅指纹图像使用 DT、EDT 和 ET 构建三角形平均时间
Table 2 DT, EDT and ET are used to construct triangle mean time of single fingerprint image in FVC2000DB2, FVC2006DB2 and FVC2006DB3 databases (s)

Algorithm	FVC2000DB2	FVC2006DB2	FVC2006DB3
DT ^[10]	0.027	0.035	0.034
EDT ^[15]	0.037	0.049	0.051
ET	0.068	0.081	0.082

表 3 FVC2006DB2 数据库中对比实验性能参数指标值
Table 3 Index values of performance parameters of comparative experiments in FVC2006 DB2 database
 (%)

Algorithm	EER	FMR100	FMR1000
DT ^[10]	4.35	9.49	20.14
EDT ^[15]	3.16	5.77	12.37
ET	2.65	3.97	7.53

表 4 FVC2006DB3 数据库中对比实验性能参数指标值
Table 4 Index values of performance parameters of comparative experiments in FVC2006DB3 database (%)

Algorithm	EER	FMR100	FMR1000
DT ^[10]	10.81	33.44	55.13
EDT ^[15]	10.56	32.56	52.98
ET	10.22	30.55	49.34

表 5 FVC2000DB2 数据库中对比实验性能参数指标值
Table 5 index values of performance parameters of comparative experiments in FVC2000DB2 database
 (%)

Algorithm	EER	FMR100	FMR1000
DT ^[9]	5.62	11.82	25.89
EDT ^[15]	5.58	11.64	25.21
ET	5.23	10.18	19.54

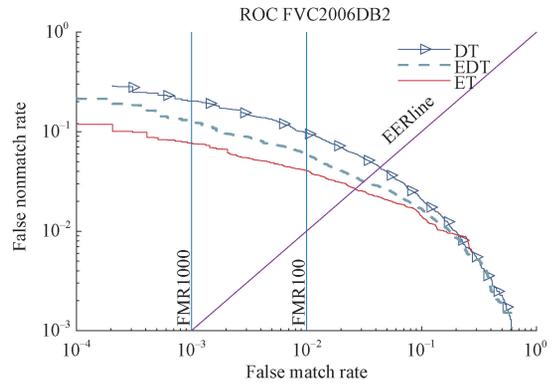


图 5 FVC2006DB2 中各种算法的 ROC 曲线对比
 Fig. 5 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2006 DB2

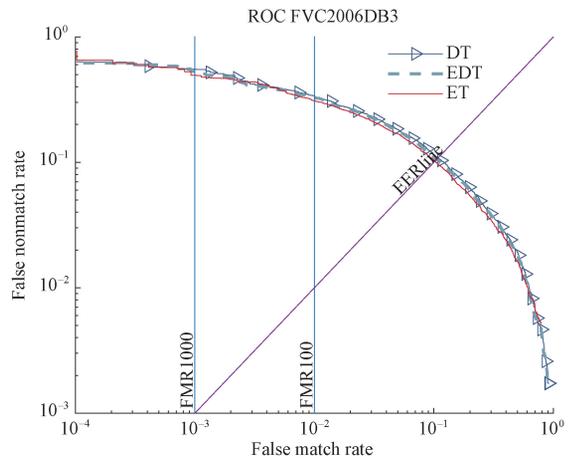


图 6 FVC2006DB3 中各种算法的 ROC 曲线对比
 Fig. 6 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2006DB3

4.3 三角形递减验证测试结果及其分析

针对三角形递减验证,本文在 FVC2006DB2、DB3 和 FVC2000DB2 上做了专门的实验来验证该算法的效果,将 DT、EDT 和 ET 使用普通三角形验证和三角形递减验证进行识别的性能进行对比分析。实验结果如表 6 和图 8~10 所示,无论是采用 DT、EDT 和 ET 获得的三角形结构,使用三角形递减验证算法得到的 EER 都低于使用普

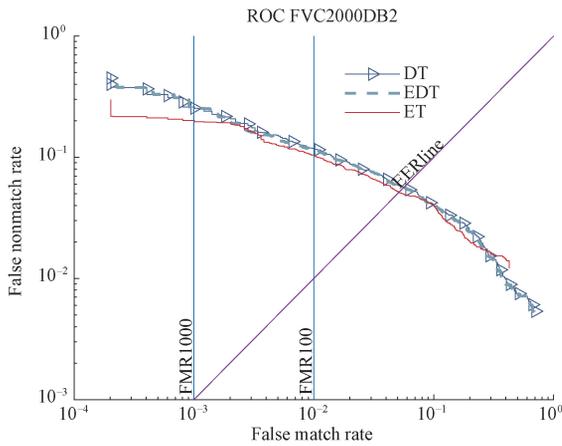


图 7 FVC2000DB2 中各种算法的 ROC 曲线对比
Fig. 7 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2000DB2

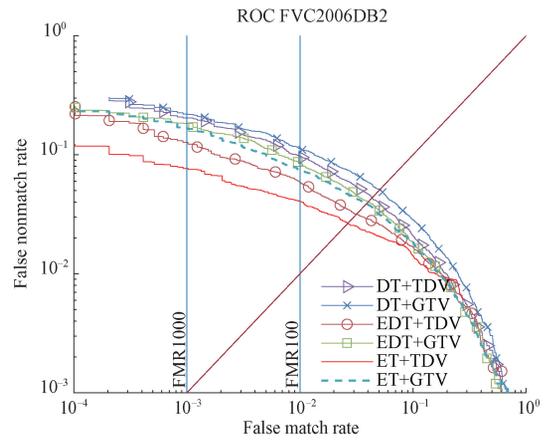


图 9 FVC2006DB2 中各种算法的 ROC 曲线对比
Fig. 9 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2006DB2

通三角形验证的算法。

表 6 FVC2000DB2、FVC2006DB2 和 FVC2006DB3 数据库 DT、EDT 和 ET 使用普通三角验证和三角形递减验证的 EER

Table 6 EER of DT, EDT and ET in FVC2000DB2, FVC 2006 DB 2 and FVC 2006 DB 3 databases using normal triangle verification and triangle

decrement verification (%)

Algorithm	FVC2000DB2		FVC2006DB2		FVC2006DB3	
	GTV	TDV	GTV	TDV	GTV	TDV
DT ^[10]	6.45	5.62	5.01	4.35	11.75	10.81
EDT ^[15]	6.44	5.58	4.02	3.16	11.14	10.56
ET	6.31	5.23	3.86	2.65	10.24	10.22

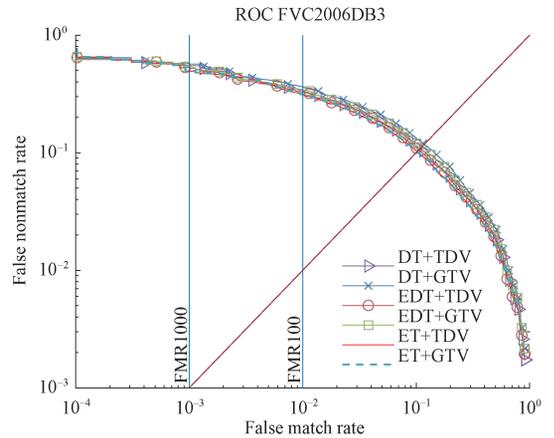


图 10 FVC2006DB3 中各种算法的 ROC 曲线对比
Fig. 10 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2006DB3

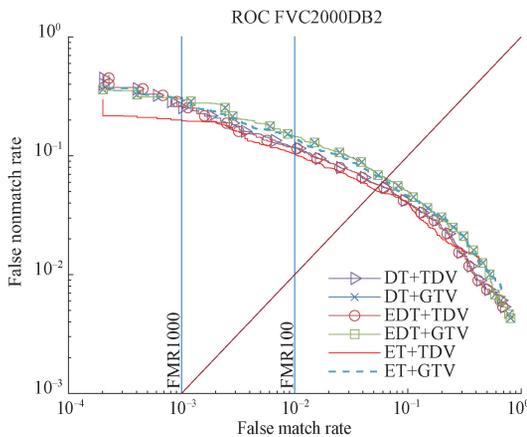


图 8 FVC2000DB2 中各种算法的 ROC 曲线对比
Fig. 8 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2000DB2

4.4 叠加视觉约束后的测试结果及其分析

针对视觉约束,本文在 FVC2006DB2、DB3 和 FVC2000DB2 上做了专门的实验来验证该算法的效果,DT、EDT 和 ET 获得三角形结构之后,使用三角形递减验证进行匹配,并将叠加视觉约束前后进行了对比分析。表 7~9 为 DT、EDT 和 ET 算法加视觉约束前后的测试数据,图 11~13 为 ROC 曲线对比。通常情况下,同源指纹图像之间的误匹配点对较少,且匹配点对连线的斜率基本相近,但是非同源指纹图像之间的误匹配点对较多,且斜率值无规律。在这种情况下,相比于同源指纹图像,视觉约束显著剔除了非同源指纹图像中误匹配点对,同源指纹图像中的匹配点对数目相对变化不大,扩大了同源指纹图像和非同源指纹间的差距。从实验数据中,也可以发现,无论是 DT、EDT 还是 ET 算法,叠加视觉约束都可以降低 EER,提高指纹识别算法的综合性能。

表 7 FVC2006DB2 数据库 DT、EDT 和 ET
加视觉约束前后测试数据比较

Table 7 Comparison of test data of DT, EDT and ET
before and after visual constraint in

FVC2006 DB2 database (%)

Algorithm	EER	FMR100	FMR1000
DT ^[10]	4.35	9.49	20.14
DT ^[10] +视觉约束	3.17	5.24	11.03
EDT ^[15]	3.16	5.77	12.37
EDT ^[15] +视觉约束	2.94	4.45	8.07
ET	2.65	3.97	7.53
ET+视觉约束	2.64	3.46	6.15

表 8 FVC2006DB3 数据库 DT、EDT 和 ET
加视觉约束前后测试数据比较

Table 8 Comparison of test data of DT, EDT and
ET before and after visual constraint

in FVC2006DB3 database (%)

Algorithm	EER	FMR100	FMR1000
DT ^[10]	10.81	33.44	55.13
DT ^[10] +视觉约束	8.13	17.14	27.84
EDT ^[15]	10.56	32.56	52.98
EDT ^[15] +视觉约束	8.04	16.98	27.37
ET	10.22	30.55	49.34
ET+视觉约束	7.98	16.42	25.32

表 9 FVC2000DB2 数据库 DT、EDT 和
ET 加视觉约束前后测试数据比较

Table 9 test data comparison of DT, EDT and ET
before and after visual constraint in FVC2000DB2 database

(%)

Algorithm	EER	FMR100	FMR1000
DT ^[10]	5.62	11.82	25.89
DT ^[10] +视觉约束	4.09	6.10	13.36
EDT ^[15]	5.58	11.54	25.21
EDT ^[15] +视觉约束	4.05	6.10	13.14
ET	5.23	10.04	19.54
ET+视觉约束	4.34	6.85	13.14

4.5 ETVC 和其他算法进行对比

将 ETVC 和 DT、EDT 和 SIFT^[18] 进行整体算法的对比,从表 10 和图 14 可以看出,在 FVC2000DB2、FVC2006DB2 以及 FVC2006DB3 上,相比于 DT,ETVC 降低了 1.28%、1.71% 和 2.83%; 相比于 EDT,ETVC 降低了 1.26%、0.52% 和 2.58%; 相比于 SIFT,ETVC 降低了 0.89%、2.97% 和 0.03%; 在 3 个数据库上,ETVC 的

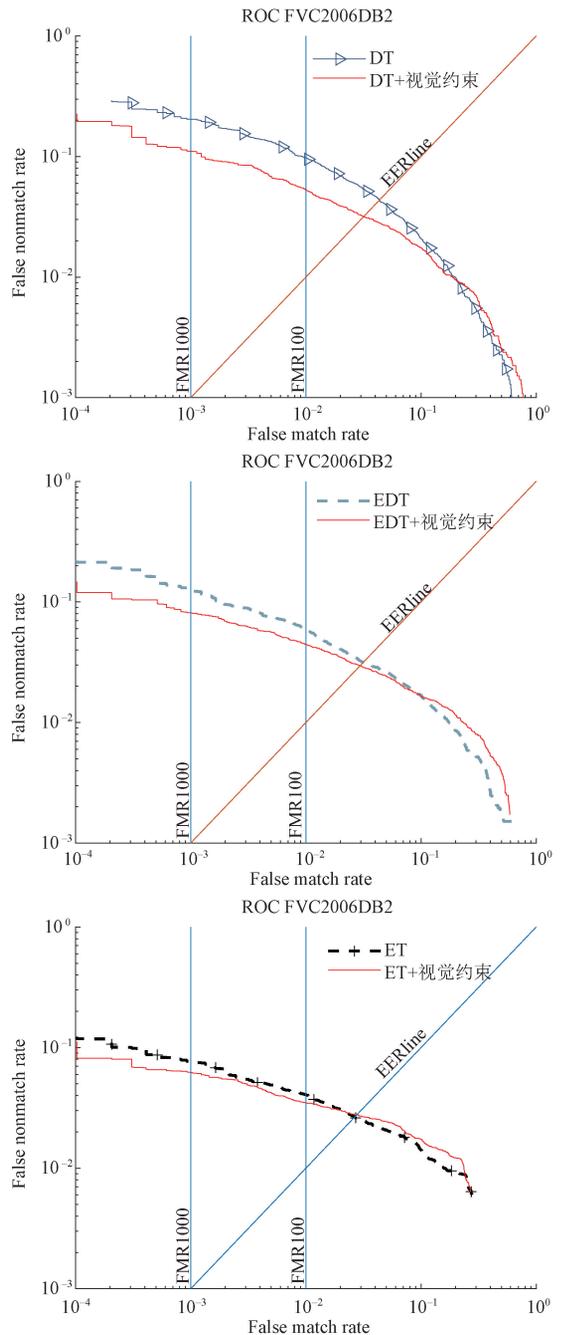


图 11 FVC2006DB2 数据库 DT、EDT 和
ET 加视觉约束前后 ROC 曲线比较

Fig. 11 Comparison of ROC curves of DT, EDT and ET
before and after visual constraint in FVC2006 DB2 database

EER 最低,指纹识别效果的性能最佳。表 10 中记录了各种算法的单幅匹配时间,可以发现 ETVC 和改进前的 DT、EDT 算法相比时间没有大幅度增加,但是 EER 降低。而与 SIFT 算法相比,时间大大减小,因此在综合效率上 ETVC 是最佳的。

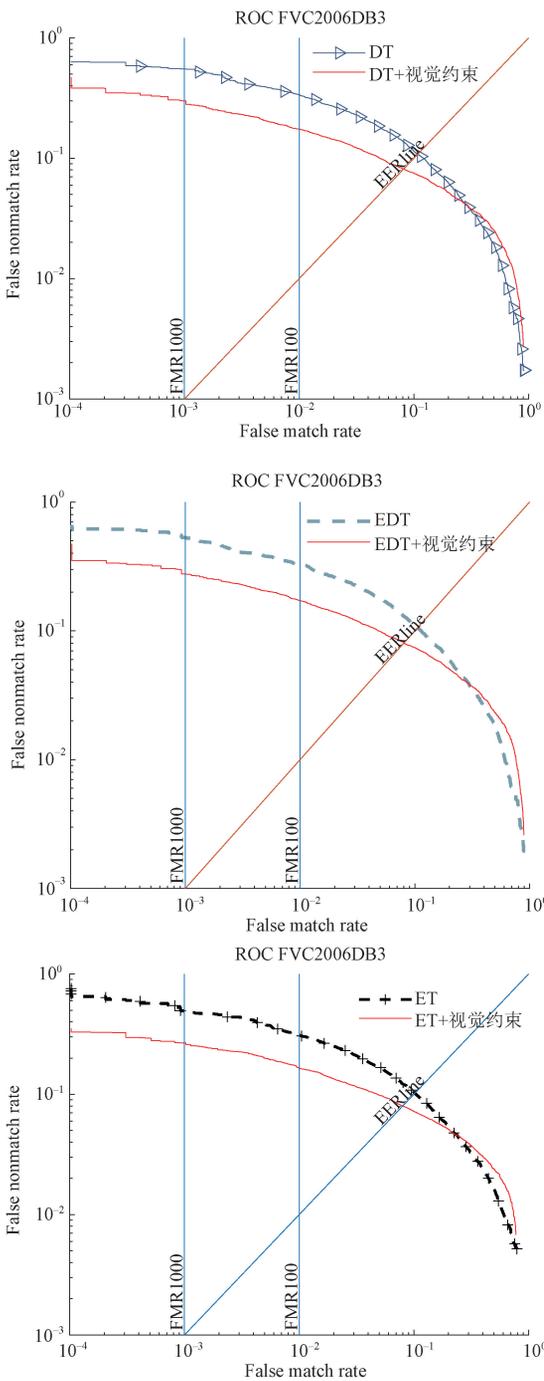


图 12 FVC2006DB3 数据库 DT、EDT 和 ET 加视觉约束前后 ROC 曲线比较

Fig. 12 comparison of ROC curves of DT, EDT and ET in FVC2006DB3 database before and after visual constraint

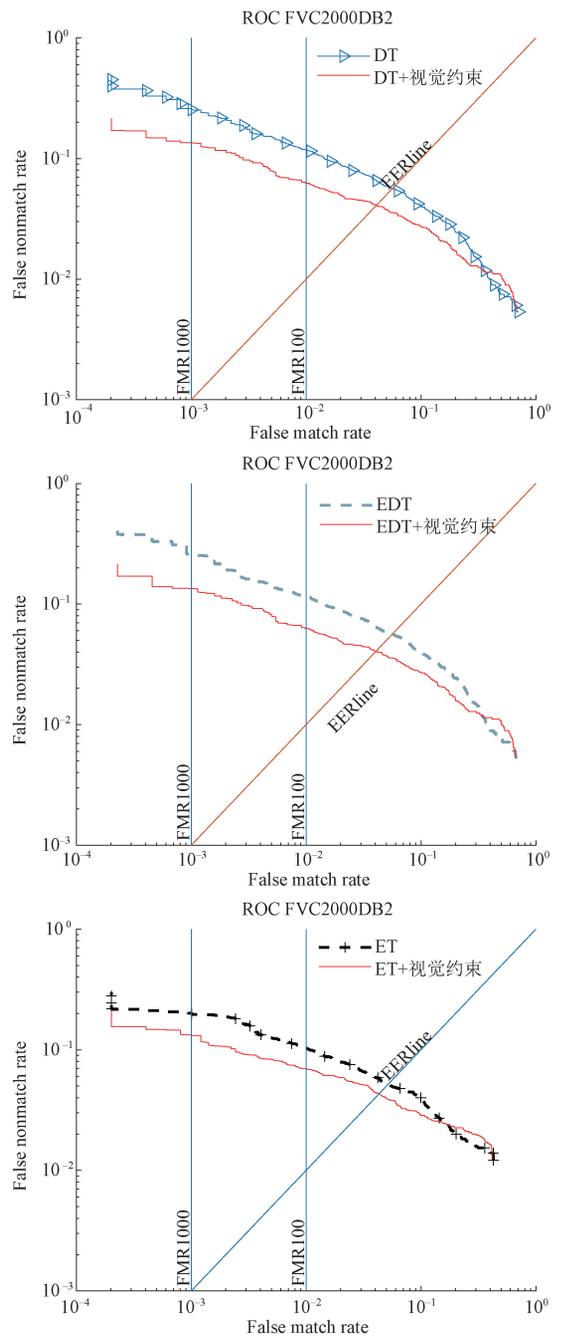


图 13 FVC2000DB2 数据库 DT、EDT 和 ET 加视觉约束前后 ROC 曲线比较

Fig. 13 comparison of ROC curves of DT, EDT and ET in FVC2000DB2 database before and after visual constraint

5 结 论

低质量指纹的产生是目前实际应用的指纹识别设备

无法避免的问题,也是影响识别性能的主要因素。针对低质量指纹导致的真实细节点缺失和伪细节点增加以及大多现有指纹识别算法在校准时过于依赖基准点准确性的问题,提出了视觉约束的增强三角剖分指纹识别算法。该算法首先分别对输入指纹图像和模板指纹图像进行预

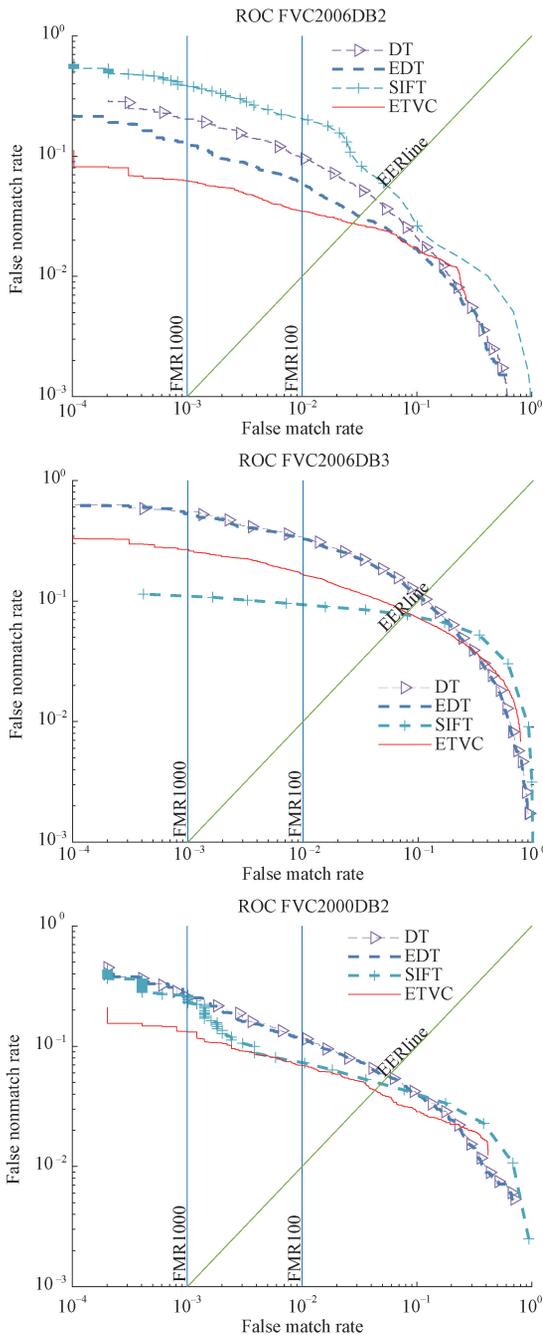


图 14 FVC2000DB2、FVC2006DB2 和 FVC2006DB3 中各种算法的 ROC 曲线对比

Fig. 14 ROC curve comparison of various algorithms in FVC2000DB2、FVC2006DB2 and FVC2006DB3

处理提取出细节点,采用增强三角剖分获得三角形集合,弥补了 Delaunay 三角剖分对伪细节点较敏感缺点;然后计算三角形特征向量,使用三角形递减验证进行三角形匹配,获得更加准确的匹配点对;再使用视觉约束剔除误匹配点对;最后利用匹配点对比例对指纹图像进行匹配判断。该算法与现有指纹识别算法相比,算法实现简单

表 10 FVC2000DB2、FVC2006DB2 和 FVC2006DB3 数据库上 ETVC 和其他算法 EER 比较

Table 10 Comparison of EER between ETVC and other algorithms on FVC2006DB2, FVC2006DB2 and FVC2006DB3 databases

Algorithm	FVC2000 单幅匹配		FVC2006 单幅匹配		FVC2006 单幅匹配	
	DB2/%	时间/s	DB2/%	时间/s	DB3/%	时间/s
DT ^[10]	5.62	0.22	4.35	0.96	10.81	0.87
EDT ^[15]	5.58	0.25	3.16	1.45	10.56	1.23
SIFT ^[18]	5.23	4.34	5.61	7.68	8.01	5.07
ETVC	4.34	0.29	2.64	1.76	7.98	1.42

表 11 ETVC 在 FVC2000DB2、FVC2006DB2 及 FVC2006DB3 数据库上各个阶段的平均时间

Table 11 Average time of ETVC in each stage of FVC2000DB、FVC2006DB2 and FVC2006DB3 (s)

ETVC 各个阶段	FVC2000DB2	FVC2006DB2	FVC2006DB3
增强三角剖分 (ET)	0.068	0.081	0.082
三角形递减验证 (TDV)	0.286	1.751	1.414
视觉约束	0.015	0.011	0.008
单幅匹配时间	0.29	1.76	1.42

且无需对齐,对低质量的指纹表现出良好的适应性。在不同质量的指纹数据库 FVC2000DB2、FVC2006DB2 和 FVC2006DB3 进行指纹识别实验,实验结果表明本算法在不同质量数据库上均表现出较好的识别效果。

参考文献

[1] 张莉,李甫,吴开腾.无方向的三角形匹配指纹识别[J].中国图象图形学报,2017,22(9):1214-1221.
ZHANG L, LI F, WU K T. Directionless triangle-matching fingerprint recognition [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(9): 1214-1221.

[2] 吴海龙,柏正尧,武文强.基于 STM32 和 C#的学生考勤系统设计[J].国外电子测量技术,2017,36(12):113-116.
WU H L, BAI ZH Y, WU W Q. Design of classroom attendance system based on STM32 and C#[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(12): 113-116.

[3] 张贺娜,乐燕芬,施伟斌.基于特征降维的核岭回归室内定位算法[J].仪器仪表学报,2020,41(10):83-91.
ZHANG H N, LE Y F, SHI W B. Kernel ridge regression based indoor location algorithm using feature reduction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 83-91.

[4] 唐恒亮,米源,刘涛,等.基于空间位置约束的稀疏指纹室内定位方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(6):79-85.

- TANG H L, MI Y, LIU T, et al. Sparse fingerprint indoor localization based on spatial position constraint [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 79-85.
- [5] 宋苗苗. 一种基于词袋法的地磁指纹室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 195-200.
- SONG M M. Bag of words based approach for geomagnetic fingerprinting based indoor positioning[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 33(10): 195-200.
- [6] 袁姮, 王志宏, 姜文涛. 基于复合梯度向量的指纹匹配算法[J]. 电子学报, 2017, 45(4): 912-921.
- YUAN H, WANG ZH H, JIANG W T. Fingerprint matching based on composite gradient vector[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(4): 912-921.
- [7] CAO K, JAIN A K. Automated latent fingerprint recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(4): 788-800.
- [8] LEE W, CHO S, CHOI H, et al. Partial fingerprint matching using minutiae and ridge shape features for small fingerprint scanners [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 87: 183-198.
- [9] YANG W C, HU J, WANG S. A Delaunay quadrangle-based fingerprint authentication system with template protection using topology code for local registration and security enhancement [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2014, 9(7): 1179-1192.
- [10] KHODADOUST J, KHODADOUST A M. Fingerprint indexing based on expanded Delaunay triangulation[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 81: 110-126.
- [11] TRIVEDI A K, THOUNAOJAM D M, PAL S. A robust and non-invertible fingerprint template for fingerprint matching system [J]. Forensic Science International, 2018, 288: 256-265.
- [12] KHACHAI Y M, LESHKO A S, DREMIN A V. The problem of fingerprint identification: A reference database indexing method based on Delaunay triangulation [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2014, 24(2): 297-303.
- [13] LI Z Z, LEI W, ZHANG W. Improvement for distortion resistance of Delaunay triangulation net-based fingerprint templates [J]. IET Biometrics, 2019, 8(5): 325-331.
- [14] GHADDAB M H, JOUINI K, KORBAA O. Fast and accurate fingerprint matching using expanded delaunay triangulation [C]. IEEE/ACS 14th International Conference on Computer Systems and Applications, 2017: 51-758.
- [15] GAGO-ALONSO A, HERNÁNDEZ-PALANCAR J, RODRÍGUEZ-REINA E. Indexing and retrieving in fingerprint databases under structural distortions [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(8): 2858-2871.
- [16] ABRAHAM J, KWAN P, GAO J. Fingerprint matching using a hybrid shape and orientation descriptor [J]. State of the Art in Biometrics, 2011, DOI: 10.5772/19105.
- [17] CAPPELLI R, FERRARA M, FRANCO A, et al. Fingerprint verification competition 2006 [J]. Biometric Technology Today, 2007, 15(7-8): 7-9.
- [18] MANICKAM A, DEVARASAN E, MANOGARAN G. Score level based latent fingerprint enhancement and matching using SIFT feature [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(3): 3065-3085.

作者简介



叶学义, 在中国科技大学获得博士学位, 现为杭州电子科技大学副教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别、信息隐藏。

E-mail: xueyiye@hdu.edu.cn

Ye Xueyi received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China. Now he is an associate professor at Hangzhou Dianzi University. His main research interests include image processing, pattern recognition and information hiding.



邹茹梦, 2018 年于衡阳师范学院获得学士学位, 现为杭州电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为指纹识别。

E-mail: gzayfq@163.com

Zou Rumeng received B. Sc. degree from Hengyang Normal University in 2018. She is currently a M. Sc. candidate at Hangzhou Dianzi University. Her main research interest includes fingerprint recognition.