

基于链码表示的手臂静脉特征提取与匹配

赵 珊 王 彪 唐超颖

南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 210016

摘要 针对手臂静脉这一生物特征,提出一种基于链码表示的静脉特征提取及匹配算法。由近红外手臂图像中提取出静脉的骨架结构,并将其分割为若干条曲线段,通过曲线的相对方向、相对位置及形状特征计算匹配曲线对,利用粒子群算法计算匹配曲线间的最优空间变换关系,根据静脉全局变换后点集的重叠情况判断匹配程度。针对来自9个国家的110位实验者组成的手臂图像库进行实验,Rank-1和Rank-10%识别率分别为74.5%和93.6%,优于改进Hausdorff距离及模板匹配方法,表明手臂静脉可作为一种新的生物特征来进行身份认证。

关键词 机器视觉;静脉识别;链码表示;粒子群算法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.0515003

Arm Vein Feature Extraction and Matching Based on Chain Code

Zhao Shan Wang Biao Tang Chaoying

College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China

Abstract A feature extraction and matching algorithm is proposed based on chain code to study the arm vein. The skeleton structure of the vein is extracted from the near infrared images of the arm and then divided into several curve segments. Matched curve pairs are calculated based on the relative direction, relative location and shape features of curves, and then the spatial transformation between the matched curve pairs is obtained with the particle swarm optimization algorithm. The matching probability is calculated based on the overlapping ratio of all the transformed vein points. The experiment on a database composed of arm images of 110 subjects from 9 countries shows that the identification rates for rank-1 and rank-10% are 74.5% and 93.6%, respectively, which is superior to the results obtained with algorithms of modified Hausdorff distance and template matching. It indicates that arm veins can be used as a new biometric feature for identity recognition.

Key words machine vision; vein recognition; chain code; particle swarm algorithm

OCIS codes 150.1135; 100.2960; 100.4994; 100.3008

1 引 言

生物特征识别技术通过计算机利用人体固有的生理特征和行为特征鉴别个人身份。该技术避免了传统身份识别技术不方便、不可靠、不安全等诸多缺点,已逐步发展为国内外热门研究方向。静脉识别主要是利用静脉的结构进行识别,相对于其他生物特征识别,具有非接触采集且为内部特征等优势,越来越受到人们的重视。

近年来,对手部的静脉特征提取及匹配算法的研究很多。文献[1]利用一种基于非等间快速傅里叶变换(USFFT)算法的曲波变换对手指静脉图像进行特征提取,并使用支持向量机(SVM)和神经网络算法对图像进行分类。文献[2]提出一种基于局部二值模式(LBP)和局部微分模式(LDP)的方法提取手掌静脉图像的局部纹理特征,对图像进行识别。文献[3]提取手掌静脉图像感兴趣区域的尺度不变特征变换(SIFT)和定向快速旋转二值特征(ORB),分别计算匹配得分,最后通过得分融合来判定匹配结果。主成分分析(PCA)算法在人脸识别中的应用较为普遍^[4],近年来,越来越多的研究者将其应用于静脉识别领域。文献

收稿日期: 2015-11-05; **收到修改稿日期:** 2015-12-28

基金项目: 国家自然科学基金(61403196)、江苏省自然科学基金(BK20140837)、教育部博士点基金(20133218120018)

作者简介: 赵珊(1990—),女,硕士研究生,主要从事图像分析及模式识别等方面的研究。E-mail: zhaoshan_99@163.com

导师简介: 王彪(1975—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事飞行控制、计算机视觉与精确制导等方面的研究。

E-mail: wangbiao@nuaa.edu.cn(通信联系人)

[5]对手背静脉图像进行3层小波分解,计算第3层低频子带图像与第2层低频子带图像垂直方向的低频投影向量,并将这两部分组成图像的特征向量,用PCA算法对特征向量进行降维处理,最后使用SVM方法进行分类。文献[6]使用高斯低通滤波及方向检测的方法获得图像中的手指静脉结构,并提取骨架结构的分叉点及端点作为特征点,最后以Hausdorff距离为测度进行手指静脉模式识别。

目前的静脉识别研究都是基于手部(手指、手背、手掌)的,并且大多利用图像的全局特征或局部关键点特征来进行匹配,忽略了脉络曲线中比关键点更稳健且更能代表整体脉络模式的曲线特征。相比于手部,手臂部位的静脉信息更为丰富。本文针对手臂静脉这一生物特征,提出一种基于链码表示的静脉特征提取方法,并利用基于曲线的特征检测图像中的匹配曲线对。最后,使用粒子群优化(PSO)算法迭代计算出最优仿射变换矩阵使得匹配曲线对进行空间对准,并根据对准点数所占比例计算匹配度。

2 图像预处理及特征提取

2.1 静脉提取及曲线段分割

对采集的近红外手臂图像进行增强处理,常用的增强算法有基于直方图的增强方法、基于同态滤波的方法及基于小波变换的方法等^[7],利用限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)方法调整近红外(NIR)图像的对比度。将静脉图像划分为 8×8 的连续不重叠子区域,将均匀分布作为目标直方图^[8],该方法在抑制噪声的基础上提升了图像的对比度,针对近红外手臂图像[图1(a)]的处理结果如图1(b)所示。由于和人类视觉系统的纹理认知机制一致,Gabor滤波器能很好地表达纹理的方向特征,利用Gabor滤波器自动提取近红外图像中的静脉信息。由于近红外图像中静脉为黑色线条,采用16个含有不同尺度和方向的Gabor滤波器的实部对图像进行处理^[9],并进一步增强静脉位置^[9],结果如图1(c)所示。采用Otsu阈值分割算法对结果图进行二值化和骨骼化处理,得到的静脉线状图如图1(d)所示。

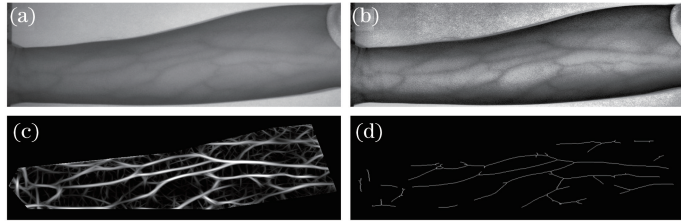


图1 从近红外图像中提取的静脉。(a) 近红外手臂图像;(b) 使用CLAHE方法增强图像;(c) Gabor滤波处理图像;(d) 静脉提取结果

Fig. 1 Veins extracted from the NIR arm image. (a) NIR arm image; (b) image enhanced by CLAHE; (c) image processed with Gabor filters; (d) vein extraction result

静脉线状图中的曲线比关键点所包含的信息量更大且更加稳定,因此,可将静脉纹路分割为多条曲线段。每个分叉点作为多条曲线的连接点,是曲线分割的依据。分叉点定义为8邻域中像素值为1的点的个数不小于3的点,提取结果如图2(a)所示。将分叉点的像素值置0,以此来分割曲线段。接着进行毛刺修剪,毛刺定义为长度小于阈值 T_1 的曲线段,修剪毛刺后的剩余曲线即可表示脉络的整体模式,同时去除了图像中的噪声。修剪毛刺后的静脉曲线段如图2(b)所示。

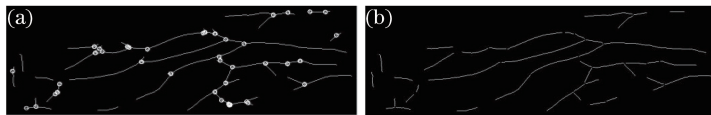


图2 曲线段分割。(a) 用圆圈标记分叉点;(b) 修剪毛刺结果

Fig. 2 Division of curve segments. (a) Bifurcations marked with circles; (b) bur removing result

2.2 静脉曲线的链码表示

链码是边界点的一种编码表示方法,其特点是利用一系列具有特定长度和方向的相连直线段来表示目标的边界^[10]。在链码表达中,用线段表示目标边界上相邻两个像素之间的联系,因为每个线段的长度固定而方向数目有限,所以只有边界的起点需用(绝对)坐标表示,其余点都只用连续方向来代表偏移量。常用的

有 4 方向链码和 8 方向链码,其定义如图 3 所示。

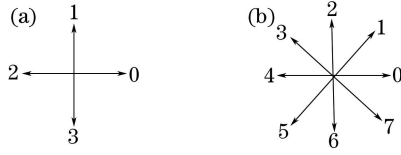


图 3 (a) 4 方向链码;(b) 8 方向链码

Fig. 3 (a) 4-direction chain code; (b) 8-direction chain code

由于链码具有方向性,采用 8 方向链码可对静脉曲线段进行编码,进而可利用链码值推断曲线的方向。例如 $\{(10,29),[0\ 0\ 4\ 6\ 7\ 1\ 1\ 1\ 2]\}$ 可表示一段曲线,其中 $(10,29)$ 为起始坐标,每个链码值都代表了当前点的走向。

2.3 曲线合并

由于噪声等因素导致提取的部分曲线段不完整[图 2(b)],将部分曲线段合并可得到更准确的曲线描述。根据最近距离及曲线的方向特征来搜索待合并的曲线。

曲线的链码表示曲线的走向,选择不同起始点会导致链码值的差异,如 0、4 均为水平方向,2、6 均为垂直方向,因此重新定义链码方向,如图 4(a) 所示。

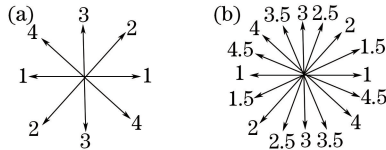


图 4 (a) 重定义链码方向;(b) 曲线方向

Fig. 4 (a) Redefined chain code; (b) curve direction

提出一种根据曲线的链码表达曲线方向的方法。首先计算每条曲线的链码统计特征 $\mathbf{d}_{ir}, \mathbf{d}_{ir}$ 为 1 行 4 列的向量,是方向 1~4 链码个数占曲线链码总数的比例。定义任一条曲线的方向为

$$D = \begin{cases} a & \max(\mathbf{d}_{ir}) \geq T_2 \\ \text{mid}(a, b) & \text{else} \end{cases}, \quad (1)$$

$$\text{mid}(a, b) = \begin{cases} 4.5 & a = 1, b = 4 \text{ or } a = 4, b = 1 \\ (a + b) / 2 & \text{else} \end{cases}, \quad (2)$$

式中 a 表示 \mathbf{d}_{ir} 中最大值对应的链码方向; b 表示 \mathbf{d}_{ir} 中次大值对应链码方向, a 和 b 均为 1~4 的整数。根据 (1)、(2) 式计算的曲线方向有 8 种可能,如图 4(b) 所示。对任意两条方向为 D_1 和 D_2 的曲线,定义曲线方向误差为

$$D_{\text{diff}}(D_1, D_2) = \min [D_1 - D_2, 4 - (D_1 - D_2)], \quad (3)$$

式中 $D_{\text{diff}}(D_1, D_2)$ 表示两条曲线相差 45° 的个数,规定 $D_{\text{diff}} \leq 0.5$ 时两曲线方向相似。

合并部分曲线的过程如下:

1) 通过(1)式计算曲线方向,通过(3)式及曲线方向相似条件判断任意两条曲线的方向是否相似,若相似则进行下步,否则这两条曲线不能合并;

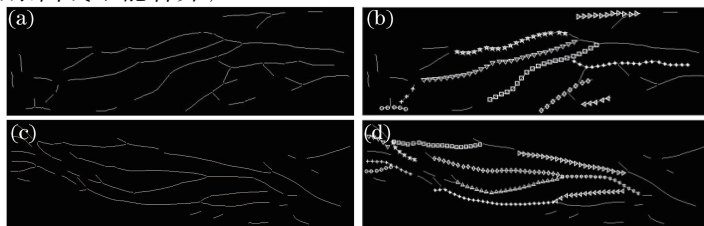


图 5 曲线合并。(a) 图像 1 合并前;(b) 图像 1 合并结果;(c) 图像 2 合并前;(d) 图像 2 合并结果

Fig. 5 Curve merging. (a) Image 1 before merging; (b) merging result of image 1; (c) image 2 before merging; (d) merging result of image 2

2) 计算任意两条方向相似的曲线最近端点的欧氏距离,若此距离小于设定阈值 T_3 ,且两条曲线不是分叉部位的曲线,则两条曲线合并为同一条曲线,之后进行特征提取时以同一条曲线对待。

图 5(b)、(d)分别为图 5(a)、(c)曲线合并的结果,其中相同形状标记的静脉曲线即为合并的曲线。

2.4 特征提取

提出一种基于曲线的特征提取方法,提取图像中每条曲线的相对方向特征、相对位置特征和形状特征,并根据这些特征进行后续的匹配工作。

2.4.1 相对方向特征

由于光照及拍摄角度的影响,同一手臂在不同时刻拍摄的图像中,静脉脉络的角度、位置及尺度并不相同,因此由(1)式计算得出的曲线方向不一定相同,但每条曲线与主轴(较长方向的轴)的角度保持不变,可将每条曲线与主轴的夹角作为曲线的特征。

主轴方向定义为使得静脉“最长”的方向。若图像中有 n 条曲线,每条曲线 4 个方向链码个数的统计值为 $d_i = [d_{i1}, d_{i2}, d_{i3}, d_{i4}]$, $i = 1, 2, \dots, n$, 可将所有曲线链码统计值按方向进行累加来表示主轴的链码统计特征,利用(1)式计算出主轴方向,其中链码方向 1~4 与 x 轴的夹角分别为 0° 、 45° 、 90° 、 135° ,且主轴经过图像重心,如图 6 所示,其中直线即为计算得出的主轴,可见根据链码统计结果计算的静脉走向是比较合理的。

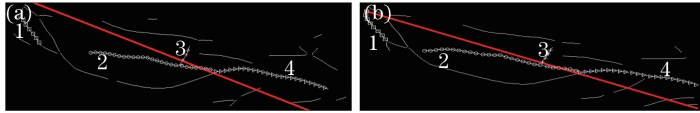


图 6 静脉的主轴。(a) 图像 1;(b) 图像 2

Fig. 6 Principal axis of vein. (a) Image 1; (b) image 2

通过(1)式计算出每条曲线的方向,假设主轴的方向为 D_{axis} ,任一条曲线方向为 D_i ,根据(3)式计算曲线相对于主轴的方向 $D_{diff}(D_{axis}, D_i)$,表示曲线与主轴夹角为 $D_{diff}(D_{axis}, D_i) \times 45^\circ$ 。图 6(a)、(b)为同一个人不同周期拍摄的两幅图像,其中相同符号及数字标记的曲线为目测相同位置的曲线,分别计算了图中标记曲线的方向与相对主轴的方向,结果如表 1 所示。

表 1 部分静脉曲线方向对比

Table 1 Comparison of some curves' directions

Image No.	Curve direction		Relative curve direction		Direction of principal axis	
	Image 1	Image 2	Image 1	Image 2	Image 1	Image 2
1	3.5	3.5	1	1		
2	1	1	0.5	0.5		
3	1.5	1.5	2	2	4.5	4.5
4	1	1	0.5	0.5		

通过表 1 可观察到,同一个人相同位置的静脉曲线与主轴夹角是相同的,所以在寻找两图像中匹配曲线对的过程中,可通过静脉的相对方向特征来排除部分曲线。

2.4.2 相对位置特征

假设图像中一条曲线上有 n 个点,任一点坐标为 (x_i, y_i) ,其中 $i = 1, 2, \dots, n$,由于图像为二值图像,则曲线重心为 (x_{mean}, y_{mean}) ,其中

$$x_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

同样,图像的重心可通过计算静脉上所有点坐标的均值得到。

通过计算曲线重心与图像重心的欧氏距离得到每条曲线的相对位置特征,虽然图像尺度不同时,曲线重心与图像重心的距离会有所不同,但每条曲线距离重心的远近程度是不变的,例如,距离图像重心最近的曲线在不同的尺度下依然满足距离重心最近。

2.4.3 形状特征

不变矩是一种常用的形状描述符。由于 Hu 不变矩具有平移不变、旋转不变和尺度不变特征,因此,计

算每条曲线最小矩形区域的 7 个 Hu 不变矩来表示曲线的形状特征。

设图像中任一位置 (x, y) 处的灰度值为 $f(x, y)$, p 和 q 均为大于等于 0 的整数, 则图像函数 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩定义为

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y), \quad (5)$$

$f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶中心矩定义为

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y), \quad (6)$$

$$\bar{x} = m_{10} / m_{00}, \quad (7)$$

$$\bar{y} = m_{01} / m_{00}, \quad (8)$$

$f(x, y)$ 的归一化中心矩可表示为

$$N_{pq} = M_{pq} / M_{00}^\gamma, \quad (9)$$

式中 $\gamma = 1 + (p+q)/2$, $p+q = 2, 3, \dots$ 。

根据(5)~(9)式, 图像区域不随平移、旋转和尺度变化而改变的 7 个 Hu 不变矩可通过下式计算^[10]:

$$T_1 = N_{20} + N_{02}, \quad (10)$$

$$T_2 = (N_{20} - N_{02})^2 + 4N_{11}^2, \quad (11)$$

$$T_3 = (N_{30} - 3N_{12})^2 + (3N_{21} + N_{03})^2, \quad (12)$$

$$T_4 = (N_{30} + N_{12})^2 + (N_{21} + N_{03})^2, \quad (13)$$

$$T_5 = (N_{30} - 3N_{12})(N_{30} + N_{12}) [(N_{30} + N_{12})^2 - 3(N_{21} + N_{03})^2] + (3N_{21} - N_{03})(N_{21} + N_{03}) [3(N_{30} + N_{12})^2 - (N_{21} + N_{03})^2], \quad (14)$$

$$T_6 = (N_{20} - N_{02}) [(N_{30} + N_{12})^2 - (N_{21} + N_{03})^2] + 4N_{11}(N_{30} + N_{12})(N_{21} + N_{03}), \quad (15)$$

$$T_7 = (3N_{21} - N_{03})(N_{30} + N_{12}) [(N_{30} + N_{12})^2 - 3(N_{21} + N_{03})^2] + (3N_{12} - N_{30})(N_{21} + N_{03}) [3(N_{30} + N_{12})^2 - (N_{21} + N_{03})^2]. \quad (16)$$

3 图像匹配

图像的匹配即对一幅图像的目标进行一系列的空间变化, 使其与另一幅图像中相应目标达到空间上的相似^[11]。匹配常包括 4 个因素: 特征空间、搜索空间、搜索策略、相似性度量^[11]。求取参考图像与待匹配图像间的匹配曲线对, 匹配曲线对上所有点的坐标即为特征空间。为使两幅图像中的匹配曲线对能在空间上达到一致, 可通过仿射变换(搜索策略)对两组点集进行校准。匹配常用的相似性度量有欧氏距离、Hausdorff 距离和汉明距离^[12]等, Hausdorff 距离能准确反映点集的空间相似度, 因此选择 Hausdorff 距离作为相似性度量, 并使用粒子群算法进行搜索(搜索策略), 迭代计算出使待匹配曲线对的点集在空间上最相近的仿射变换矩阵。最后利用计算的仿射变换矩阵对所有静脉点集进行空间校准, 通过比较校准后两组静脉点集的空间关系来计算最终的匹配度。

3.1 计算匹配曲线对

对待匹配的两幅图像中提取的相对方向特征、相对位置特征和 7 个不变矩特征, 以欧氏距离为相似性度量, 寻找出 n 对匹配曲线对。对参考图像中任一条曲线 r , 从待匹配图像的所有曲线中查找满足以下条件的曲线:

- 1) 根据每条曲线的相对位置特征, 计算与曲线 r 欧氏距离最小的 5 条曲线;
- 2) 从这 5 条曲线中筛选出其相对方向特征与 r 相同的曲线;
- 3) 若步骤 2) 中筛选出多条曲线, 则计算每条曲线的 Hu 不变矩特征与 r 的差异(欧氏距离), 选择差异最小的曲线, 否则没有与 r 相匹配的曲线。

图 7(a)、(b) 中相同形状标识的曲线为通过该方法检测到的匹配曲线对。由图中可观察到, 检测到的大部分匹配曲线对是合理的, 只有少量匹配曲线对是错误的, 这种误匹配可以通过下一节中的方法排除。

若能通过该方法从两幅图像中找出一个或多个匹配曲线对, 则继续后续操作, 否则直接判断两幅图像不能匹配。

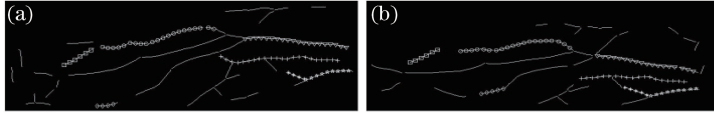


图 7 匹配曲线对。(a) 参考图像；(b) 待匹配图像

Fig. 7 Matched curve pairs. (a) Reference image; (b) image to be matched

3.2 使用 PSO 算法计算最佳变换矩阵

粒子群算法是一种有效的群体智能优化算法,通过群体中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索^[13]。

假设 d 维搜索空间中第 i 个粒子的位置和速度分别为 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d})$ 和 $V_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d})$,在每一次迭代中,粒子本身所找到的最优解为 $P_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,d})$,整个种群找到的最优解为 $P_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,d})$ 。找到这两个最优解时,粒子通过以下公式来更新自己的速度和新的位置:

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)], \quad (17)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), j = 1, 2, \dots, d, \quad (18)$$

式中 ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为正的学习因子, r_1 和 r_2 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数。

假定检测到参考图像与待匹配图像中有 n 个匹配曲线对,对应点集坐标为 $K_1 = (k_{1,1}, k_{1,2}, \dots, k_{1,d}), K_2 = (k_{2,1}, k_{2,2}, \dots, k_{2,d})$,其中 $k_{1,i}$ 为参考图像中第 i 条匹配曲线的点集坐标, $k_{2,j}$ 为待匹配图像中第 j 条匹配曲线的点集坐标,则使用 PSO 算法计算由点集 K_2 经变换与点集 K_1 对准的最佳仿射变换矩阵的步骤如下:

- 1) 初始化粒子的位置和速度;
- 2) 评价每个粒子的适应度,首先计算 K_2 的仿射变换

$$K'_2 = HK_2 = \{k'_{2,1}, k'_{2,2}, \dots, k'_{2,n}\}, \quad (19)$$

然后计算点集 K'_2 与点集 K_1 中匹配曲线间的 Hausdorff 距离

$$f = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}, \quad (20)$$

定义适应度值为

$$f_a = \sum_{i=1}^n f_i, \quad (21)$$

平均距离为

$$\bar{f} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i, \quad (22)$$

如果满足条件

$$f_j > 3\bar{f}, j = 1, 2, \dots, n, \quad (23)$$

则认为第 j 个匹配曲线对为误匹配,则将第 j 个匹配曲线对删除,令

$$f_a = f_a - f_j, \quad (24)$$

$$K_1 = \{k_{1,1}, k_{1,2}, \dots, k_{1,j-1}, k_{1,j+1}, \dots, k_{1,n}\}, \quad (25)$$

$$K'_2 = \{k'_{2,1}, k'_{2,2}, \dots, k'_{2,j-1}, k'_{2,j+1}, \dots, k'_{2,n}\}, \quad (26)$$

$$K_2 = K'_2; \quad (27)$$

- 3) 根据(17)、(18)式更新粒子的位置和速度;
- 4) 若满足条件则停止迭代,得出最优仿射变换矩阵 H , 否则返回步骤 2) 继续迭代。

3.3 匹配度计算

利用计算得出的变换矩阵计算图像匹配度的步骤如下:

- 1) 对待匹配图像中所有曲线上的点进行变换矩阵为 H 的仿射变换;
- 2) 删除两点集中的出格点,即没有近似对准的连续点;

3) 设参考图像与待匹配图像中静脉上点个数分别为 m_1 和 m_2 ,两图像中最终对准点个数为 n_1 和 n_2 ,计算近似对准点数所占比例 R 来表示两点集的相似度,

$$R = \min(n_1, n_2) / \max(m_1, m_2), \quad (28)$$

匹配过程如图 8 所示。

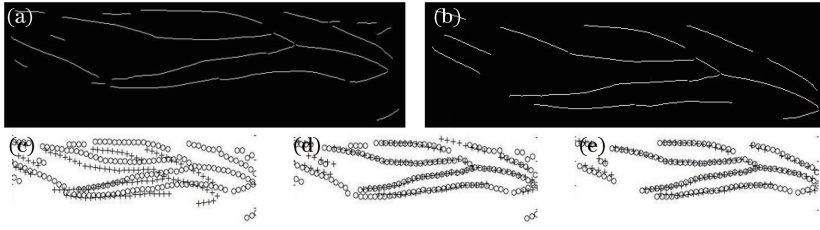


图 8 静脉匹配过程。(a) 参考图像;(b) 待匹配图像;(c) 原始位置;(d) 对准情况;(e) 删除出格点

Fig. 8 Matching of veins. (a) Reference image; (b) image to be matched; (c) original position; (d) registration result; (e) outlier deletion

4 实验及讨论

4.1 阈值选取分析

4.1.1 阈值 T_1

2.1 节中阈值 T_1 取决于图像的尺度。对图像库中所有静脉图像进行实验操作, 设任一图像中曲线条数为 n_r , 对图中所有曲线长度由小到大排列, 记录每幅图像中曲线长度排名为 $n_r \times k (0 < k < 1)$ 的曲线长度, 其中 $n_r \times k$ 取整数。毛刺为图像中较短的曲线, k 分别取 0.3、0.4、0.5 时, 对曲线长度的统计情况及均值分别如图 9(a)~(c) 所示, 统计得到的均值分别为 8.5、11.8、18.9。根据图 9(a)~(c) 的三个均值, 分别令 T_1 为 9、12、19 时, 对图 1(d) 进行毛刺修剪, 结果如图 9(d)~(f) 所示, 可见阈值取 12 时结果最好, 既不会丢失有用信息, 也能将毛刺修剪干净。

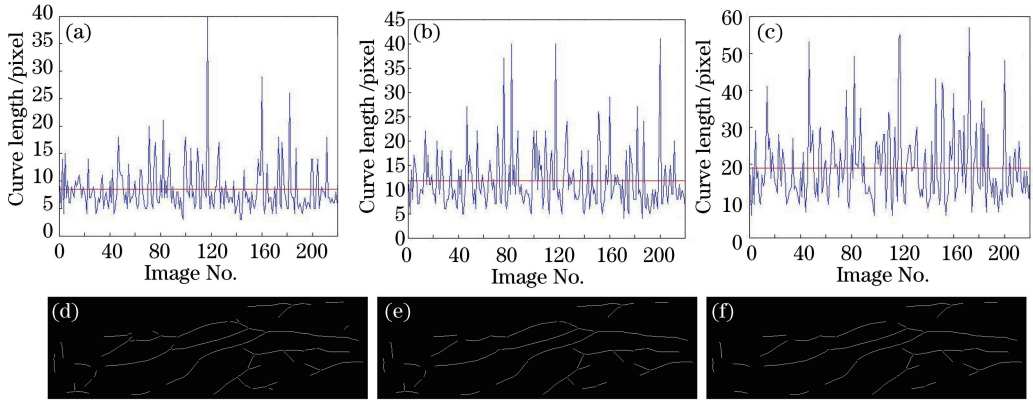


图 9 T_1 的确定。(a) $k=0.3$; (b) $k=0.4$; (c) $k=0.5$; (d) $T_1=9$; (e) $T_1=12$; (f) $T_1=19$

Fig. 9 Determination of T_1 . (a) $k=0.3$; (b) $k=0.4$; (c) $k=0.5$; (d) $T_1=9$; (e) $T_1=12$; (f) $T_1=19$

4.1.2 阈值 T_2

(1) 式中的阈值 T_2 通过实验进行分析和确定。通过曲线中链码方向所占比例来确定曲线方向时, 必须选取所占比例较大的方向, 所以链码比例必须大于 0.5; 按照图 4(a) 重定义的方向对图 10 中三条曲线进行链码统计, 所得结果如表 2 所示。设置不同阈值, 利用 (1) 式和 (2) 式计算其方向, 如表 2 所示。图 10(a)~(c) 中曲线最接近的方向分别为 4.5、1 和 1.5, 可见阈值 0.7 较为合适。

表 2 设置不同阈值时的方向

Table 2 Direction with different thresholds

Curve No.	Ratio of every chain code				Direction with different thresholds			
	1	2	3	4	0.5	0.6	0.7	0.8
1	0.44	0	0.03	0.53	4	4.5	4.5	4.5
2	0.79	0.06	0	0.15	1	1	1	4.5
3	0.25	0.60	0.15	0	2	2	1.5	1.5



图 10 三条不同曲线。(a) 曲线 1;(b) 曲线 2;(c) 曲线 3

Fig. 10 Three different curves. (a) Curve 1; (b) curve 2; (c) curve 3

4.1.3 阈值 T_3

对 2.3 节中曲线合并过程中的阈值 T_3 进行分析。删除毛刺部位的分叉点时导致了曲线的不连续,如图 11(a)~(c)所示,圆圈表示检测的分叉点,删除分叉点及毛刺修剪后的结果如图 11(d)~(f)所示,曲线合并针对的就是这种情况。利用 2.1 节方法处理图像后,一般每个分叉部位会断开 2~3 个点,另外,在图 11(b)所示情况下两个分叉点很接近,处理后断开点数为 6。阈值 T_3 过大时会导致误连接,过小时会有遗漏,针对以上分析,设定 $T_3=8$ 。

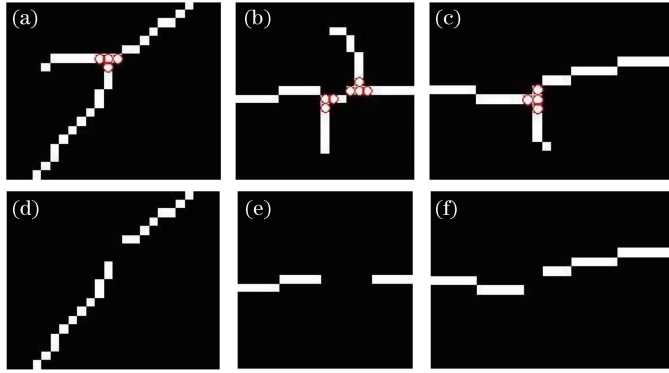


图 11 T_3 的确定。(a)~(c) 毛刺分叉部位;(d)~(f) 对(a)~(c)的处理结果

Fig. 11 Determination of T_3 . (a)~(c) Bifurcations of burrs; (d)~(f) processed images of (a)~(c)

4.2 方向及相对方向的有效性

4.2.1 方向与起始点的关系

2.3 节提出(1)、(2)式来根据链码计算曲线方向,其中选择不同的曲线起点得到的 8 方向链码统计结果会有不同。图 12 中两条曲线分别以图中标识端点 1、2、3、4 为起点提取链码,并统计每个链码个数的比例,表 3 所示为每组链码的 8 方向统计值及重定义的 4 方向统计值,并根据(1)、(2)式计算了选择不同起点时对应的曲线方向。从表 3 可看出,对任一条曲线选择不同起点时,对应的 8 方向链码统计值不同,但重定义的 4 方向统计值相同,因此计算的方向也相同。所以(1)、(2)式计算的曲线方向与起始点的选择无关。

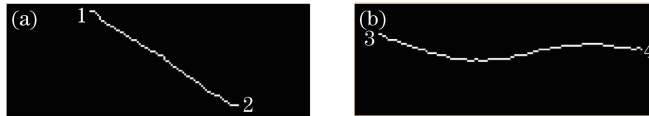


图 12 两条曲线

Fig. 12 Two curves

表 3 不同起始点的曲线对应的方向统计值

Table 3 Statistical values of curves with different starting points

Starting point No.	Statistical result of 8-direction chain code								Statistical result of redefined chain code				Direction
	0	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	
1	0.3951	0	0	0	0	0	0.0247	0.5802	0.3951	0	0.0247	0.5802	4.5
2	0.0123	0	0.0247	0.5802	0.3828	0	0	0	0.3951	0	0.0247	0.5802	4.5
3	0.7857	0.0786	0	0	0	0	0	0.1357	0.7857	0.0786	0	0.1357	0
4	0.0071	0	0	0.1357	0.7786	0.0786	0	0	0.7857	0.0786	0	0.1357	0

4.2.2 相对方向特征的有效性

2.4 节中提取了每条静脉曲线段的相对方向特征、相对位置特征和形状特征,用位置特征对曲线进行定

位,并以相对方向特征和形状特征作为约束条件,从待匹配图像中寻找与参考图像相匹配的曲线。为证明相对方向特征的有效性,去除其中的相对方向特征[3.1 节步骤 2)],重新计算两图像中的匹配曲线对。实验结果如图 13 所示,图 13(a)、(b)为同一个人不同周期提取的静脉图像,相同符号标记的曲线为计算得到的匹配曲线对,图 13(c)、(d)为忽略相对方向特征得到的匹配曲线对,分别使用了×、○、△来标识误匹配的曲线对。可见在匹配曲线对的计算过程中,相对方向特征是一种有效的约束特征。

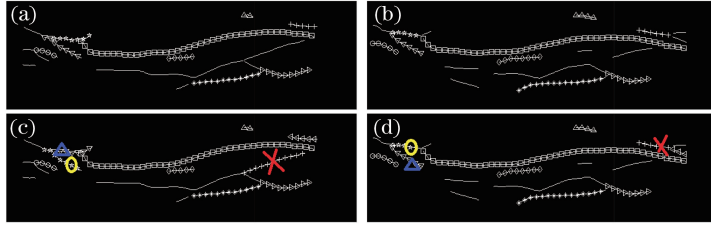


图 13 相对方向特征的有效性。(a)(b) 3.1 节方法计算得到的匹配曲线对;(c)(d) 计算匹配曲线对过程中忽略相对方向特征的结果

Fig. 13 Effectiveness of relative direction. (a)(b) Matched curve pairs calculated with the method in section 3.2; (c)(d) matched curve pairs with relative direction not used

4.3 匹配实验及讨论

对一个含有 110 人手臂图像的测试图库进行了实验,其中女性 14 人,男性 96 人,年龄范围为 17~23 岁,包括来自 9 个国家的不同人种。采用 JAI-AD080CL 相机进行拍摄,相机与被采集人员的平均距离为 2 m,图像尺寸为 1024 pixel×768 pixel。每个人拍摄两次图像,两次拍摄的光照、拍摄角度均不同,平均时间间隔为两周。图 14 为同一个人两个周期拍摄的近红外图像和提取出来的静脉结果。采用第一周期拍摄的 110 幅手臂静脉图像作为图像数据库,第二周期拍摄的 110 幅手臂静脉图像作为待匹配图像,利用提出的算法进行静脉的提取和匹配,共 110×110=12100 次匹配实验。

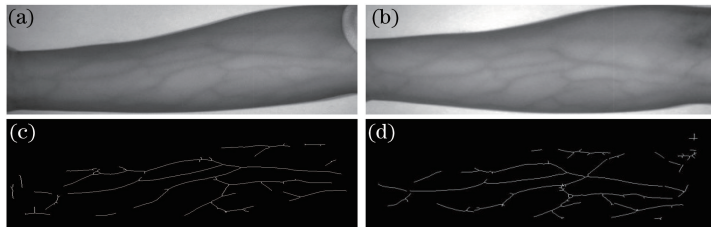


图 14 同一人在两个周期拍摄图像及静脉提取结果。(a) 第一周期拍摄图像;(b) 第二周期拍摄图像;(c) 图像(a)的静脉提取结果;(d) 图像(b)的静脉提取结果

Fig. 14 Images of one person captured in different sessions and the extracted veins. (a) Image captured in the first session; (b) image captured in the second session; (c) vein extraction result of image (a); (d) vein extraction result of image (b)

将改进的 Hausdorff 距离匹配算法^[6]与模板匹配算法^[14]与本文算法进行比较,并根据实验结果生成累积匹配特性(CMC)曲线,如图 15 所示。CMC 曲线主要描述了系统返回的最相似模型的个数与正确率之间的关系,横坐标为按相似度排名返回的最相似模型个数 n 的百分比,即为 n 除以测试模型总数,纵坐标为测试者的正确身份包含在系统返回的 n 个最相似模型中的概率,CMC 曲线中的第一识别率(Rank-1 识别率)为当系统返回一个最相似模型时,这个模型正好为测试者正确身份的概率。定义当系统返回模型个数占模型总数的 $k\%$ (Rank- $k\%$)时,CMC 曲线中对应纵坐标为 Rank- $k\%$ 识别率。实验结果的 Rank- $k\%$ 识别率分析如表 4 所示。

表 4 匹配结果分析
Table 4 Matching result analysis

Recognition method	Recognition rate at different ranks / %										
	1%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	100%
Proposed algorithm	74.5	93.6	94.5	95.5	96.4	96.4	97.3	98.2	99.1	99.1	100
Modified Hausdorff distance	46.4	71.8	80.9	83.6	88.2	93.6	95.5	95.5	96.4	97.3	100
Template matching method	21.8	47.3	56.4	66.4	72.7	80.0	83.6	87.3	92.7	96.4	100

通过实验得到的 CMC 曲线及表 4 分析可知,利用本文算法得到的 Rank-1 和 Rank-10% 识别率分别为

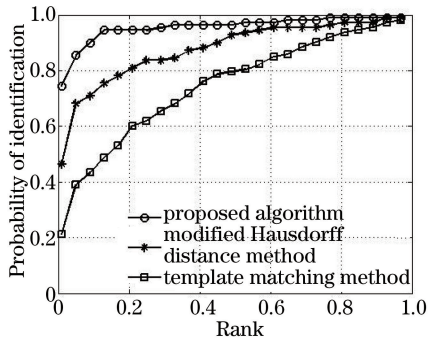


图 15 匹配结果的 CMC 曲线

Fig. 15 CMC curves of the matching result

74.5%和 93.6%，而改进的 Hausdorff 距离匹配算法的结果为 46.4%和 71.8%，模板匹配方法的结果为 21.8%和 47.3%。由此可见，与另外两种方法相比，本文算法的匹配率更高。

目前的静脉识别算法主要针对手指、手背、手掌等部位的静脉，手部面积小，静脉距离皮肤表层较浅，另外，在手部静脉图像的采集过程中，相机与手部的距离通常小于 50 cm，易于检测出清晰完整的静脉纹路，因此识别率较高^[15-16]。本文的研究对象是手臂部位的静脉，相比于手部，手臂面积大、脂肪覆盖厚、静脉距离表皮较深，另外，图像采集过程中相机与手臂的平均距离为 2 m，因此图像中的静脉纹理不是特别明显，提取到的静脉曲线很可能不连续或不完整。图 16(a)、(b)为同一人在两个周期拍摄的图像(静脉不清晰)，可见从该手臂图像无法提取完整的静脉信息。图像采集过程中的光照及手臂摆放姿势等因素也会降低静脉图像的质量。图 17(a)、(b)为同一人在不同周期拍摄的图像(光照不同)，其中图 17(a)的光照较弱且分布不均，因此图像质量较差，部分静脉信息丢失，对识别率产生较大影响。图 18(a)、(b)中，两次拍摄时手臂的摆放姿势不同，得到的静脉图像也有较大差别。可见，上述多种因素对手臂静脉匹配的准确率都会有较大影响。

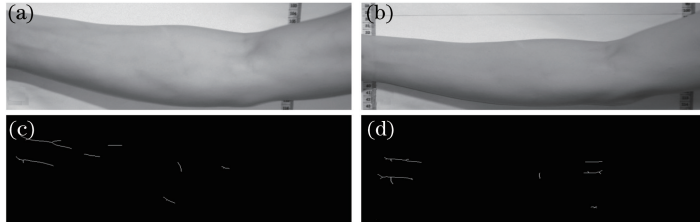


图 16 静脉提取(静脉不清晰)。(a) 第一周期拍摄图像；(b) 第二周期拍摄图像；(c) 图像(a)的静脉提取结果；(d) 图像(b)的静脉提取结果

Fig. 16 Vein extraction (unclear veins). (a) Image captured in the first session; (b) image captured in the second session; (c) vein extraction result of image (a); (d) vein extraction result of image (b)

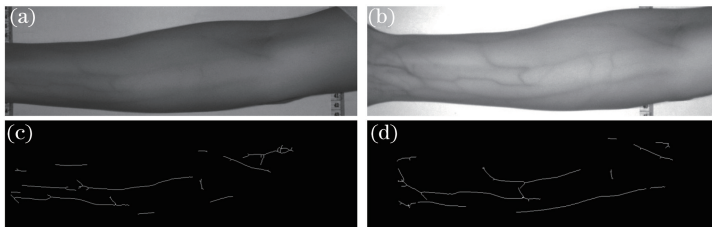


图 17 静脉提取(光照不同)。(a) 第一周期拍摄图像；(b) 第二周期拍摄图像；(c) 图像(a)的静脉提取结果；(d) 图像(b)的静脉提取结果

Fig. 17 Vein extraction (different light conditions). (a) Image captured in the first session; (b) image captured in the second session; (c) vein extraction result of image (a); (d) vein extraction result of image (b)

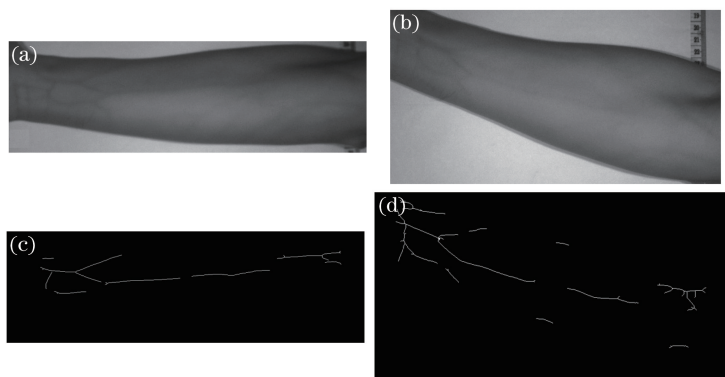


图 18 静脉提取(姿势不同)。(a) 第一周期拍摄图像;(b) 第二周期拍摄图像;(c) 图像(a)的静脉提取结果;
(d) 图像(b)的静脉提取结果

Fig. 18 Vein extraction (different poses). (a) Image captured in the first session; (b) image captured in the second session;
(c) vein extraction result of image (a); (d) vein extraction result of image (b)

5 结 论

针对手臂静脉这一生物特征提出了一种基于链码表示的静脉特征提取与匹配算法。用链码表示提取的静脉曲线,并提取每条曲线的方向、位置及形状特征,搜索两幅图像中的匹配曲线对,利用 PSO 算法迭代计算出使匹配曲线达到空间相似的变换矩阵,最后利用得出的变换矩阵对静脉点集进行空间校准,以两幅图像中对准点数所占比例来计算匹配度。该方法充分利用了静脉的线特征进行匹配。实验表明,该方法识别率较高。相比于手部,手臂部位面积大、静脉纹理多、特征信息丰富,因此在生物识别领域具有更好的前景。今后将重点研究低质量及受光照、姿态影响的图像,进一步提高静脉匹配的准确率。

参 考 文 献

- 1 Wang K J, Yang X F, Tian Z, *et al.*. The finger vein recognition based on curvelet[C]. 33rd Chinese Control Conference, 2014: 4706-4711.
- 2 Mirmohamadsadeghi L, Drygajlo A. Palm vein recognition with local texture patterns[J]. IET Biometrics, 2014, 3(4): 198-206.
- 3 Yan X H, Deng F Q, Kang W X. Palm vein recognition based on multi-algorithm and score-level fusion [C]. 7th International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2014, 1: 441-444.
- 4 Zhou Liangji, Li Qingwu, Huo Guanying, *et al.*. Face image recognition method based on the NSCT and bionic pattern [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(3): 031001.
周亮基, 李庆武, 霍冠英, 等. 基于 NSCT 和仿生模式的人脸图像识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 031001.
- 5 Wan H, Tao L, Zhou J. Novel algorithm for hand vein feature extraction and recognition based on vertical integral projection and wavelet decomposition [C]. 2nd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, 2012: 1928-1931.
- 6 You L, Li X, Sun L, *et al.*. Finger vein recognition method based on Gaussian low-pass filter and direction detection [C]. International Conference on Information and Communications Technologies, 2014: 2-055.
- 7 Li Qingzhong, Liu Qing. Adaptive enhancement algorithm for low illumination images based on wavelet transform [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(2): 0209001.
李庆忠, 刘清. 基于小波变换的低照度图像自适应增强算法[J]. 中国激光, 2015, 42(2): 0209001.
- 8 Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization [M]. // Graphics gems IV. San Diego: Academic Press Professional, 1994: 474-485.
- 9 Zhang H, Tang C, Kong A W K, *et al.*. Matching vein patterns from color images for forensic investigation [C]. 5th International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2012: 77-84.
- 10 Zhang Yujin. Image engineering (3rd edition) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 132-134, 164-165.
章毓晋. 图像工程(第3版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 132-134, 164-165.

- 11 Wang Qiang, Jin Jing, Shen Yi. Correlation measurement and its application in image processing[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2014: 115-119.
王 强, 金 晶, 沈 毅. 相关性度量技术及其在图像处理中的应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2014: 115-119.
- 12 Wang Canjin, Sun Tao, Wang Rui, *et al.*. Color image registration based on colored binary local invariant descriptor[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0109001.
王灿进, 孙 涛, 王 锐, 等. 基于彩色二进制局部不变特征的图像配准[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0109001.
- 13 Shi Yan. Swarmintelligence prediction and optimization[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012: 125-128.
施 彦. 群体智能预测与优化[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012: 125-128.
- 14 Chen Yuqiong. Recognition algorithm of finger vein image[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2014.
陈玉琼. 手指静脉图像的识别算法[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2014.
- 15 Zhang Qishen, Zhou Ya, Hu Xiaoming, *et al.*. Hand vein recognition based on three dimensional point clouds matching [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0115005.
张祺深, 周 雅, 胡晓明, 等. 基于三维点云匹配的手掌静脉识别[J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0115005.
- 16 Hui Xiaowei, Zhang Junyu, Lin Sen, *et al.*. Application of improved local directional pattern in palm vein recognition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(7): 071001.
惠晓威, 张俊宇, 林 森, 等. 改进局部方向模式在掌脉识别中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(7): 071001.