

基于贝叶斯理论的手臂静脉线跟踪方法

高昊昇, 唐超颖, 陈晓腾, 余笑

南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 211106

摘要 提出了一种基于贝叶斯理论检测血管边界的手臂静脉线跟踪方法, 该方法自动选取初始种子点, 避免人工干预。跟踪血管时, 将血管结构分为正常型、分支型和交叉型 3 种。每次迭代时综合考虑血管的横向和纵向特性。由于短距离内血管近似为直线, 可利用多尺度直线模板对图像进行滤波, 得到像素点的直线强度。使用高斯模型拟合血管横截面的灰度分布, 基于贝叶斯最大后验概率准则, 确定可能性最大的血管结构, 从而得到局部血管的边界点、中心点、直径和方向。实验结果表明: 与传统的阈值分割法和重复线跟踪法相比, 所提方法提取出的手臂静脉线更准确、更全面, 且具有较好的噪声稳健性。

关键词 机器视觉; 线跟踪; 贝叶斯理论; 手臂静脉

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0215003

Line Tracking Method of Arm Vein Based on Bayesian Theory

Gao Haosheng, Tang Chaoying, Chen Xiaoteng, Yu Xiao

*College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing, Jiangsu 211106, China*

Abstract A line tracking method of arm vein is proposed based on Bayesian theory, and the method can detect vascular boundary. The method can automatically select initial seed points, avoiding artificial disturbance. In the vessel tracking, the vessel structures are divided into normal, bifurcation and crossing types. For each iteration, the algorithm takes longitudinal and horizontal characteristics of vessels into account. Because blood vessels within a short distance are approximately a straight line, a multi-scale line template is applied on the image filtering to obtain line strength of each pixel. A Gaussian model is used to fit the gray distribution of vessel along the cross section. The most possible vessel structure is determined based on Bayesian maximum posteriori probability criterion. Therefore, the edge points, central points, diameter and direction of local vessel can be acquired. The experiment results show that, compared with traditional threshold segmentation method and repeated line tracking method, the proposed method performs better in identification accuracy, comprehensiveness, and robustness to noise.

Key words machine vision; line tracking; Bayesian theory; arm vein

OCIS codes 150.1135; 100.2960; 100.3008; 100.4994

1 引 言

当代生活随时需要识别个人身份。在诸多生物特征识别技术中, 静脉识别因其在安全性、可靠性和经济开发效益方面的优势, 被看作是一种较为理想的个人身份识别技术。在静脉识别中, 利用相关设备采集到人体静脉图像后, 需对图像进行预处理, 并

从中提取出静脉线供后续特征提取与匹配识别。目前的静脉识别主要包括手指、手掌和手背静脉识别。手臂静脉作为一种全新特征, 其研究资料较少^[1]。与手部相比, 手臂部分面积更大、静脉量更丰富, 但是覆盖的脂肪层更厚、噪声影响更大, 因此准确提取手臂静脉线的难度也更大。

静脉线提取属于图像分割的范畴, 综合各类文

收稿日期: 2017-08-16; 收到修改稿日期: 2017-09-15

基金项目: 国家自然科学基金(61403196, 61374116, 61403266)、江苏省自然科学基金(BK20140837)、南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfjj20160324)、中央高校基本科研业务费专项资金

作者简介: 高昊昇(1995—), 男, 本科生, 主要从事图像处理及模式识别方面的研究。E-mail: gao19950604@sina.com

导师简介: 唐超颖(1979—), 女, 博士, 副教授, 主要从事图像处理和生物特征识别方面的研究。

E-mail: cytang@nuaa.edu.cn(通信联系人)

献可将当前主流方法大致分为点处理法和跟踪法两类^[2-3]。点处理法遍历图像所有像素,通过分析像素局部特征,来判断该点属于血管还是背景,阈值法、区域生长法和匹配滤波法均属于点处理法。阈值法是目前最常用的方法,其中 Otsu 法的使用最为广泛^[4],对于静脉血管这类复杂图像,采用局部阈值法的效果更好^[5-6]。Martinez-Perez 等^[7]将梯度和血管曲率等性质融入区域生长法中,在提取视网膜血管时取得了较好的成果。Chaudhuri 等^[8]提出的二维高斯匹配滤波法是匹配滤波中的代表。Hoover 等^[9]考虑了图像局部特性,在滤波后的图像上使用一种阈值递减探索算法来提取血管,其效果优于单阈值法,但计算步骤较为复杂。跟踪法一般基于血管连续性特征,能够保证提取出的静脉线基本连续。迄今为止,科研人员基于各种理论,先后提出诸多不同的跟踪方法:Liu 等^[10-11]提出了循环跟踪血管的设想;Miura 等^[12]根据静脉灰度变化的谷特性,设计了重复线跟踪法来提取手指静脉;Yin 等^[13-14]基于概率判断的跟踪准则,成功提取出较为理想的视网膜血管;Tolias 等^[15]提出了基于模糊理论的线跟踪法;Nayebifar 等^[16]以粒子滤波理论为基础,设计了一种新型的血管跟踪方法。在以上方法中,除重复线跟踪法之外,大多还不太成熟,且尚未发现有以手臂静脉作为研究对象的研究。本文结合手臂静脉近红外图像的灰度特性,提出了一种基于贝叶斯理论的线跟踪方法。

2 手臂静脉线跟踪方法

2.1 算法流程

所提出的静脉线跟踪方法可分为以下三步:

1) 初始化。在静脉图像上自动选取一系列初始种子点,为之后的跟踪过程提供初始参数。每条血管的跟踪都从初始种子点开始,沿着血管方向迭代检测边界直至跟踪停止。

2) 迭代。某次迭代所需的局部血管参数,如血管边界点、中心点、局部方向和直径等,均可从前一次迭代中获得。迭代时,算法在一个动态搜索区域内采样候选边界点,基于贝叶斯最大后验概率准则确定可能性最大的血管结构,同时得到下一次迭代所需参数。

3) 跟踪停止。在迭代过程中,若满足以下任一条件,则结束该条血管的跟踪。条件 1 为血管直径小于 1 pixel 或血管与背景间的灰度差过小;条件 2 为当前血管部分之前已被跟踪;条件 3 为当前遭遇

到分支血管。

2.2 初始种子点确定

由于手臂静脉自身结构和成像技术的影响,仅从一个初始种子点出发跟踪所有血管是不现实的,因此本文算法自动确定一批初始种子点,将其与从这些点出发跟踪到的血管相结合,从而得到较为完整的血管分布。实验对象采用来自新加坡南洋理工大学的手臂近红外(NIR)图像库,如图 1(a)所示,图像尺寸为 1024 pixel×768 pixel。对图像进行 Gabor 滤波处理,图 1(b)是图 1(a)经 Gabor 滤波处理后取反的结果。

首先,用平行且间距相等的水平线和垂直线将图像划分成一系列大小相等、面积为 s^2 的栅格。根据手臂图像尺寸,将 s 设为 30 pixel,如图 1(c)所示。血管中心处灰度近似取最小值,于是沿着栅格线寻找线上的灰度极小值点,并将其作为候选的初始种子点。以上初始种子点中有许多是因为噪声影响而被选中的背景点,因此需要使用二维高斯匹配滤波器^[8]测试候选点的有效性。用 12 个方向各异、间隔均为 15° 的匹配滤波器依次处理图像,在每个点处各自保留最大的滤波响应值,得到整幅图像的滤波响应结果。为之前的候选初始种子点分别设置局部阈值,若候选点处的响应大于对应的阈值,则认为该点是合格的初始种子点;若候选点处的响应小于对应的阈值,则将该点淘汰。局部阈值可表示为

$$T_{\text{seed}} = \mu_{\text{seed}} + a\sigma_{\text{seed}}, \quad (1)$$

式中 a 为经验参数,设置为 1.5; μ_{seed} 和 σ_{seed} 分别为候选点邻域内的响应均值和标准差,邻域大小为 31 pixel×31 pixel。图 1(d)标注出了合格的初始种子点,几乎所有初始种子点都位于血管中部,且在各主血管中至少含有一个初始种子点。将初始种子点视为血管中心点,并将其作为起始点开始跟踪,每个点使用两次,分别沿着相反的方向跟踪。由于跟踪停止条件 2 的限制,血管不会被重复跟踪,同一条血管的多个初始种子点中的大部分并不参与跟踪过程。

2.3 动态搜索区域

迭代时,利用一个大小可自动调节的半椭圆探索血管边界。每一次迭代时,算法都会在半椭圆上等间距采样 N 个点,并从 N 个采样点中选出边界点。为了适应手臂静脉的复杂结构,半椭圆会在跟踪时根据静脉宽度自行调整尺寸。当血管曲率发生变化时,短轴长度也要同时改变,以保证椭圆短轴沿着血管方向。

第 k 次迭代的情况如图 2 所示,边界点 U_k 和

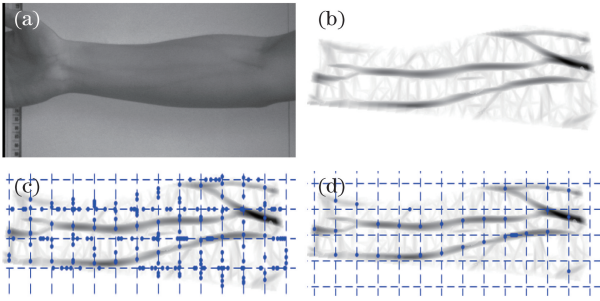


图 1 初始种子点的确定。(a)近红外图像；
(b) Gabor 滤波后的图像；(c) 栅格线及
候选初始种子点；(d)有效的初始种子点

Fig. 1 Determination of initial seed points. (a) NIR image;
(b) image after Gabor filtering; (c) grid lines and
candidate initial seed points; (d) effective initial seed points

V_k 、中心点 O_k 以及对应的局部血管方向向量 D_k 已知, θ_k 为 D_k 和 D_{k-1} 的夹角, 即血管方向的变化量。椭圆长轴 a_k 和短轴 b_k 的大小可表示为

$$\begin{cases} a_k = \alpha d_k \\ b_k = \beta(1 - \theta_k/\pi)d_k \end{cases}, \quad (2)$$

式中 d_k 为第 k 步迭代时的血管直径; α 和 β 为调整半椭圆大小的经验参数, 分别设置为 2 和 1.25。

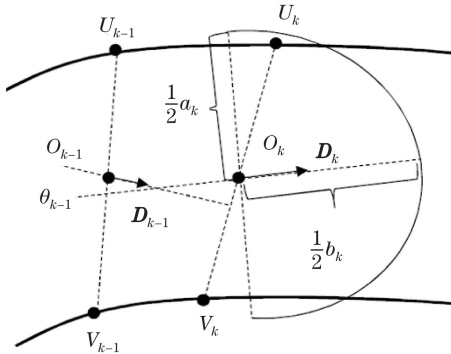


图 2 第 k 次迭代时的动态搜索区域

Fig. 2 Dynamic search area of k^{th} iteration

2.4 血管方向

使用一种基于局部梯度的方法求取血管内某点对应的方向^[13,17]。假设图像中某点的坐标为 (i, j) , 将该点处的梯度向量模值和方向角分别记为 G_{ij} 和 θ_{ij} 。向量在与自身平行的方向上有最大的投影值, 且应保证在 $M \times N$ 邻域内各点的梯度向量在点 (i_0, j_0) 处主梯度方向上的投影取最大值, 故邻域大小设定为 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 。若点 (i_0, j_0) 处主梯度方向角用 θ_g 表示, 则邻域内梯度投影函数可表示为

$$F(\theta_g) = \sum_{(i,j) \in M \times N} G_{ij}^2 \cos^2(\theta_{ij} - \theta_g). \quad (3)$$

对(3)式求导, 当 $F'(\theta_g) = 0$ 时, θ_g 取得最大值 $\theta_{g_{\max}}$, $\theta_{g_{\max}}$ 可表示为

$$\theta_{g_{\max}} = \frac{1}{2} \arctan \left[\frac{\sum_{(i,j) \in M \times N} G_{ij}^2 \sin(2\theta_{ij})}{\sum_{(i,j) \in M \times N} G_{ij}^2 \cos(2\theta_{ij})} \right]. \quad (4)$$

图像中梯度总是指向灰度变化最快的方向, 即横截面方向, 因此点 (i_0, j_0) 处主梯度方向应与该点处的血管方向垂直。点 (i_0, j_0) 处主梯度方向与血管方向的夹角 $\gamma_{(i_0, j_0)}$ 可表示为

$$\gamma_{(i_0, j_0)} = \theta_{g_{\max}} \pm \frac{\pi}{2}. \quad (5)$$

假设向量 D_{k-1} 的方向角为 $\theta_{D_{k-1}}$, 则 D_{k-1} 与点 (i_0, j_0) 处主梯度方向的夹角为

$$\Delta\theta = \theta_{g_{\max}} - \theta_{D_{k-1}}. \quad (6)$$

根据 $\Delta\theta$ 的大小, 可确定(5)式中的符号, 得到

$$\gamma_{(i_0, j_0)} = \begin{cases} \theta_{g_{\max}} - \pi/2, & 0 < \Delta\theta < \pi \\ \theta_{g_{\max}} + \pi/2, & -\pi < \Delta\theta < 0 \end{cases}. \quad (7)$$

图 3 为部分初始种子点及其对应的局部血管方向。

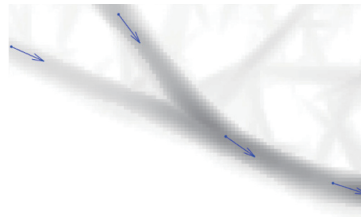


图 3 部分初始种子点及其对应的局部血管方向

Fig. 3 Partial initial seed points and their
corresponding local vessel directions

2.5 血管结构模型

为了保证自动跟踪, 需要建立血管结构模型。将血管结构分为三类: 正常型、分支型和交叉型。正常型结构即普通血管; 分支型结构即该处的血管出现两条分叉; 若两条血管以一定角度交叠在一起, 则形成交叉型结构。图 4 描绘了这 3 种结构。

每次迭代时, 在半椭圆上等间距选取 N 个候选的血管边界点, 依次标记为 p_1, p_2, \dots, p_N , 其中 $N=12$ 。如图 4 所示, 不同类型血管结构的边界点数量不同, 正常型、分支型和交叉型结构对应的边界点数分别为 2, 4, 6。由于跟踪前血管结构未知, 所以需要遍历所有可能的情况, 从中找到概率最大的边界点分布。对于正常型血管, 假设选取 p_{m_1} 和 p_{m_2} 为血管边界点, 则此时点集 $[p_1, p_{m_1}) \cup (p_{m_2}, p_N]$ 中的点都属于背景点, 点集 $[p_{m_1}, p_{m_2}]$ 中的点都属于血管点。同样, 分支型和交叉型血管也可以归纳出类似的结论。

为了提高算法效率, 在第 k 次迭代时, 可先对当

下血管结构是否异常作出判断。使用第 2.4 节介绍的方法求得边界点 U_k 、 V_k 对应的方向角 θ_{U_k} 和 θ_{V_k} ，计算它们的差值 $\Delta\theta_{UV}$ ，即

$$\Delta\theta_{UV} = |\theta_{U_k} - \theta_{V_k}|. \quad (8)$$

设定阈值 $T_{\text{angle}} = 10^\circ$ ，当 $\Delta\theta_{UV} < T_{\text{angle}}$ 时，说明此时跟踪到正常型血管，判定边界点只需考虑 C_N^2 种情况；当 $\Delta\theta_{UV} \geq T_{\text{angle}}$ 时，说明跟踪可能遇到了异常血管结构，为避免噪声造成判断失误，仍应将正常型考虑在内，所以此时要考虑 $C_N^2 + C_N^4 + C_N^6$ 种情况。

当遇到正常型血管结构时，沿着当前血管方向继续跟踪。当遇到分支型血管结构时，结束对这条血管的跟踪，同时存储 4 个边界点的位置信息，作为之后跟踪两个分支的初始参数。若跟踪到交叉型血管结构时，则沿着当前血管的方向继续前进，并存储另一条血管的 4 个边界点信息。

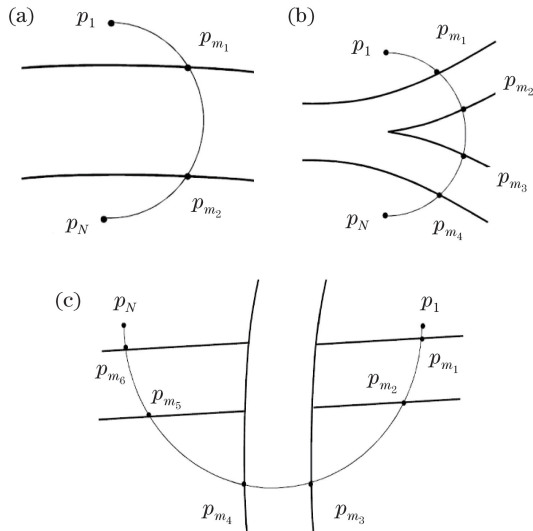


图 4 3 种类型的血管结构。(a)正常型；
(b)分支型；(c)交叉型

Fig. 4 Three types of vessel structures. (a) Normal;
(b) bifurcation; (c) crossing

2.6 多尺度直线滤波

确定血管边界点时，需综合考虑候选点的横向和纵向特性，其中纵向特性使用多尺度直线滤波描述^[18]。对于图中每个像素，求得其 $L \times L$ 邻域内的灰度均值 I_a 。以该像素为中心，用 12 个不同方向、间隔为 15° 、长度为 L 的直线模板求取灰度均值，记最大响应为 I_m^L ， $R^L = I_m^L - I_a$ 即为 L 尺度下像素点的直线强度。多尺度直线滤波是 $1 \leq L \leq W$ 的一系列直线滤波的组合， W 应保证足够大，使直线模板可以覆盖到足量的血管和适量的背景，但是又不应过大以致失去图像局部处理的意义，一般将 W

设置为图像中血管直径最大值的两倍。实际应用中，需对每个尺度下得到的 R^L 进行归一化处理得到 R_{norm}^L ，即

$$R_{\text{norm}}^L = (R^L - R_{\text{mean}}) / R_{\text{std}}, \quad (9)$$

式中 R_{mean} 是该尺度下各点响应的均值， R_{std} 是所有点响应的标准差。最终滤波结果由各尺度的响应组合而成，该值的大小反映了像素点的直线强度 R_f ，即

$$R_f = \frac{\sum_{L=1}^W R_{\text{norm}}^L + I}{n + 1}, \quad (10)$$

式中 I 为像素点灰度值， n 为直线模板总数量。所提算法在使用直线强度信息时，将 R_f 转化为概率函数形式 P_l 。 P_l 应随 R_f 的增大而增大，并且逐渐趋近于 1，由于 R_f 可以取负值，则 R_f 应沿着负半轴逐渐减小，直至趋近于 0。构造概率函数：

$$P_l = \frac{\arctan[\alpha(R_f - \tau)] + \pi/2}{\pi}, \quad (11)$$

式中 α 和 τ 是经验参数，此处分别设为 3 和 0.5。

2.7 基于贝叶斯最大后验概率准则确定血管边界点

基于贝叶斯最大后验概率 (MAP) 从 S 种候选边界点分布中找到可能性最大的情况。假设 Y 表示 N 个候选点的灰度分布， X 表示 S 种位置分布之一，则后验概率 $P(X|Y)$ 表示在当前候选点的灰度分布下 X 代表真实血管结构的概率。算法的目标就是要找到分布 X_m ，使其满足

$$X_m = \arg \max_X \{P(X|Y)\}, \quad (12)$$

即 X_m 对应最合理的血管结构。根据贝叶斯公式

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)}, \quad (13)$$

式中 $P(Y|X)$ 表示 X 决定的血管结构下，候选点的灰度分布 Y 符合理论分布的概率； $P(X)$ 为候选点分布的先验概率； $P(Y)$ 是灰度分布的先验概率。候选点一旦选定， Y 便可确定，故 $P(Y) = 1$ 。因此，(12) 式可改写为

$$X_m = \arg \max_X \{P(Y|X)P(X)\}. \quad (14)$$

2.7.1 条件概率

迭代时一旦 X 确定，就可得到对应血管结构下 N 个候选点的灰度分布。假设候选点灰度相互独立，则

$$P(Y|X) = \prod_{i=1}^N P(y_i|X). \quad (15)$$

候选点被分为血管点和背景点两类，为方便叙

述,分别用字母 v 和 b 标识。根据第 2.5 节所述,对于边界点为 p_{m_1} 和 p_{m_2} 的正常型血管,(15)式可改写为

$$P(Y|X) = \prod_{i=1}^{m_1} P(y_i|b) \prod_{i=m_1}^{m_2} P(y_i|v) \prod_{i=m_2}^N P(y_i|b), \quad (16)$$

式中 $P(y_i|b)$ 是点 p_i 作为背景点的概率, $P(y_i|v)$ 是点 p_i 作为血管点的概率。相应地,对于分支型和交叉型血管也有类似的结论。综合考虑血管横向和纵向特性,从像素对血管横截面的拟合度 P_c 和直线强度 P_l 两方面计算 $P(y_i|X)$, 其中 P_l 由(11)式得到。假设血管纵向和横向特性互相独立,则有

$$\begin{cases} P(y_i|v) = P_c(y_i)P_l(y_i) \\ P(y_i|b) = P_c(y_i)[1 - P_l(y_i)] \end{cases} \quad (17)$$

由于候选点只有血管点和背景点之分,所以 $1 - P_l(y_i)$ 表示纵向上点 p_i 作为背景点的概率。为了计算 P_c , 使用高斯模型进行拟合^[8]。该模型认为背景灰度恒定不变,边界处变化缓慢,横截面灰度呈图 5 所示的倒高斯函数形。对于点 p , 其理想灰度 $G(p)$ 可表示为

$$G(p) = \begin{cases} (A - B) \exp[-l^2/(2\sigma^2)], & p \in v \\ B, & p \in b \end{cases}, \quad (18)$$

式中 A 为血管中心局部灰度均值, B 为背景处局部灰度均值, l 为沿血管方向且过中心点的直线与点 p 之间的距离, σ 的值设为血管半径的 $1/2$ 。

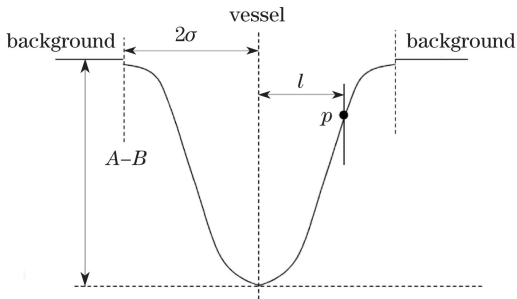


图 5 血管横截面高斯模型

Fig. 5 Gaussian model of vessel cross section

假设血管横截面灰度仅受均值为零的高斯白噪声 n 的影响,则 P_c 应与 n 有着相同的概率密度函数,即

$$P_c = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v} \exp\left[-\frac{(G' - G)^2}{2\sigma_v^2}\right], & p_i \in v \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_b} \exp\left[-\frac{(G' - G)^2}{2\sigma_b^2}\right], & p_i \in b \end{cases}, \quad (19)$$

式中 σ_v 和 σ_b 分别为血管内和背景处灰度的标准

差^[14], G' 为图像真实灰度。

2.7.2 先验概率

短距离内血管走向不会发生剧烈改变,根据这一特性将先验概率 $P(X)$ 表示为

$$P(X) = \exp[-\lambda U(X)], \quad (20)$$

式中 $U(X)$ 表示当前候选点组合 X 下血管方向变化的剧烈程度, λ 为 $P(X)$ 随 $U(X)$ 变化速度的影响因子。对于正常型血管, $U(X)$ 可表示为

$$U(X) = d_{m_1}^2 + d_{m_2}^2, \quad (21)$$

式中 d_{m_1} 和 d_{m_2} 分别为 X 对应边界点 p_{m_1} 和 p_{m_2} 到血管方向直线 l_1 和 l_2 的距离。在第 k 次迭代时,若 $k \geq 5$, 则 l_1 和 l_2 由之前的 5 对边界点通过最小二乘法拟合得到; 若 $k < 5$, l_1 和 l_2 是过前一对边界点 U_{k-1} 和 V_{k-1} 且与血管方向向量 D_k 平行的直线。图 6 描绘了 $k \geq 5$ 时正常型血管对应的 d_{m_1} 和 d_{m_2} 。类似地,对于分支型血管和交叉型的血管, $U(X)$ 可分别表示为 $d_{m_1}^2 + d_{m_4}^2$ 和 $d_{m_3}^2 + d_{m_4}^2$ 。

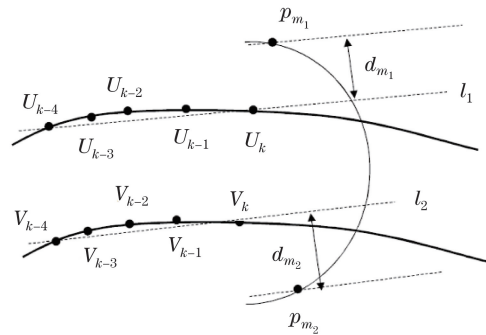


图 6 正常型血管对应的 d_{m_1} 和 d_{m_2}

Fig. 6 d_{m_1} and d_{m_2} corresponding to normal vessel

3 实验与讨论

3.1 跟踪结果

图 7 为手臂静脉的跟踪结果。从图中可以看出,对于 3 种类型的血管结构,所提算法均能有效跟踪。由于手臂静脉结构本身的复杂性和图像噪声的影响,对于部分分支型和交叉型血管,在血管交接处的跟踪结果有微小的误差,其主要原因是实际静脉往往不是分支型和交叉型两种就可以概括的。但是,该算法能够较为完整地反映异常血管的主体部分。在跟踪过程中,除了确定边界点外,还可以得到血管中心点位置和直径等信息。对跟踪结果进行毛刺修剪^[19]等后续处理后,即可得到相应的单像素静脉线。

图 8 是分别采用所提算法、重复线跟踪(RLT)法^[12]和局部自适应阈值(LAT)法^[5]得到的静脉线

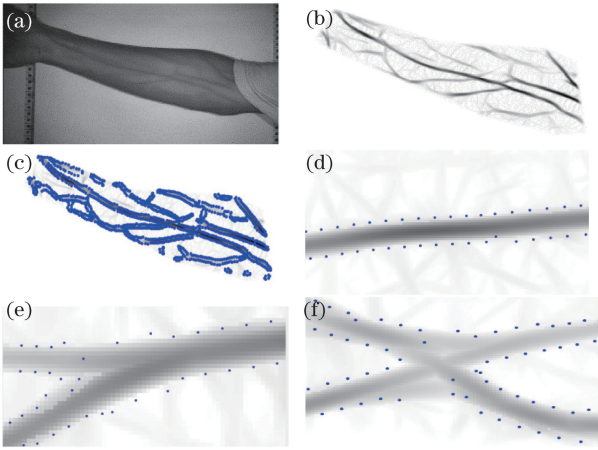


图 7 跟踪结果。(a)近红外图像;(b) Gabor 滤波后图像;
(c)跟踪到的血管边界点;(d)正常型血管边界点;
(e)分支型血管边界点;(f)交叉型血管边界点
Fig. 7 Tracking results. (a) NIR image; (b) image processed with Gabor filter; (c) tracked vessel edge points; (d) edge points of normal vessel; (e) edge points of bifurcation vessel; (f) edge points of crossing vessel

提取结果。可以发现:使用阈值分割法得到的结果连续性较差,而所提算法和重复线跟踪法在这一方面的优势明显。值得注意的是,在 3 种方法中,所提算法得到的有效静脉线数量最多,说明对于一些灰度较低的血管,所提算法比另外两种方法更加敏感。

3.2 算法评价

分别使用所提算法、RLT 法和 LAT 法提取 250 张手臂图片的静脉线,并将其与人工标注的静脉线进行比较,使用受试者工作特征(ROC)分析以上几种方法的提取效果。若提取结果中某像素是真实的静脉点,则称之为真正像素,反之则称为假正像素。定义真正率(TPR)为真正像素数 N_{TP} 与实际静脉像素数 N_v 的比值,假正率(FPR)为假正像素数 N_{FP} 与实际非静脉像素数 N_b 的比值,即

$$\begin{cases} R_{TPR} = N_{TP}/N_v \\ R_{FPR} = N_{FP}/N_b \end{cases} \quad (22)$$

计算 250 张图片的 R_{TPR} 和 R_{FPR} ,以 R_{FPR} 为横轴、 R_{TPR} 为纵轴作图,即可得到如图 9 所示的 ROC 图像。ROC 图中的点越靠近图像左上方,表示处理的结果越接近于真实静脉线,则算法提取效果越好。对比三幅图像可以发现,所提算法和重复线跟踪法明显优于阈值法,相比较而言,所提算法的提取精度稍高于重复线跟踪法。此外,从图 9 中可以看出,3 种方法的真正率均不是很高,这是因为实验中用于对比的是人工标注的单像素静脉线,各方法的 R_{TPR} 值均受到影响。

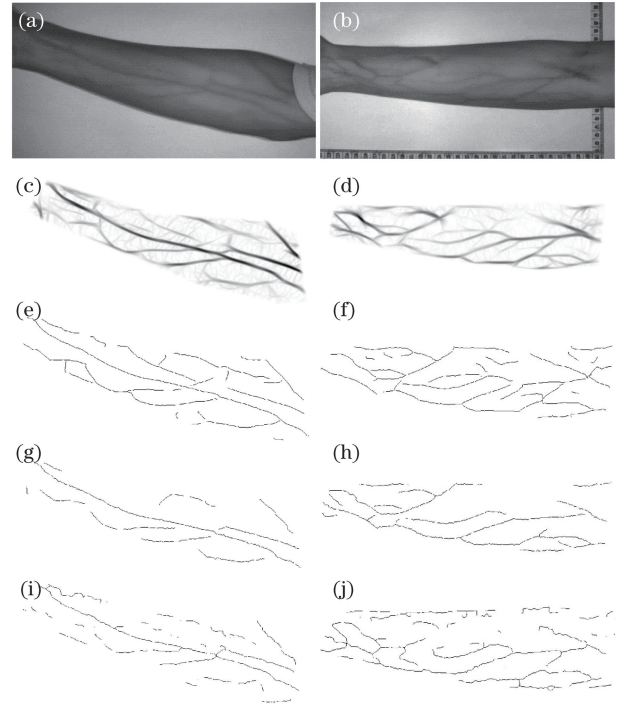


图 8 3 种方法的结果对比。(a) NIR 图像 1;(b) NIR 图像 2;
(c)经 Gabor 滤波器处理后的图像 1;(d)经 Gabor 滤波器处理后的图像 2;(e)经所提算法处理后的图像 1;
(f)经所提算法处理后的图像 2;(g)经 RLT 处理后的图像 1;
(h)经 RLT 处理后的图像 2;(i)经 LAT 处理后的图像 1;
(j)经 LAT 处理后的图像 2

Fig. 8 Comparison of results of three methods. (a) NIR image 1; (b) NIR image 2; (c) image 1 processed with Gabor filter; (d) image 2 processed with Gabor filter; (e) image 1 processed with proposed method; (f) image 2 processed with proposed method; (g) image 1 processed with RLT; (h) image 2 processed with RLT; (i) image 1 processed with LAT; (j) image 2 processed with LAT

使用查准率 $R_{precision}$ 、查全率 R_{recall} 和 F 测度 $R_{F-measure}$ 三项指标^[20]综合评价这几种方法,三者统称为检测率,可定义为

$$\begin{cases} R_{precision} = N_{TP}/(N_{TP} + N_{FP}) \\ R_{recall} = N_{TP}/N_v \\ R_{F-measure} = 2R_{precision}R_{recall}/(R_{precision} + R_{recall}) \end{cases} \quad (23)$$

查准率衡量的是算法提取静脉线的准确性;查全率关注的是提取结果的全面性;F 测度则结合准确性和全面性综合评价算法的性能,其值越大则算法性能越佳。表 1 是所提算法、RLT 法和 LAT 法得到的平均检测率,分析表中的各项数据发现,所提算法的综合性能优于其他两种方法。使用安装 Intel® core™ i5-4200U CPU 1.60 GHz 处理器的

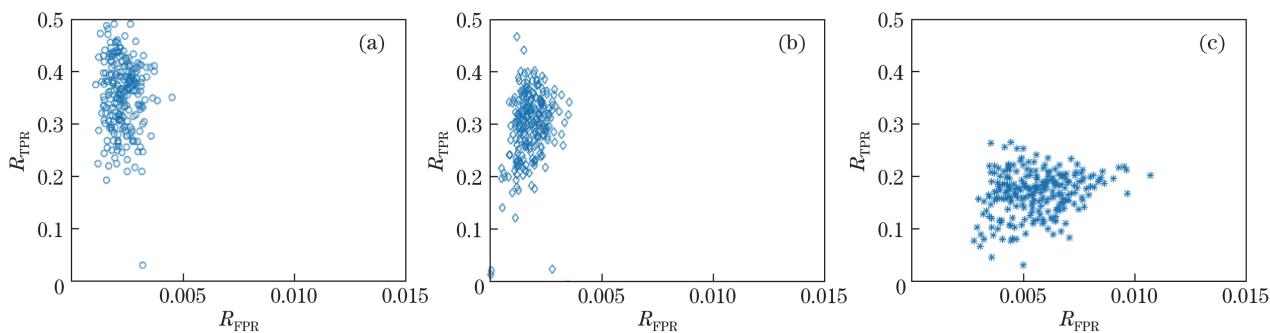


图 9 3 种方法提取结果的 ROC 图像。(a)所提算法;(b)重复线跟踪法;(c)局部自适应阈值法

Fig. 9 ROC images extracted by three methods. (a) Proposed method; (b) RLT method; (c) LAT method

计算机和 Matlab (R2014b)软件时,所提方法、RLT法和 LAT 法对每张图片的平均处理时间分别为 97.5,48.4,10.2 s。如果用效率更高的 C 语言实现,则算法耗时将大大缩短。

表 1 3 种方法的检测率对比

Table 1 Comparison of detection rate of three methods

Method	$R_{precision}$	R_{recall}	$R_{F-measure}$
Proposed method	0.33	0.36	0.34
RLT method	0.35	0.30	0.32
LAT method	0.09	0.17	0.12

3.3 噪声稳健性分析

近红外图像的拍摄过程会受到噪声的影响,因此,有必要对几种静脉提取方法的噪声稳健性进行

比较。向 100 幅原始的近红外图像中分别加入不同信噪比(SNR)的高斯白噪声,使用 3 种方法分别处理受不同程度噪声污染的图像,比较不同 SNR 下这几种方法的检测率。SNR 值越小,则图像中的噪声越多。当 SNR 小于 20 dB 时,图像几乎完全被噪声污染;当 SNR 大于 50 dB 时,加入噪声后的图像与原始的近红外图像几乎无差异。因此,依次设置 SNR 为 20 dB,25 dB,30 dB,⋯,50 dB。

图 10 是不同信噪比下 3 种方法的检测率比较,可以看出,这 3 种方法的检测率均随着 SNR 值的增大而提高。3 种方法中,所提算法明显受噪声影响较小,稳健性最佳,即对于受到噪声污染的近红外图像,所提算法仍然可以有效地提取出静脉线。

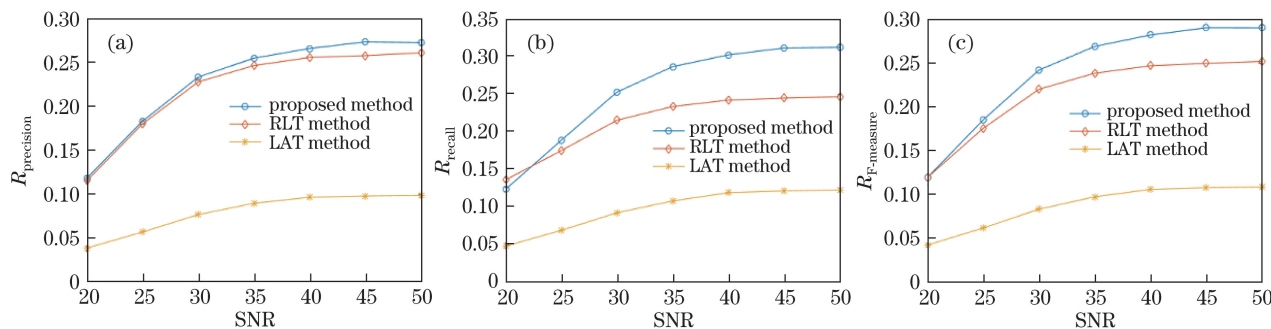


图 10 加入不同信噪比噪声后 3 种方法检测率的比较。(a)查准率;(b)查全率;(c) F 测度

Fig. 10 Comparison of detection rate of three methods with different SNR.

(a) Precision; (b) recall; (c) F-measure

4 结 论

针对手臂静脉这一生物特征,提出了一种基于贝叶斯理论跟踪提取静脉线的方法。基于图像灰度信息自动选取初始种子点,并使用二维高斯匹配滤波器筛选出其中的有效点。跟踪时,定义了一个可以根据血管局部结构自动调节大小的半椭圆搜索区域。每次迭代时,在该区域等间距选取血管边界的候选点,不同的候选点组合对应血管的不同结构。

基于贝叶斯理论,综合考虑血管横纵两个方向的特性并作出最优决策,确定局部血管结构,从而得到血管边界点、中心点、直径和方向等信息。通过大量对比实验,验证了该算法的有效性,并将其与同类方法进行了比较。实验结果表明,该算法具备较好的稳健性,提取出的静脉线的准确性和完整性更高。今后的研究将重点关注血管结构模型的改进,以使所提算法能够适应结构更为复杂的静脉图像,同时进一步提高算法效率。该算法迭代时在半椭圆区域选

取的候选边界点数为固定值,未来可尝试根据血管的粗细程度调整该数值,以减小算法的复杂度并提高算法的效率。

参 考 文 献

- [1] Zhao S, Wang B, Tang C Y. Arm vein feature extraction and matching based on chain code[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(5): 0515003.
赵珊, 王彪, 唐超颖. 基于链码表示的手臂静脉特征提取与匹配[J]. *光学学报*, 2016, 36(5): 0515003.
- [2] Kirbas C, Quek F. A review of vessel extraction techniques and algorithms[J]. *ACM Computing Surveys*, 2004, 36(2): 81-121.
- [3] Fraz M M, Remagnino P, Hoppe A, *et al.* Blood vessel segmentation methodologies in retinal images - a survey[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012, 108(1): 407-433.
- [4] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [5] Joardar S, Chatterjee A, Rakshit A. Real-time NIR imaging of Palm Dorsa subcutaneous vein pattern based biometrics: An SRC based approach[J]. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, 2016, 19(2): 13-19.
- [6] Lajevardi S M, Arakala A, Davis S, *et al.* Hand vein authentication using biometric graph matching[J]. *IET Biometrics*, 2014, 3(4): 302-313.
- [7] Martinez-Perez M E, Hughes A D, Thom S A, *et al.* Improvement of a retinal blood vessel segmentation method using the Insight Segmentation and Registration Toolkit (ITK)[C]. *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007: 892-895.
- [8] Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, *et al.* Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, 8(3): 263-269.
- [9] Hoover A D, Kouznetsova V, Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response[J]. *IEEE Transactions on Medical imaging*, 2000, 19(3): 203-210.
- [10] Liu I, Sun Y. Recursive tracking of vascular networks in angiograms based on the detection-deletion scheme[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1993, 12(2): 334-341.
- [11] Sun Y. Automated identification of vessel contours in coronary arteriograms by an adaptive tracking algorithm[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, 8(1): 78-88.
- [12] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification[J]. *Machine Vision and Applications*, 2004, 15(4): 194-203.
- [13] Yin Y, Adel M, Bourennane S. Automatic segmentation and measurement of vasculature in retinal fundus images using probabilistic formulation[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013, 2013: 260410.
- [14] Yin Y, Adel M, Bourennane S. Retinal vessel segmentation using a probabilistic tracking method[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4): 1235-1244.
- [15] Tolia Y A, Panas S M. A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(2): 263-273.
- [16] Nayebifar B, Moghaddam H A. A novel method for retinal vessel tracking using particle filters[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2013, 43(5): 541-548.
- [17] Rao A R, Jain R C. Computerized flow field analysis: Oriented texture fields[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 693-709.
- [18] Zhang J, Li H, Nie Q, *et al.* A retinal vessel boundary tracking method based on Bayesian theory and multi-scale line detection[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2014, 38(6): 517-525.
- [19] Qin X W, Cai C, Zhou C P. An algorithm for removing burr of skeleton[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2004, 32(12): 28-31.
秦筱斌, 蔡超, 周成平. 一种有效的骨架毛刺去除算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2004, 32(12): 28-31.
- [20] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5): 530-549.