

利用三值模板模糊匹配进行手指静脉识别

陈刘奎¹ 郑宏²

(1 重庆科技学院电气与信息工程学院, 重庆市溪正街 200 号, 401331)

(2 武汉大学电子信息学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘要:针对静脉特征图像中静脉边缘和末梢模糊造成匹配困难的问题,提出了一种基于三值模板图像的模糊匹配方法。该方法将提取出的静脉特征图像分割为三值图像,值1代表目标区,0.5代表模糊区,0代表背景区。三值图像用于模板匹配时,计算模板间非0值区域之间的平均距离作为相似分数,分数越低,则模板越相似。该方法匹配能力强,不要求点与点之间的绝对位置匹配,对模糊的静脉边缘和末梢匹配具有较强的鲁棒性。对实验中采集的456张近红外手指静脉图像进行匹配,正确识别率达99.46%,表明本文方法是可行的和有效的。

关键词:近红外手指静脉识别;三值模板;模糊匹配

中图分类号:P237.3

随着生物特征识别技术的广泛应用^[1],手指静脉识别技术已经走近人们的生活。由于手指静脉血管生长的随机性,人体手指静脉血管具有唯一的生物特征,与其他生物特征如人脸、声音、指纹、掌纹和虹膜等比较具有以下优势^[2-6]:①生物特征难以伪造,手指静脉处在皮下,日常接触很难非法获取其图像;②普遍性和唯一性,每根手指皮下都有手指静脉,成人的手指静脉图像不随年龄的增长有大变化,不同的手指具有不同的手指静脉图像;③手指静脉图像无接触采集,不会让采集对象产生反感情绪,并且不会被采集界面污染,如手指表皮轻微脏损。

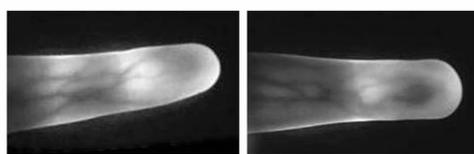
利用手指静脉图像进行个人身份识别分为手指静脉图像采集、图像预处理、特征提取和匹配识别四个部分^[7]。一般使用近红外光透射手指的方法进行手指静脉造影成像。本文提出了一种基于三值图像的近红外手指静脉模糊匹配方法。

1 手指静脉图像的采集和预处理

手指静脉图像的采集一般使用850~940 nm的近红外光透射手指的方式进行静脉造影,再获取其图像^[8]。采集到手指静脉图像后,进行滤波

去噪、旋转和图像大小标准化。

本文采用近红外光透射手指的方式来采集手指内侧表皮下的静脉图像,如图1所示。由图1可以看出,近红外成像模糊,有斑点噪声,手指方向相对于水平方向还有一定的倾角。这对静脉特征提取和匹配都是不利的,需要进行图像预处理,预处理流程图见图2。



(a) 手指1静脉图像 (b) 手指2静脉图像

图1 手指静脉图像

Fig. 1 Two Finger Vein Images for Example

2 静脉特征提取和三值模板模糊匹配

由于近红外手指静脉的灰度图像对比度很低,灰度分布不均匀,图像整体较模糊,直接进行灰度图像的特征提取不方便,所以需要先进行静脉纹路的提取。本文采用鲁棒性较好的重复线形跟踪法提取静脉纹路。由于此方法提取出的静脉边缘具

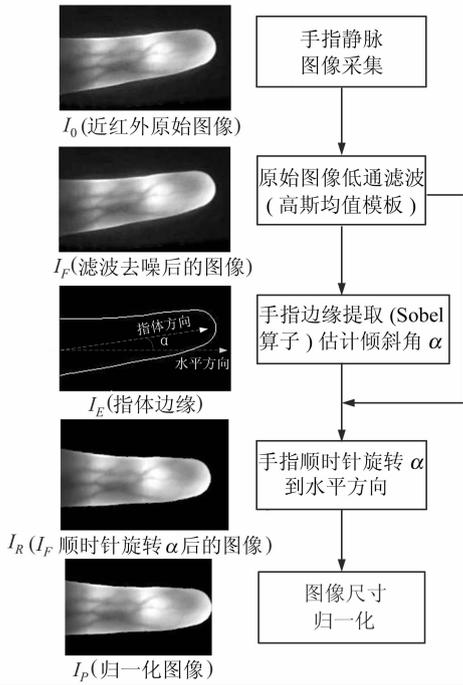


图2 预处理流程图

Fig. 2 Flow Chart of Pretreatment

有一定的随机性,需要进行三值分割提取其静脉特征。本文提出一种模糊距离的匹配方法计算三值模板间的相似分数,然后根据相似分数进行识别。

2.1 重复线形跟踪法提取静脉纹路

在手指静脉图像中,静脉上的点有两个明显特点:①局部相对较暗的点,其垂直于静脉生长方向剖面线上的点的像素灰度分布呈山谷状;②静脉生长具有线状连续的特点,如图3(a)中白色虚线为静脉上的剖面线,其线上点的灰度分布见图3(b)。重复线形跟踪法^[9]根据这两个特点进行静脉纹路的提取,原理如下:在手指静脉灰度图像上随机地选取初始种子点进行线形跟踪,设选中图3(a)中“*”点为种子点,搜索其邻域点,发现其黑色右邻点满足特点①和②,那么认为“*”点为静脉上的点,再更新此黑色点为开始点,仍然向右搜索是否有满足特点①和②的邻点,直到此方向上的邻点不再满足①和②,结束此次跟踪,记录下这条静脉的跟踪轨迹,即为图3(a)中“*”和黑色点。为了跟踪到其他的静脉,需要再选取新的种子点进行跟踪,随机选取的种子点也有可能不在静脉上,如图3(c)“*”种子点,其邻点都不满足①和②,那么认为这些点不在静脉上,重新选取种子点开始线形跟踪。当随机选取的初始种子点足够多时,就有可能将手指内所有的静脉纹路都跟踪到,如图3(d)和3(e),将这些跟踪过的静脉纹路轨迹叠加起来,就可以得到整体的

静脉轨迹,如图3(f)中的“*”和黑色点。

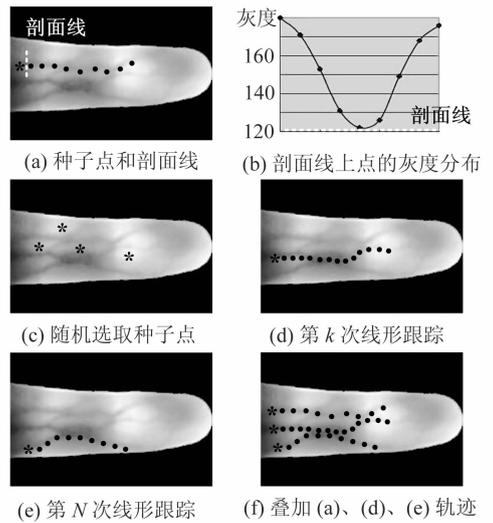


图3 重复线形跟踪法原理

Fig. 3 Principle of the Repeated Line Tracking

2.2 轨迹空间的后期增强处理

由图4(a)可见, I_L 中的静脉纹路还不明显,如果直接进行分割,会有大量的毛丛状噪声在静脉的边缘和末梢处。为了消除这些噪声,本文提出一种增强滤波方法来去除这些毛丛状噪声。先将轨迹空间缩小一半(图4(b)),再放大到原尺寸(图4(c)),然后滤波增强静脉主干线,并进一步去除噪声(图4(d))。这里使用双线性插值进行轨迹空间的缩放,缩小轨迹空间图像的尺寸可以填充跟踪轨迹的缝隙,并消除较细的跟踪轨迹噪声,再放大到原始尺寸进行滤波增强,就可以凸显出静脉主干。若中心增强滤波模板和值大于0,模板中心 3×3 掩膜的正权值较大,可以有效地增强轨迹空间中跟踪次数较大且聚集的部分,并消除毛丛状的跟踪轨迹噪声,增强后的轨迹空间记作 I_V 。

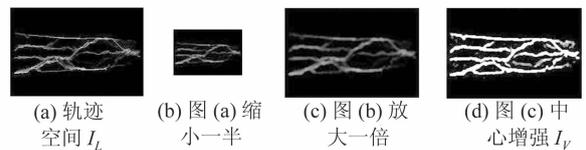


图4 静脉轨迹空间增强

Fig. 4 Vein Locus Space Enhance

2.3 手指静脉的三值分割

由于重复线形跟踪法中起始跟踪点和跟踪方向的选取具有很强的随机性,得到的 I_L 和 I_V 也有一定的随机性,对 I_P 进行两次独立的重复线形跟踪,可以得到两个轨迹空间,记作为 I_{1L} 和 I_{2L} ,见图5(a)和5(c),两者的差值图像为 $\text{abs}(I_{1L} - I_{2L})$,见图5(e), I_{1L} 和 I_{2L} 两个轨迹空间经过增强后记为 I_{1V} 和 I_{2V} ,见图5(b)和5(d),其差值图像

见图 5(f),在静脉边缘和末梢仍有差别。由图 5(e)和 5(f)可以看出,此静脉特征提取算法提取出的静脉边缘和末梢模糊,有一定的随机性。

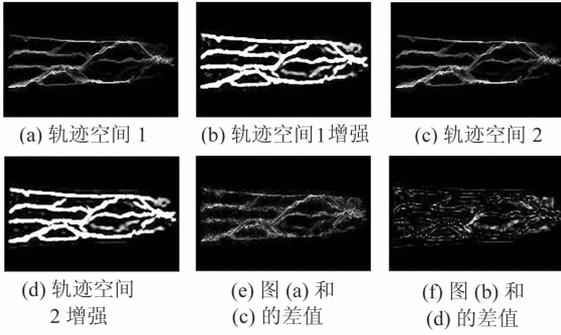


图 5 轨迹空间中静脉边缘的随机性

Fig. 5 Random of the Vein Edge in Locus Space

针对上述问题,本文提出使用三值分割增强后的轨迹空间能稳健提取出的静脉主干部分赋值 1,作为目标区域,随机性较大的静脉边缘和末梢部分赋值 0.5,作为模糊区域,其余部分赋值 0,作为背景区域,如式(1)所示:

$$M(i, j) = \begin{cases} 1, I_V(i, j) > T_1 \\ 0.5, T_2 \leq I_V(i, j) \leq T_1 \\ 0, I_V(i, j) < T_2 \end{cases} \quad (1)$$

I_V 经过式(1)双阈值分割后得到三值图像,记作 M 。双阈值 T_1 和 T_2 用来分割三个区域,实验发现, I_V 中静脉主干上的点非常明显,灰度值较大,边缘和末梢较模糊,灰度居中,取 $T_1 = 192, T_2 = 128$,可使分割出的模糊区域与图 5(f)相近,对图 5(b)进行三值分割后的部分区域如图 6 所示。

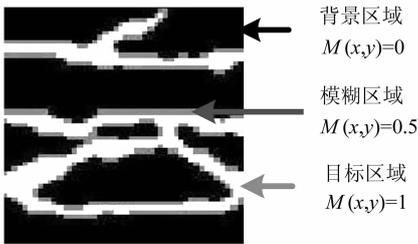


图 6 静脉轨迹的三值分割示意图

Fig. 6 Tri-value Segment of Vein Locus

2.4 三值图像的匹配

在匹配过程中,针对手指静脉的三值图像,本文提出一种模糊距离的计算方法来度量三值图像间的相似性。

设输入的三值图像为 I_i ,注册图像为 I_r ,两者大小相同,如果 I_i 和 I_r 来自同一手指,见图7(a)和 7(c),使用本文方法提取出的三值图像见图7(b)和 7(d),来自同一手指三值图像匹配时的一个示意图见图 7(g), I_i 和 I_r 重叠,绝大部分静脉纹路的

重叠部分表示成白色区域,即 I_i 和 I_r 中绝大多数非零值点都与 I_r 中的非零值点重合,不重合的非零值点表示成灰色, I_i 中未重叠的非零值点到 I_r 非零值点的距离非常小;同理, I_r 中未重叠的非零值点到 I_i 非零值点的距离也非常小,即两个三值图像间的距离较小。如果 I_i 和 I_r 来自不同手指,见图7(a)和 7(e), $I_i = I_1, I_r = I_3$,两者匹配的示意图见图 7(h), I_i 和 I_r 重叠,其中只有很少的白色区域,即 I_i 中只有少部分非零值点与 I_r 中的非零值点重合, I_i 中的那些非零值点到 I_r 中非零值点的距离较大;同理, I_r 中的非零值点到 I_i 中非零值点的距离也较大,即两个三值图像间的距离较大。识别时,对这两幅三值图像计算出来的距离进行分类,小于设定阈值的判为同一类,即来自于同一手指,大于或等于设定阈值的判为异类,即来自不同手指。

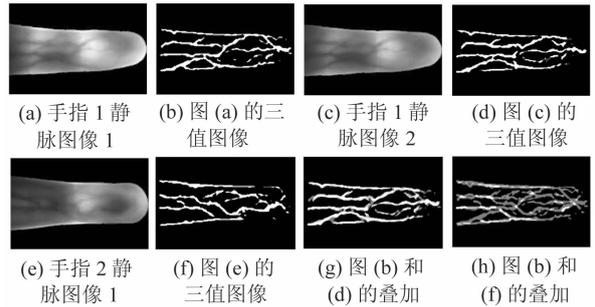


图 7 手指静脉三值图像间的匹配示意图

Fig. 7 Matching Chart of Tri-value Finger Vein

2.5 三值图像的距离映射

直接逐点计算二值图像间的最小距离是繁琐的,而使用距离映射图像是有效和方便的^[10,11]。由于三值图像中有两类非背景点,本文提出对目标点和模糊点分别考虑其距离变换中的距离范数,再综合计算出三值图像的距离映射图像。

定义一个点 $a(i_a, i_b)$ 到目标点 $b(j_a, j_b)$ 的距离为标准欧氏距离,如图8(a)中的距离 d_1 所示。点 a 到模糊点 c 的距离为欧氏距离的 k 倍,如图 8(a)中的距离 d_2 所示,由于模糊区域对匹配的重要性应该小于目标区域,故模糊区域的距离范数应大于目标区域的距离范数,有 $k > 1$ 。定义点 a 到目标区域 S 的距离为 a 到 S 中所有目标点的距离中的最小值,目标区域 S 的距离映射图像记作 $D_S, D_S(i, j) = d(M(i, j), S)$,如果只有一个目标点 b ,那么 D_S 如图 8(c)所示。同理,模糊区域 F 的距离映射图像记作 $D_F, D_F(i, j) = d(M(i, j), F)$ 。如果只有一个模糊点 c ,那么 D_F 如图 8(d)所示。

定义三值图像模板 M 的距离映射 D_M 图像为 D_S 和 D_F 相应点上的最小值:

$$D_M(i, j) = \min(D_S(i, j), D_F(i, j)) \quad (2)$$

即在图 8(c) 和 8(d) 中取相应位置的最小值作为最终距离映射图像的各个像素值, 这里 a 点位置的取值 $\min(d_1, d_2)$, 由于 $k > 1$, 即 $D_M(i_a, j_a) = d_1$, 见图 8(b)。当 k 确定后, 就可以遍历 a 到整个三值图像, 求出对应的距离映射图像 D_M 。

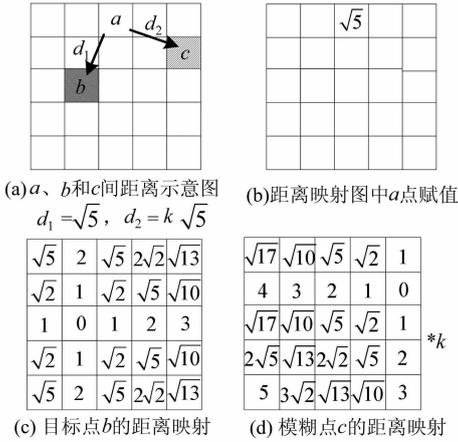


图 8 三值图像的距离映射示意图

Fig. 8 Distance Transform of Tri-value Image

2.6 三值图像间的模糊距离计算

匹配时, 记待测的输入三值模板为 M_i , 利用式(2)求出距离映射图像, 记作 D_i , 已注册的三值模板为 M_r , 相应的距离映射图像记作为 D_r , M_i 和 M_r 的匹配计算公式为:

$$C(M_i, M_r) = \frac{1}{2(N_i + N_r)} * \sum (M_i(i, j) * D_r(i, j) + M_r(i, j) * D_i(i, j)) \quad (3)$$

式中, N_i 和 N_r 分别为 M_i 和 M_r 两个三值模板中非 0 值点的个数; Σ 表示逐点累计非背景点到非背景区域距离, 再除以两模板的非 0 值点的个数, 得到的平均距离称为相似分数, 记作 C , 分数越小, 则两个模板越相似。在识别时, 设置一个分数阈值, 记作 C_T , 如果 $C < C_T$, 则认为 M_i 和 M_r 来自于同一手指的不同图像, 即识别结果为通过; 如果 $C \geq C_T$, 则认为 M_i 和 M_r 来自于不同手指的图像, 识别结果为拒绝。

3 实验数据和结果分析

目前, 国际上尚未有共享的手指静脉图像数据库, 本文实验中使用的图像来自 76 名志愿者 (其中男 60 人, 女 16 人), 采集了 76 根手指的近

红外手指静脉图像, 每根手指采集 6 幅图像, 总共 456 幅, 再使用本文方法进行匹配识别。

3.1 实验环境和计算参数

三值图像中的静脉具有明显的线状特征, 适合模板匹配, 本文把用于模板匹配的三值图像称为三值模板, 即为基于三值模板的手指静脉匹配识别实验。图 1 中两张近红外手指静脉图像的尺寸为 240×146 , 预处理过程中使用 5×5 高斯低通滤波模板、 3×3 的 Sobel 边缘算子、线性拟合手指体的边缘来估计手指相对水平方向的夹角 α , 图像归一化尺寸为 198×132 , 见图 2 中的 I_p 。由于指尖的静脉纤细并且密集, 受 CMOS 摄像头分辨率的限制, 现有的静脉特征提取算法难以准确判别, 并且指尖静脉汇聚的相似程度较高, 在选择模板的感兴趣区域 (ROI) 时, 裁减指尖部分, 取中间指节部分进行匹配, 其大小为 132×88 , 如图 9(a) 白色虚线框所示。式(1)中的两个阈值 $T_1 = 192, T_2 = 128, k = 1.21$ 。匹配计算时, 采用滑动窗口进行配准, 在三值模板 M_i (或 M_r) 中心取 100×60 部分作为滑动窗, 滑动窗在注册的三值模板 M_r (或待测三值模板 M_i) 上遍历滑动, 以式(3)进行匹配, 滑动窗的大小如图 9(b) 白色虚线框所示, 两次遍历滑动匹配计算得到的最小值作为两模板间的相似分数 C 。

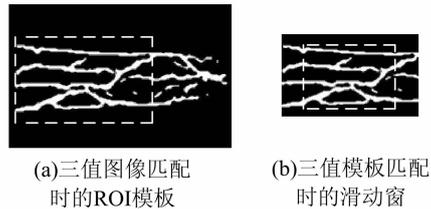


图 9 三值图像匹配时的 ROI 模板和滑动窗口

Fig. 9 ROI and Sliding Window in Matching

3.2 实验结果和分析

对采集到的 456 张图像任意选取 2 幅图像进行三值模板模糊匹配。同一个手指的 6 幅图像之间的匹配有 1 140 次, 记为 N_1 , 两根不同手指图像间的匹配有 102 600 次, 记为 N_2 。

先计算出同一手指不同图像间三值模板匹配的相似分数, 记作 C_S , 其直方图统计见图 10 中的黑色直方柱, 累计次数参考左边纵坐标。再计算出不同手指图像间三值模板匹配的不相似分数, 记作 C_D , 其直方图统计见图 10 中的灰色直方柱, 累计次数参考右边纵坐标。在识别过程中, 给定一个相似分数判别阈值 C_T , 那么 C_S 和 C_D 中分数小于 C_T 的都被认为是同一手指的不同三值模板间的匹配结果, 识别结果为通过。而大于等于 C_T

的分数都被认为是不同手指的三值模板间的匹配结果,识别结果为拒绝。由图 10 可看出, C_S 和 C_D 有重叠,这部分的识别将出现混淆,这里记 C_S 中有 N_{ES} 个值大于 C_T ,在 C_D 中有 N_{ED} 个值小于等于 C_T 。

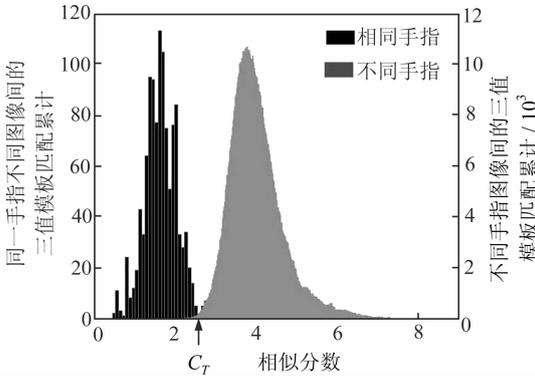


图 10 任意两手指图像间的匹配结果

Fig. 10 Histogram of Matching Between Two Tri-value Templates of Arbitrary Finger Images

目前,生物特征识别性能的衡量标准主要有错误接受率 FAR(false acceptance rate)和错误拒绝率 FRR(false rejection rate):

$$FAR = N_{ED}/N_2, FRR = N_{ES}/N_1$$

不同的 C_T 会有不同的 FAR 和 FRR。本文采用遍历 C_T 值的方法来搜索最佳阈值,这里 C_T 值为遍历从 0 到 7、间隔 0.01 的离散值,分别求出相应的 FAR 和 FRR,如图 11 所示。其中, $C_T = 2.21$ 为 C_D 中的最小值, $C_T = 2.84$ 为 C_S 中的最大值,那么最佳阈值 C_T 应在这两个值之间。

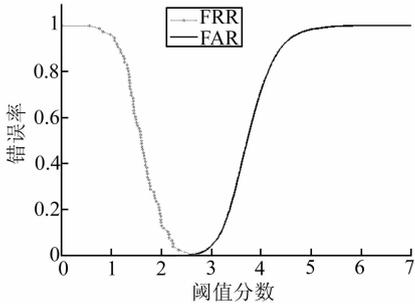


图 11 不同判别阈值 C_T 下的 FAR 和 FRR

Fig. 11 FAR and FRR Curves by C_T

由图 11 可知,曲线 FAR 随 C_T 单调递增,而 FRR 单调递减,实验中发现, $C_T = 2.73$ 时, $FAR + FRR$ 的和值最小,此值为最佳阈值,则此时有最大正确识别率 $R = 1 - (FAR + FRR) = 99.46\%$ 。

由图 10 可以看出, C_S 集中在 1.7 附近,说明同一手指不同图像的三值模板间平均相距 1.7 个单位距离,这也说明了重复线形跟踪法进行静脉

特征提取时具有较强的随机性,而 C_D 集中在 3.9 附近,说明不同手指间的三值模板平均相距 3.9 个单位距离,用于区分不同手指的效果较好。错误拒绝同一手指的不同图像间匹配的主要原因是近红外手指静脉图像采集时,手指在采集器中有立体倾斜,造成匹配配准困难,导致计算出的相似分数较大。错误接受不同手指图像间匹配的主要原因是有一部分手指的静脉分布过于稀疏或者稠密,线状特征较相似,导致匹配计算出的相似分数较小。

3.3 多次重复跟踪的实验结果

由于重复线形跟踪的静脉特征提取算法具有一定的随机性,本文对这 456 张图像进行 10 次独立的重复线形跟踪,再用本文方法进行匹配识别,最佳阈值 C_T 的取值范围在 $[2.70, 2.81]$,最大正确识别率 R 在 $[99.46\%, 99.48\%]$ 区间,说明本文方法对模糊的静脉边缘和末梢匹配的鲁棒性较好。

3.4 不同匹配方法比较的结果和分析

本文对采集到的实验数据分别进行了灰度图像归一化相关匹配^[12,13]、改进的 Hausdorff 距离匹配方法^[14]和点不命中个数统计(Miss_Match)的匹配方法^[9],加上本文提出的三值模板模糊匹配的方法,这四种方法的最大正确识别率分别为 75.70%、99.15%、98.46% 和 99.46%。可以看出,三值模板模糊匹配的方法在实验的数据集上具有较高的识别率。本文方法不强调匹配点的绝对相应位置,对静脉特征提取中的静脉边缘和末梢有较强随机性的区域划分到模糊区域,并将其距离范数适当加大,降低了这部分区域在匹配计算时的作用,提高了正确识别率。

灰度归一化相关方法使用 I_P 作为模板进行匹配,计算简单,但对噪声敏感,由于近红外图像总体模糊,光照的不均匀性在图像采集时也不稳定,故匹配识别的正确率较低。改进的 Hausdorff 距离用于边缘提取准确的二值图像的效果较好,模板为 I_V ,使用单阈值 $T=128$ 进行分割得到二值图像,由于提取出的静脉边缘和末梢仍具有一定的随机性,对此方法有一定影响,减小了正确识别率。点对点不命中个数统计方法对随机性较强的静脉边缘和末梢区域不作统计,完全忽略此类区域的影响,并且不考虑边缘分布的特点,正确识别率不高。

本文对手指旋转和静脉稀疏/稠密情况下的匹配还不完善,还需要在手指静脉的三维建模和局部特征匹配方面作进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] 包桂秋, 林喜荣, 周云龙. 基于人体生物特征的身份鉴别技术发展概况[J]. 清华大学学报, 2001, 41(4/5): 72-76
- [2] Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face Recognition by Independent Component Analysis[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464
- [3] Kim D S, Lee S Y, Kil R M. Auditory Processing of Speech Signals for Robust Speech Recognition in Real-world Noisy Environments[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1999, 1(7): 55-68
- [4] 尹义龙, 宁新宝, 张小梅. 自动指纹识别技术的发展与应用[J]. 南京大学学报(自然科学), 2002, 38(1): 29-35
- [5] Wu Xiangqian, Zhang D, Wang Kuanquan. Palmline Extraction and Matching for Personal Authentication[J]. IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics, 2006, A36(5): 978-987
- [6] Daugman J. The Importance of Being Random: Statistical Principles of Iris Recognition[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 279-291
- [7] Kono M, Ueki H, Umemura S. A New Method for the Identification of Individuals by Using Vein Pattern Matching of a Finger[C]. The 5th Symposium on Pattern Measurement, Yamaguchi, Japan, 2000
- [8] Wang Lingyu, Graham L. Near- and Far- Infrared Imaging for Vein Pattern Biometrics[C]. IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance(AVSS'06), Sydney, Australia, 2006
- [9] Miura N, Nagasaka A. Feature Extraction of Finger-vein Patterns Based on Repeated Line Tracking and Its Application to Personal Identification[J]. Machine Vision and Applications, 2004, 15: 194-203
- [10] Maurer Jr C R, Qi R, Raghavan V. A Linear Time Algorithm for Computing Exact Euclidean Distance Transforms of Binary Images in Arbitrary Dimensions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(2): 265-270
- [11] 陈飞, 胡鹏, 王秀芳, 等. 基于距离变换的提取和识别点状符号的方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(12): 1172-1175
- [12] Kono M, Ueki H. Near-infrared Finger Vein Patterns for Personal Identification[J]. Applied Optics, 2002, 41(35): 7429-7436
- [13] 刘进, 闫利. 图像相关匹配算法的快速实现[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(8): 684-687
- [14] 余成波, 秦华锋. 生物特征识别技术: 手指静脉识别技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009: 108-119

第一作者简介: 陈刘奎, 博士, 讲师, 研究方向为近红外数字图像处理与模式识别。

E-mail: clkwhu@126.com

Finger Vein Image Recognition Based on Tri-value Template Fuzzy Matching

CHEN Liukui¹ ZHENG Hong²

(1 College of Electronic & Engineering, Chongqing University of Science & Technology, 200 Xizheng Street, Chongqing 401331, China)

(2 School of Electronic & Information, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: In order to reduce the effect of fuzzy edges and tips of vein feature image in the template matching, we present a tri-value template fuzzy match algorithm, which segments the vein feature image into three areas: subject area, fuzzy area and background area; compute the average distance between the non-background areas as the similarity score between the matching templates. It is robust against the fuzzy edges and tips by increase the distance norm to the fuzzy area. The recognition accuracy rate, 99.46%, to 456 near-infrared finger vein images, shows that our proposed method is feasible and practical.

Key words: infrared finger vein recognition; tri-value template; fuzzy matching