

## 体表血管近红外三维成像系统与识别算法研究

邱嘉聆<sup>1</sup>, 付庄<sup>1\*</sup>, 金惠良<sup>1</sup>, 费健<sup>2</sup>, 谢荣理<sup>2</sup><sup>1</sup>上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240;<sup>2</sup>上海交通大学医学院附属瑞金医院, 上海 200025

**摘要** 针对体表组织较厚部位的血管识别困难的问题,提出一种用于体表血管提取与三维成像的双目系统与图像处理算法。成像系统设计采用会聚双目近红外增强相机与近红外LED阵列,并基于朗伯特辐射模型优化了LED阵列的辐照分布均匀性。图像处理算法先通过以Frangi滤波为基础的单目图像处理流程提取左图像中血管骨架,再通过改进的滑窗匹配算法结合右图信息计算血管骨架深度。实验分析了该系统在手背、小臂、颈部以及仿体模型上的血管提取效果、立体匹配有效率以及处理速度,验证了该系统在体表组织较厚部位的实用性。

**关键词** 医用光学; 医用光学仪器; 近红外技术; 血管可视化设备; 三维重建; 照明设计; 自动穿刺

**中图分类号** TN219; TU113.6+56

**文献标志码** A

**DOI:** 10.3788/AOS221822

## 1 引言

目前,医疗领域中由体表血管成像技术衍生的设备包括血管显像仪<sup>[1]</sup>,以及穿刺机器人中的血管识别模块<sup>[2]</sup>。近红外波段(波长为700~1000 nm)内,生物组织整体具有较高的散射系数和较低的吸收系数,因此光源光线能够透过生物组织,反映深处组织的光学参数分布情况。组织中光学异质体可以分为荧光异质体与高吸收系数异质体两类。荧光异质体为荧光染料的富集区,常作为肿瘤标志物;高吸收系数异质体多为血流富集区,原理是血液中的血红蛋白相比于脂类、蛋白质和水,在近红外窗口的吸收率较高<sup>[3]</sup>。

利用扩散光成像技术获取光学异质体三维位置的方案包括扩散光层析成像(DOT)和多视角成像。DOT方案如天津大学研究团队设计的基于固定准光源-旋转拍摄台-CCD相机的DOT连续光成像系统,通过旋转台上的圆柱仿体,并多次拍摄来采集入射出射光强信息,迭代求解稳态扩散方程模型以得到光学参数分布信息<sup>[4]</sup>。佛罗里达国际大学研究团队设计了基于手持光纤探头-CCD相机的频域DOT系统,使用反投影关系从两视角截面云图中计算异质体三维位置,并作为先验信息代入仿体初始光学参数方程中<sup>[5]</sup>。

多视角成像方案的优势在于成像速度快,适用于术中实时建模,用以直观展示预定手术区域内的表皮血管脉络。利用高吸收体产生的暗影在生物组织表面

上的投射位置随观测视角变化的特点,采用多视角几何成像原理计算血管深度数据,如同济社大学研究团队设计的近红外LED光源-双CMOS相机指静脉三维成像系统<sup>[6]</sup>。

多视角成像方案中单目图像处理方法分割血管图像的准确性是研究难点之一,现有方案包括优化近红外LED阵列布局<sup>[7]</sup>、改进骨架提取图像处理算法<sup>[8]</sup>、采用多尺度小波变换融合算法<sup>[9]</sup>。在多视角立体匹配算法方面,有学者研究了适用于手背血管的自监督深度网络立体匹配模型<sup>[10]</sup>。针对现有算法适用拍摄部位有限、耗时较长等问题,本文改进了会聚双目近红外成像系统的光源布局,优化了传统血管骨架提取算法的效果与处理速度。

## 2 基本原理

## 2.1 双目近红外成像系统设计

采用由大功率LED灯珠组成的LED阵列作为光源,其布置形式如图1所示,此形式可以减少成像系统对手术空间的遮挡。对图1中的辅助基准面、线、点作如下说明:大部分身体表面可被近似为圆柱曲面,分析时以颈部为例,将其近似为圆柱体,底面圆半径设为63.7 mm。图1(a)为系统在竖直面 $S_{V_0}$ 的截面图,水平面 $S_{H_0}$ 与圆柱曲面顶部相切, $S_{V_1}$ 垂直于水平面 $S_{H_0}$ 并包含圆柱体中轴线,水平面 $S_{H_1}$ 与水平面 $S_{H_0}$ 的距离为 $D_{01}$ ,水平面 $S_{H_2}$ 与水平面 $S_{H_0}$ 的距离为 $D_{02}$ 。左右相机

收稿日期: 2022-10-13; 修回日期: 2022-11-16; 录用日期: 2022-11-28; 网络首发日期: 2023-01-04

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61973210)、医工交叉项目(YG2019ZDA17, 20214Y0223, ZH2018QNB23)、上海市科学技术委员会项目(17441901000)、上海航天基金项目(USCAST2020-7)、基础加强计划项目(2020-JCJQ)

通信作者: \*zhfu@sjtu.edu.cn

的焦点  $P_{LF}$  与  $P_{RF}$  位于水平面  $S_{H2}$  与竖直面  $S_{V0}$  上,左右 LED 阵列的中心线  $L_{RV}$  与  $L_{LV}$  位于水平面  $S_{H1}$  上,中心线  $L_{RH}$  与  $L_{LH}$  位于竖直面  $S_{V0}$  上。相机与 LED 阵列关于竖直面  $S_{V1}$  对称布置,两个相机焦点之间的距离为

$D_{LR1}$ ,两个 LED 阵列中心点的距离为  $D_{LR0}$ 。图 1(b) 为右 LED 阵列的排布图,阵列  $m \times n$  方阵,关于  $L_{RV}$  与  $L_{RH}$  对称布置(左 LED 阵列关于  $L_{LV}$  与  $L_{LH}$  对称布置),灯珠的横向间隔为  $d_{cro}$ ,竖向间隔为  $d_{ver}$ 。

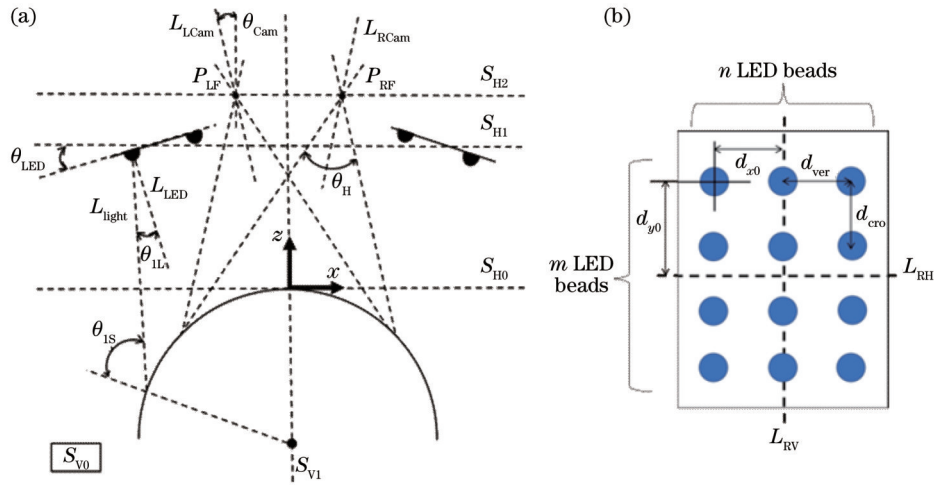


图 1 系统光源及相机布置图。(a)截面图;(b)右 LED 阵列排布图

Fig. 1 Diagram of system light source and camera arrangement. (a) Sectional view; (b) diagram of right LED array

现计算圆柱表面的辐射照度分布。图 1(a) 中,以圆截面顶点为中心点,水平向右为  $x$  轴正方向,竖直向上为  $z$  轴正方向建立坐标系。相机光轴为线  $L_{LCam}$ ,其与竖直方向的夹角为  $\theta_{Cam}$ ,相机水平视场角为  $\theta_H$ ,竖直视场角为  $\theta_V$ ,LED 阵列面板与水平面  $S_{H1}$  之间的夹角为  $\theta_{LED}$ 。线  $L_{LED}$  表示 LED 阵列面板上某一个 LED 的中轴,线  $L_{light}$  表示该 LED 的某个观察方向, $L_{light}$  与  $L_{LED}$  之间的夹角为  $\theta_{IL}$ , $L_{light}$  与接收面法向量之间的夹角为  $\theta_{IS}$ 。

在此坐标系下,使用 MATLAB 软件计算不同相机与 LED 布置参数下的辐射照度分布。设圆柱面上任意一点坐标为  $(x, y, z)$ ,某一个 LED 灯珠中心的坐标为  $(x_1, y_1, z_1)$ ,两点之间的距离为  $r$ 。LED 灯珠可被视为近似朗伯发射体,其观察角  $\theta_{IL}$  处的辐射密度<sup>[7]</sup>可表示为

$$\begin{cases} I_{rad}(\theta_{IL}) = I_{rad}(0) \times \cos^m(\theta_{IL}) \\ m = \frac{-\ln 2}{\ln(\cos \theta_{1/2})} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $\theta_{1/2}$  为 LED 发光角的一半; $I_{rad}(0)$  为 LED 灯珠中轴方向上的辐射密度。根据辐照度的平方反比定律,在距离 LED 灯珠中心  $r$  处与光线方向垂直的接收表面上的辐照度为

$$E(r, \theta_{IL}) = I_{rad}(\theta_{IL}) / r^2. \quad (2)$$

根据朗伯余弦定律,得到圆柱表面上任意一点处的辐照度为

$$E(r, \theta_{IL}, \theta_{IS}) = \cos \theta_{IS} \times I_{rad}(\theta_{IL}) / r^2. \quad (3)$$

图 2 所示为仿真实验中得到的最佳光照参数,采用 2 行 1 列的 LED 阵列,设计参数为  $d_{cro} = 80$  mm、

$D_{LR0} = 500$  mm、 $D_{01} = 171$  mm、 $\theta_{1/2} = 75^\circ$ 、 $\theta_{LED} = 90^\circ$ 。为使相机视野与均匀光斑范围匹配,且左右相机视野具有较大的重叠面积,选取的 CMOS 相机靶面大小为  $12.7$  mm  $\times$   $9.6$  mm,镜头焦距为  $16$  mm,相机视场角  $\theta_D \times \theta_H \times \theta_V = 53.2^\circ \times 43.8^\circ \times 33.6^\circ$ ,相机倾角  $\theta_{Cam} = 10^\circ$ ,距离  $D_{02} = 230$  mm,基线长度  $D_{LR1} = 100$  mm。该相机视野如图 2 所示,其中浅灰虚线、深灰实线框线分别表示左、右相机视野与圆柱面的交线。

实验中使用圆环聚集 LED 阵列(外径为  $35$  mm,内径为  $12$  mm,配合匀光板)[图 3(a)、(c)]与优化后的对称双板 LED 阵列光源[图 3(b)、(d)]分别拍摄颈部图像,结果表明,优化后的阵列使得所拍摄图像亮暗分布均匀,体表结构阴影明显减少,画面中颜色较暗的血管脉络凸显。

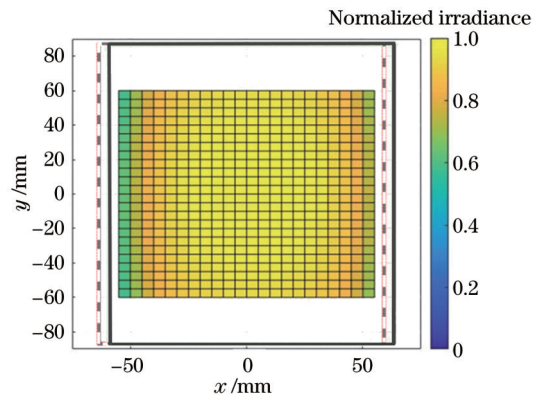


图 2 最佳光照参数对应辐照度分布图像

Fig. 2 Irradiance distribution image corresponding to the best illumination parameters

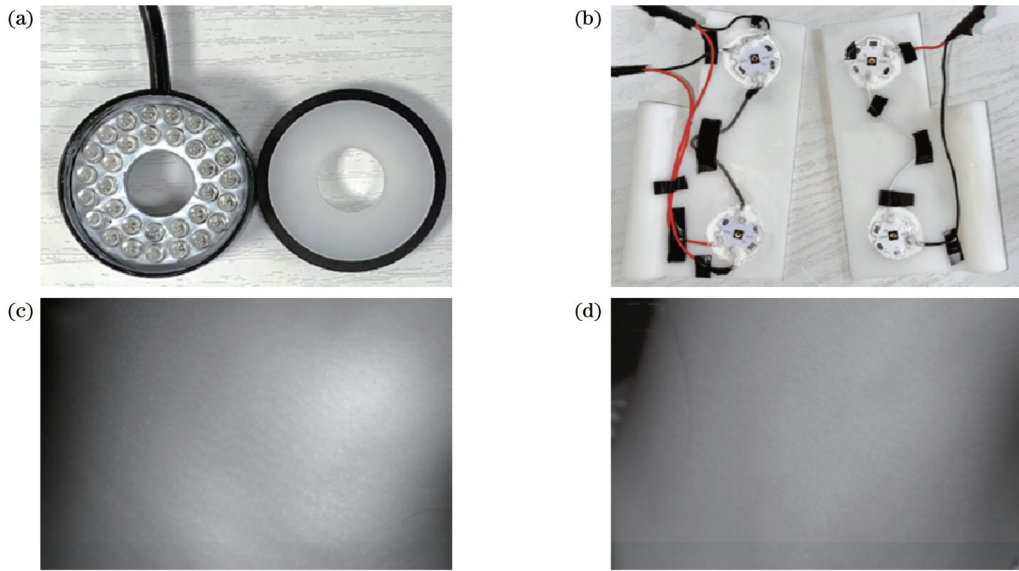


图 3 非均匀光照与均匀光照对比。(a)圆环聚集 LED 阵列(配匀光板);(b)对称双板 LED 阵列;(c)圆环阵列拍摄效果;(d)双板阵列拍摄效果

Fig. 3 Comparison of non-uniform illumination and uniform illumination. (a) Circular aggregate LED array (with light diffusion plate); (b) symmetrical two-board LED array; (c) shooting effect of circular array; (d) shooting effect of two-board array

### 2.2 血管骨架三维重建算法

所使用的血管三维成像算法流程如图 4 所示。首先,对左右相机拍摄的原始图像进行去畸变和立体校正,校正所需参数使用张氏棋盘格标定法<sup>[11]</sup>得到;然

后,使用单目图像处理流程将左校正图像处理为骨架图像,并将左骨架图像与左右校正图像共同作为双目三维重建算法的输入,最终得到骨架三维点云。

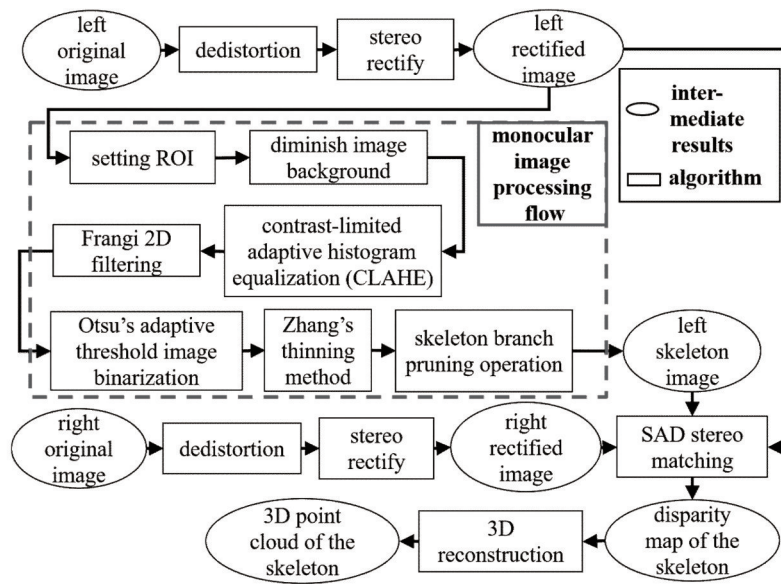


图 4 血管三维成像算法流程

Fig. 4 Flow chart of vascular 3D imaging algorithm

#### 2.2.1 单目图像血管骨架提取算法

单目图像处理步骤如图 4 虚框所示,其中 ROI 表示重点关注区域。中间结果图像如图 5 所示。在减弱图像背景步骤中,使用  $31 \times 31$  的高斯核进行 3 次高斯模糊操作,得到图像背景灰度分布,并使用原图的灰度值减去该模糊图像相应的灰度值,保留图像中灰度变

化较快的区域。由于血管在近红外光下显示为较暗的细条状,所以在图像中被保留。求差后的图像灰度值较小,需要采用直方图均衡化方法将像素值重映射到 0~255 的范围内,进一步消除不均匀光照带来的影响。先统计灰度值分布直方图,再按式(4)重新计算每个点的灰度值。

$$f(a) = I_{\max} \frac{N(a)}{N(I_{\max})}, \quad (4)$$

式中： $a$  为该点的灰度值； $I_{\max}$  为重映射后的最大灰度值；函数  $N(x)$  表示原图像中灰度值小于  $x$  的像素点总数。

式(4)方法的缺陷在于当输入图像的直方图出现非常密集的部分时,增强图像的对比度过高。为弥补这一缺陷,采用对比度受限制的自适应直方图均衡化(CLAHE)方法,将图像利用网格线切割成众多子区域,并对每一个格子进行均衡化处理。

Frangi 二维滤波<sup>[12]</sup>是血管提取算法的核心部分,该滤波算法首先利用高斯卷积核求解全图二阶偏导数,得到每一个像素点处的 Hessian 矩阵,即

$$H(I) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中:像素点  $(x, y)$  处的灰度值为  $I(x, y)$ 。然后,求取该 Hessian 矩阵特征值  $\lambda_1, \lambda_2$  ( $|\lambda_1| > |\lambda_2|$ ),将其代入式(6),即可得到血管相似性函数<sup>[8]</sup>  $v_0(\lambda)$ 。 $v_0(\lambda)$  的值将

作为结果图像中该点的灰度值。当血管部分颜色暗于背景时,采用条件  $\lambda_2 < 0$ ;当血管部分颜色亮于背景,则采用  $\lambda_2 > 0$ 。 $\beta, c$  为可调节参数: $\beta$  越大,对孤立区域的抑制作用越弱,反之越强; $c$  越大,图像越平滑,反之波动越大。

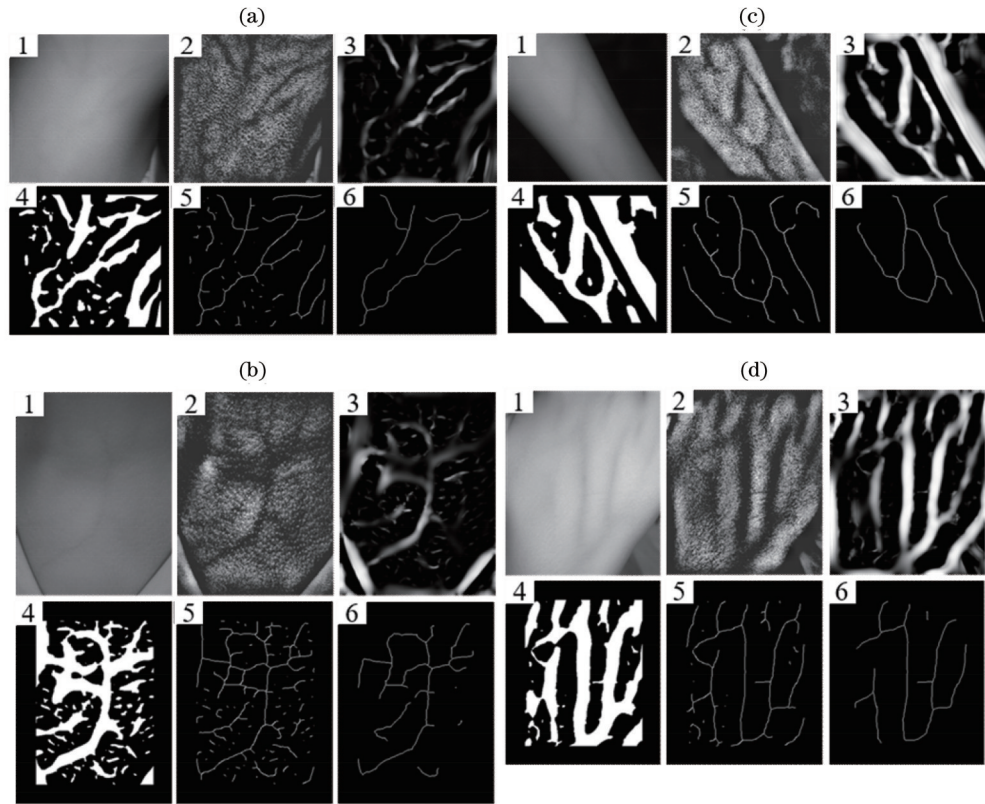
$$v_0(\lambda) = \begin{cases} 0, & \lambda_2 < 0 \\ \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left[1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right], & \lambda_2 > 0 \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $R_B = |\lambda_1|/|\lambda_2|$ ;  $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$ 。

为适应不同血管粗细,引入尺度叠加概念。在设定尺度范围内,使用各个尺度的高斯卷积核的二阶导数对图像进行卷积[式(7)],并求解血管相似性函数,将各个尺度中血管相似性函数的最大值作为最终灰度值。

$$\begin{cases} L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \\ G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $\sigma$  为尺度因子;\*表示卷积操作; $G(x, y, \sigma)$  为二维高斯核函数; $L(x, y, \sigma)$  为二维尺度空间中的灰度值函数。



1—stereo rectified result; 2—CLAHE result; 3—Frangi result; 4—binarization result; 5—refinement result; 6—skeleton branch pruning result

图 5 单目图像血管骨架提取算法的中间结果图像。(a) 颈前区; (b) 胸锁关节附近; (c) 前臂; (d) 手背

Fig. 5 Intermediate result images of monocular image vascular skeleton extraction algorithm. (a) Anterior region of neck; (b) near the sternoclavicular joints; (c) forearm; (d) back of hand

由卷积求导公式可以得到

$$\frac{\partial^2 L(x, y, \sigma)}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial x^2} * I(x, y), \quad (8)$$

则尺度图像的 Hessian 矩阵  $H(L)$  表示为

$$\begin{cases} L_{xx} = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left( \frac{x^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp \left[ -(x^2 + y^2) / (2\sigma^2) \right] * I(x, y) \\ L_{xy} = L_{yx} = \left( \frac{xy}{2\pi\sigma^6} \right) \exp \left[ -(x^2 + y^2) / (2\sigma^2) \right] * I(x, y) \\ L_{yy} = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left( \frac{y^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp \left[ -(x^2 + y^2) / (2\sigma^2) \right] * I(x, y) \end{cases} \quad (9)$$

Frangi 滤波后图像中仍存在灰度值渐变区域, 为获得明确的分割边缘, 需进行图像二值化。该操作一般采用阈值法, 大于阈值为前景, 小于阈值为背景。阈值的选取将影响所生成二值图像对原图轮廓特征的概括程度。大津法<sup>[13]</sup>可以自适应确定该阈值。阈值分割问题关注的是如何将图像内像素点分为前景、背景两类, 而在分类问题中, 可以定义“类内差异”和“类间差异”两个统计量。最佳分割阈值则是使得类内差异  $\sigma_w^2(t)$  最小或者类间差异  $\sigma_b^2(t)$  [式 (10)] 最大的阈值。大津法证明了上述两种评价标准下得到的最佳阈值相同, 可以通过穷举法选择  $\sigma_b^2(t)$  最大处的  $t$  值为最佳阈值。

$$\begin{cases} \sigma_w^2(t) = w_0(t)\sigma_0^2(t) + w_1(t)\sigma_1^2(t) \\ \sigma_b^2(t) = w_0(t)w_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \\ w_0(t) = N(t)/N(I_{\max}) \\ w_1(t) = 1 - N(t)/N(I_{\max}) \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $t$  为设定阈值;  $w_0(t)$  和  $w_1(t)$  分别为背景和前景的权重系数;  $\mu_0(t)$ 、 $\sigma_0^2(t)$  和  $\mu_1(t)$ 、 $\sigma_1^2(t)$  分别为背景和前景的灰度值均值与方差;  $N(x)$  为原图像中像素值小于  $x$  的像素点总数;  $I_{\max}$  为图像中最大灰度值。

图像骨架是指将二值图像中表现原本形状的单像素宽度中心线连接而成的连通图。张氏算法<sup>[14]</sup>是一种应用广泛的骨架提取并行算法, 张氏骨骼细化产生的骨架图像仍然具有一些缺陷, 如连接在主枝干上的较短分支, 以及游离于主枝外的孤立短枝。这些分支多数不属于血管组织, 需要去除。为识别并去除这些较短分支, 设计了骨架减枝算法: 首先, 遍历骨架, 去除其中冗余连通点; 然后, 再次遍历图像并标记端点、连接点、分支点; 最后, 以各个端点为起始点, 追踪识别出端点到端点, 以及端点到分支点形式的末端短枝, 从中删除长度小于阈值的枝条。

冗余连通性概念的引入是为了简化分支点的判断条件。图像中每个像素点相邻的几个像素点构成该像素点的邻域, 这些邻域可分为四邻域、八邻域与 D 邻域, 如图 6(a) 所示, 则两个像素点之间的连通性可以

分为四连通、八连通或混合连通(M 连通)。由于八连通具有二义性, 可能造成两个点之间具有两条路径, 如图 6(b) 所示。利用张氏细化算法得到的骨架图像即为八连通意义上的单像素宽度线条, 无法避免其中的二义性问题, 这使得像素点类型的判断条件十分复杂, 可能出现相邻位置上多个像素点均被判断为分叉点的情况。为解决此问题: 文献[15]使用了  $5 \times 5$  模式矩阵, 这将明显降低算法的效率; 文献[16]则使用单像素化方法, 但其未涵盖所有可能冗余像素的形状。本文将张氏细化算法得到的骨架图像转化为 M 连通意义上的单像素宽度线条, 即去除图像中的冗余连通点, 如图 6(c) 所示。冗余连通点的判断条件为: 若在八连通定义下存在一条路径可以走遍该点的八邻域内所有点, 则该点为冗余连通点。去除冗余连通性后, 骨架图中每个像素点的类型可以单纯由其八邻域内非零像素个数判断。设该像素点为  $p$ , 其八邻域内像素个数为  $N_{\text{inner}}(p)$ , 则有:  $N_{\text{inner}}(p) = 0$ ,  $p$  为孤立点;  $N_{\text{inner}}(p) = 1$ ,  $p$  为端点;  $N_{\text{inner}}(p) = 2$ ,  $p$  为连接点;  $N_{\text{inner}}(p) = n$  ( $n = 3, 4, 5, 6, 7, 8$ ),  $p$  为  $n$  分支点。

为提高单目图像骨架提取算法的处理速度, 还采取了算法优化措施, 包括: 使用可分离高斯卷积核加速图像卷积操作; 利用 NVIDIA 提供的 CUDA 编程工具, 对 Frangi 滤波、大津法以及张氏骨骼细化算法进行 GPU 并行化改写。

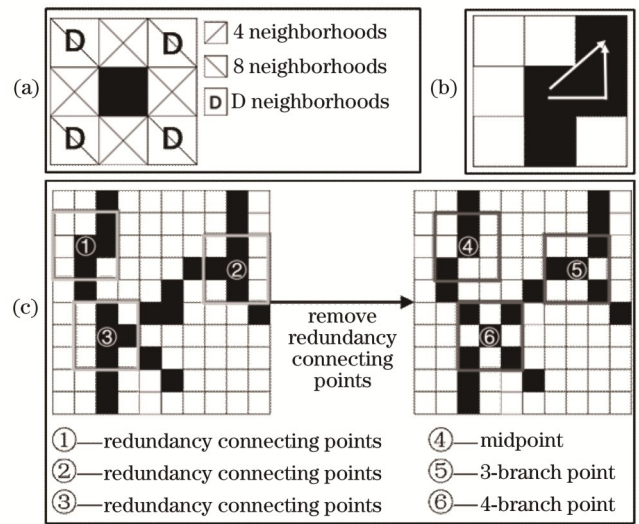


图 6 像素连通性概念。(a) 像素邻域; (b) 八连通二义性; (c) 冗余连通点与分叉点

Fig. 6 Concept of pixel connectivity. (a) Pixel neighborhood; (b) ambiguities of 8-connected regions; (c) redundancy connecting points and fork points

### 2.2.2 双目三维重建算法

为了增大左右相机的视野重叠面积, 采用会聚双目系统, 并通过张氏棋盘格标定方法得到相机参数、畸变参数以及左右相机间的旋转变换矩阵, 并使用 OpenCV 库进行立体校正, 得到新的相机参数与图像,

校正后两台相机的光轴平行,左右图像中的极线平行。

使用基于绝对误差和(SAD)的立体匹配方法,该算法需要对全图所有像素点进行滑窗操作,速度较慢,因此本文结合骨架图像特性进行改进。首先,确定左图像中骨架像素点列表,匹配时只需遍历该列表;然后,以当前像素位置中心为左滑窗中心,而右滑窗中心从当前位置向左水平滑动,在左右校正图像上分别截取左右滑窗内的像素点,并计算左右滑窗灰度差绝对值总和,选取总和最小处为右图像匹配点位置,左右匹配点横坐标之差即为该骨架点对应的视差值。因此,单幅图像的运算量被限制在可接受范围内。要将视差图像转变为三维点云,需要根据式(11)将图像坐标投影到校正后的左相机坐标系中。

$$\begin{cases} z = \frac{D_r \times f}{d_p - (c_{xl} - c_{xr})} \\ x = (u - c_{xl}) \frac{z}{f} \\ y = (v - c_{yl}) \frac{z}{f} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: $D_r$ 为左右焦点的距离; $f$ 为相机焦距; $d_p$ 为视差; $(c_{xl}, c_{yl})$ 为左相机光心图像坐标; $(c_{xr}, c_{yr})$ 为右相机光心图像坐标; $(u, v)$ 为当前像素点的图像坐标; $(x, y, z)$ 为转换后的左相机坐标系中的坐标。

### 3 分析与讨论

#### 3.1 实验系统

图7所示为所搭建的会聚双目近红外成像系统。在相机光源设备选型时,重点考虑了光源波长、相机传输速率两大因素。文献[3]通过分析650~1000 nm波长下不同颜色皮肤组织以及血管的光线透射率,以及拍摄的血管仿体图像,得到血管区域与周围皮肤的光强对比度随入射波长的变化曲线,实验证实,在850~900 nm波长下血管区域与周围皮肤组织的光强对比度最高。因此,本实验选用质心波长为850 nm的OSRAM近红外LED灯珠作为LED光源,其发光半角为75°,额定功率为2 W,LED阵列采用两两串联再并联的电路连接方式,使用可调恒流降压模块限制电路电流,并使得发光强度可调。

所用相机为大恒MER-530-20GM-P NIR数字相机,分辨率为2592 pixel×2048 pixel,最高传输帧率为20 frame/s,选配16 mm焦距定焦镜头及中心波长为850 nm的红外带通滤光片。实验中图像采集软件基于大恒相机SDK二次开发,将双相机均设置为连续采集模式。

#### 3.2 血管图像真实性检验

采用动物组织制作了仿体模型(图8),材料包括亚克力摆台、硅胶管、无菌脱纤维羊血、牛肉薄片以及

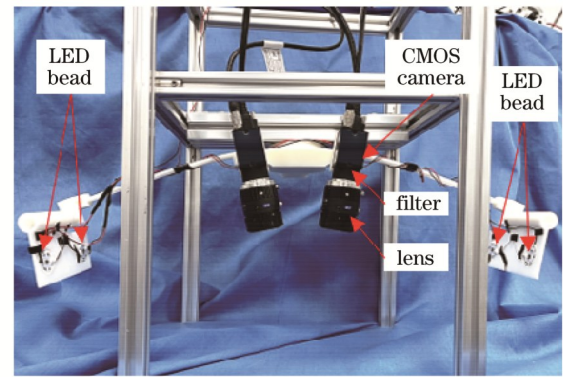


图7 会聚双目近红外成像系统实物图

Fig. 7 Physical diagram of convergent binocular near-infrared imaging system

猪脊皮。选用与颈部静脉相符的4 mm内径硅胶管,用有机硅胶密封胶粘接为Y型并固定在亚克力摆台上,向其中注入无菌脱纤维羊血后密封,经脱纤处理的血液能在其中保持一段时间的流动状态。在血管周围填充牛肉薄片来模拟血管周围的肌肉组织[图8(b)],最后在其上覆盖猪脊皮来模拟皮肤组织。猪脊皮厚度约为3 mm,相对人类皮肤更加厚实致密,如图8(c)所示,一般彩色相机下无法识别血管轮廓。

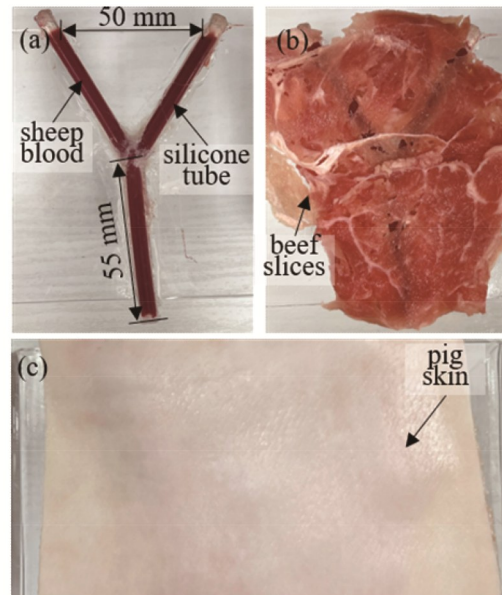


图8 仿体模型。(a)血管模型;(b)血管模型上覆盖的肌肉组织;(c)覆盖的皮肤

Fig. 8 Phantom model. (a) Vascular model; (b) vascular model covered by muscle tissue; (c) covering skin

将仿体模型置于相机焦点下方约20 cm处进行拍摄,实验结果如图9所示,最终血管骨架与立体校正后图像的叠加效果如图10所示。可以看到,羊血在所搭建系统的相机成像平面上表现为投影在皮肤表面的条状低光强区,配合所提骨架提取算法能够提取出图像中该条状低光强区的中心线。仿体模型的血管骨架三

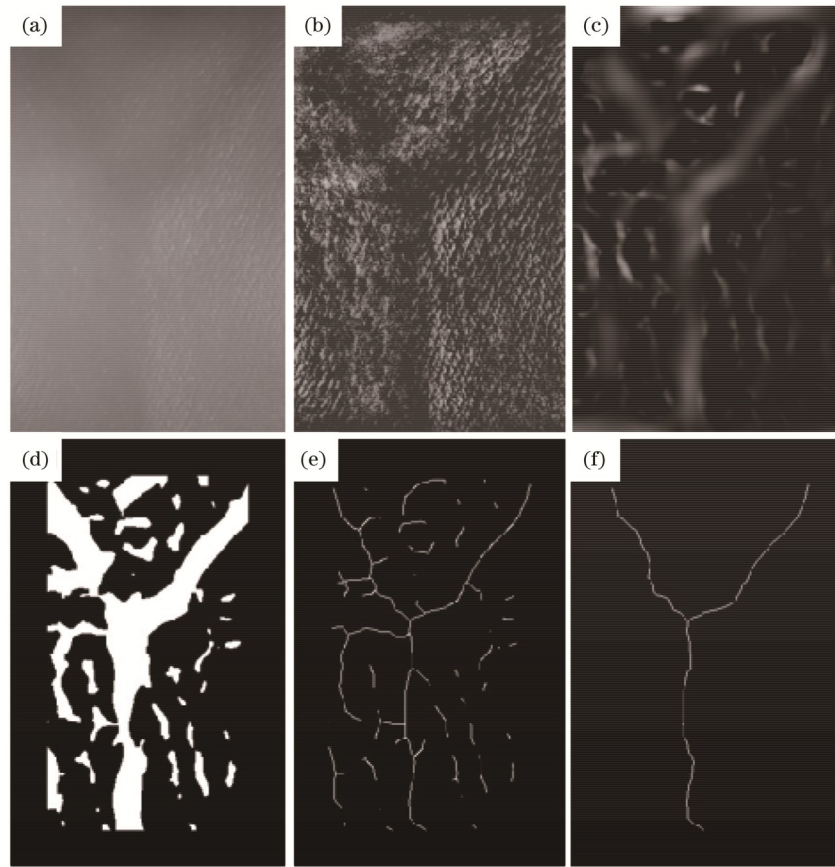


图 9 提取结果。(a)立体校正结果;(b) CLAHE 结果;(c) Frangi 结果;(d)二值化结果;(e)细化结果;(f)骨架减枝结果  
Fig. 9 Extraction results. (a) Stereo rectified result; (b) CLAHE result; (c) Frangi result; (d) binarization result; (e) refinement result; (f) skeleton branch pruning result

维重建结果如图 11 所示,三维重建点云的整体尺寸与所制血管模型吻合,但去除了图像低纹理区所造成的立体匹配无效点,使得点云存在断续情况。

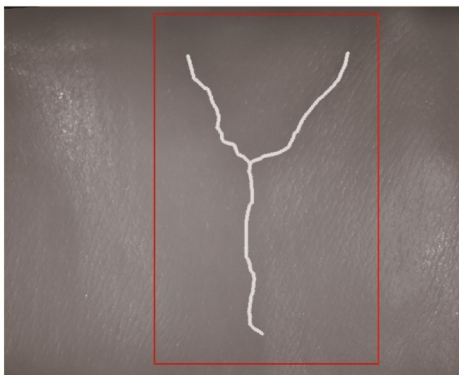


图 10 仿体模型骨架提取结果与立体校正图像的叠加效果  
Fig. 10 Overlay effect of skeleton extraction result of phantom model and stereo rectification image

### 3.3 算法效率检验

使用所搭建系统拍摄人体颈部、前臂以及手背,对所获图像进行血管骨架提取以及三维重建的结果如图 12 所示,其中三维重建结果为肤表点云与血管点云的融合图像。肤表点云由左右相机原始图像经过 BM

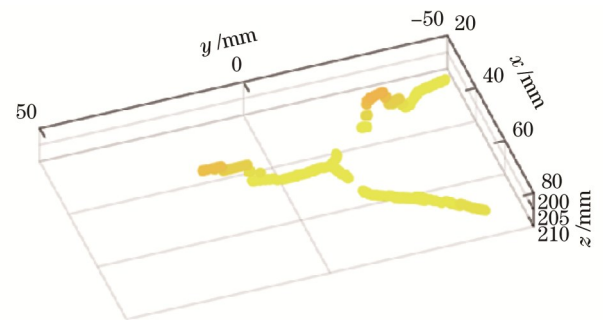


图 11 仿体模型的血管骨架三维重建结果  
Fig. 11 3D reconstruction result of vascular skeleton of phantom model

(block matching)算法计算出稠密视差图,继而向三维空间投影得到。血管三维点云为经图 4 所示算法处理的结果。图 13 为手背三维重建结果的局部细节图,血管点云被覆盖在肤表点云下方,验证了血管深度信息的有效性。

实验共拍摄了 45 组不同部位的左右图像对,用于分析算法平均耗时和有效性。算法运行平台的型号参数为 Intel Core i7-6700K、GeForce GTX 1050,图像大小统一为 508 pixel×432 pixel。单目图像血管骨架提

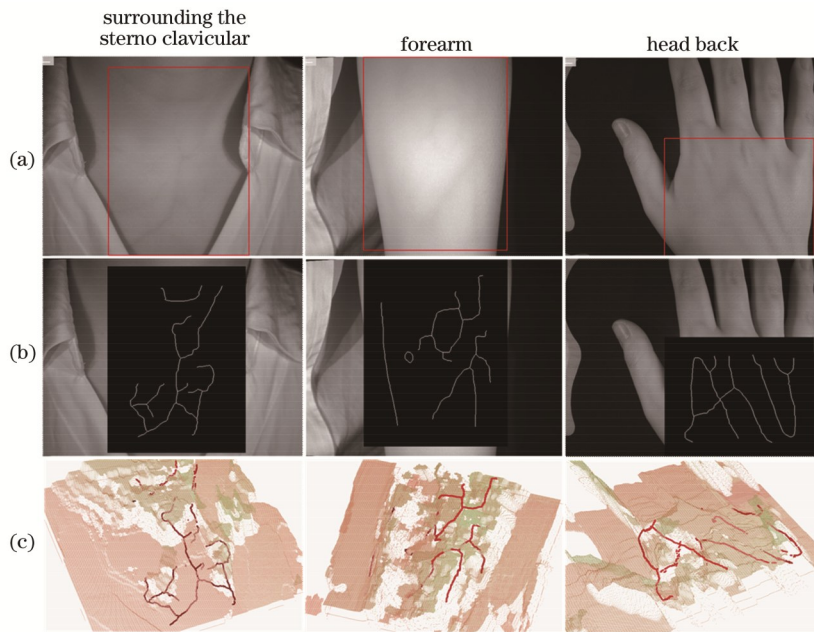


图 12 血管骨架提取及三维重建结果。(a) ROI 区域;(b)骨架提取结果;(c)三维重建结果

Fig. 12 Vascular skeleton extraction and 3D reconstruction results. (a) ROI region; (b) skeleton extraction results; (c) 3D reconstruction results

取算法耗时统计结果如图 14 所示。CPU 算法处理单帧图像的平均耗时为 166.56 ms, 而经过 GPU 加速后平均耗时为 64.40 ms, 算法耗时减少了 64%。

图 15(a) 所示为所提立体匹配算法的耗时随图像中骨架点数量的波动情况, 处理单帧图像的平均耗时为 105.32 ms; 图 15(b) 的有效率表征能够有效匹配的骨架点数量占总骨架点数量的比例, 平均有效率为 89.67%。由实验结果可知, 启用 GPU 加速后的血管骨架三维重建总流程的单帧耗时约为 170 ms, 预期重建帧率可达 5 frame/s, 能够满足术中实时建模需要。

#### 4 结 论

设计了一种用于体表血管提取与三维成像的双目

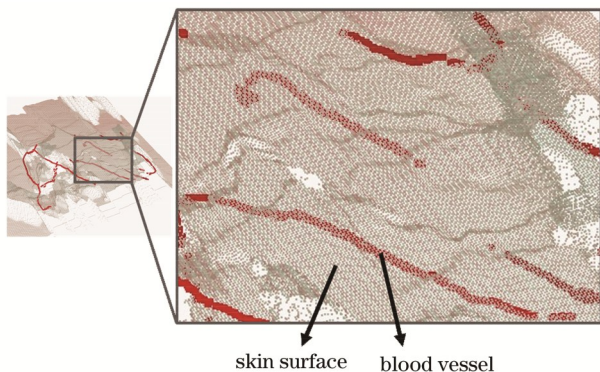


图 13 手部三维重建结果的局部放大图

Fig. 13 Local amplification drawing of hand 3D reconstruction results

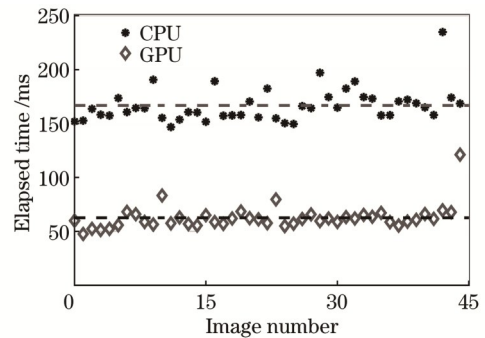


图 14 血管骨架提取时 GPU 与 CPU 算法的耗时比较

Fig. 14 Comparison of elapsed time between GPU and CPU algorithms in the vascular skeleton extraction

系统与图像处理算法。为提高该系统在体表组织较厚部位的血管识别效果, 首先按照朗伯特辐射模型建模仿真, 优化近红外 LED 阵列布局, 从而提高系统光照均匀性; 然后, 改进单目图像血管骨架提取及骨架图像立体匹配算法, 并且设计了体表血管仿体模型。实验结果表明: 1) 所提出的近红外血管三维成像系统能够生成准确的体表血管三维图像, 适用于颈部、前臂、手背等身体部位; 2) 利用所设计的图像处理算法处理单帧图像的平均耗时约为 170 ms, 使得预期重建帧率可达 5 frame/s, 能够用于术中实时建模。下一步还需进行的研究包括: 1) 在不同肤色、胖瘦人群中收集体表血管图样, 研究骨架提取算法参数的自适应调节方法; 2) 研究浅表生物组织中光线传播的理论模型, 校正由光线散射造成的血管深度估计误差。



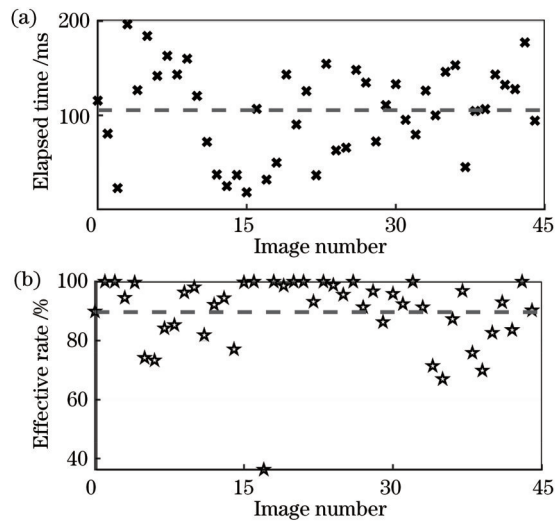


图 15 立体匹配算法的评估。(a)耗时;(b)有效率

Fig. 15 Stereo matching algorithm evaluation. (a) Elapsed time; (b) effective rate

#### 参 考 文 献

- [1] Juric S, Zalik B. An innovative approach to near-infrared spectroscopy using a standard mobile device and its clinical application in the real-time visualization of peripheral veins[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2014, 14: 100.
- [2] Chen A I, Balter M L, Maguire T J, et al. Deep learning robotic guidance for autonomous vascular access[J]. Nature Machine Intelligence, 2020, 2(2): 104-115.
- [3] Cuper N J, Klaessens J H, Jaspers J E, et al. The use of near-infrared light for safe and effective visualization of subsurface blood vessels to facilitate blood withdrawal in children[J]. Medical Engineering & Physics, 2013, 35(4): 433-440.
- [4] 王倩. 面向活体小动物模型的非接触式荧光扩散层析成像研究[D]. 天津: 天津大学, 2014.  
Wang Q. Free-space fluorescence diffuse optical tomography for *in-vivo* small animal imaging[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.
- [5] Ge J J, Erickson S J, Godavarty A. Multi-projection fluorescence optical tomography using a handheld-probe-based optical imager: phantom studies[J]. Applied Optics, 2010, 49(23): 4343-4354.
- [6] Nakamachi E. Development of three dimensional blood vessel search system by using on stereo and autofocus hybrid method [C]//2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, August 30-September 3, 2011, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2011: 6142-6145.
- [7] Vargas-Trevino M, Gutierrez-Gutiérrez J, Rodriguez-Lelis J M, et al. Optimizing an LED array for an infrared illumination source using the near field for venous pattern detection[J]. Applied Optics, 2020, 59(9): 2858-2865.
- [8] Kim D, Kim Y, Yoon S, et al. Preliminary study for designing a novel vein-visualizing device[J]. Sensors, 2017, 17(2): 304.
- [9] 田丰, 李莹, 王静. 基于多尺度小波变换融合的视网膜血管分割[J]. 光学学报, 2021, 41(4): 0410001.  
Tian F, Li Y, Wang J. Retinal blood vessel segmentation based on multi-scale wavelet transform fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(4): 0410001.
- [10] 王其鑫. 基于神经网络的自监督双目视觉及其在血管深度测量中的应用[D]. 南京: 南京理工大学, 2020.  
Wang Q X. Self-supervised binocular vision based on neural network and its application in blood vessel depth measurement [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2020.
- [11] Zhang Z Y. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 666-673.
- [12] Shin B, Lee D. Deep blood vessel visualization over 10-mm depth using NIR light[C]//2018 15th International Conference on Ubiquitous Robots (UR), June 27-30, 2018, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2018: 714-718.
- [13] Xue J H, Titterton D M. *t*-tests, *F*-tests and Otsu's methods for image thresholding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2392-2396.
- [14] Zhang T Y, Suen C Y. A comment on a fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.
- [15] Liu K, Huang Y S, Suen C Y. Identification of fork points on the skeletons of handwritten Chinese characters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(10): 1095-1100.
- [16] Rockett P I. An improved rotation-invariant thinning algorithm [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1671-1674.

## Near-Infrared Three-Dimensional Imaging System and Recognition Algorithm for Subcutaneous Blood Vessels

Qiu Jialing<sup>1</sup>, Fu Zhuang<sup>1\*</sup>, Jin Huiliang<sup>1</sup>, Fei Jian<sup>2</sup>, Xie Rongli<sup>2</sup>

<sup>1</sup>State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

<sup>2</sup>Ruijin Hospital Affiliated to Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China

### Abstract

**Objective** An imaging system and processing algorithm for the extraction and three-dimensional imaging of subcutaneous blood vessels is proposed to overcome the difficulty of vascular recognition in thick parts of surface tissue. Vascular

visualization technology is used in the medical field to treat scenarios such as venipuncture and interventional therapy to reduce the additional trauma to the patient. Since hemoglobin in the blood has a higher absorption rate of light in the near-infrared (NIR) band (700–1000 nm) than lipids, proteins, and water, vascular tissue appears as a dark shadow area projected on the surface of the skin in images taken in the NIR band, and the position of the shadow area changes with the viewing perspective. According to the above principles, some researchers use multi-view imaging technology to perform three-dimensional reconstruction of subcutaneous blood vessels. This technique consists of two main steps: the first one is the vascular segmentation on the grayscale image, and the second one is the stereo matching on multi-view images to reconstruct the three-dimensional information of blood vessels. However, in the available literature, the applicable body parts of the equipment are limited due to the light source and camera arrangement. Other drawbacks include the noise line segment in the extraction result and the lack of algorithm efficiency optimization. Therefore, we hope to design a vascular recognition module for the automatic puncture robot from the aspects of the light source and camera arrangement design and the improvement in the vascular skeleton extraction algorithm.

**Methods** The optimization of the vascular segmentation effect includes the optimization of the original image quality and that of the image processing algorithm. Some studies have shown that improving the irradiance uniformity of the light source on the body surface can make the vascular region more distinctive in the grayscale image. Given such knowledge, our imaging system design uses a convergent binocular NIR-enhanced camera kit and a NIR LED array. We calculate the radiation of the LED bead according to the irradiance distribution formula of the approximate Lambertian source and use MATLAB software to simulate the total irradiance distribution of the LED array on a cylindrical surface (Fig. 2) and make a symmetrical two-board LED array light source according to the optimal design parameters (Fig. 3). The subsequent research on vascular skeleton extraction is carried out on the images taken with the designed imaging system. It includes seven steps: 1) selecting the region of interest (ROI); 2) weakening the image background; 3) performing contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE); 4) performing two-dimensional Frangi filtering of multi-scale images; 5) performing Otsu's adaptive-threshold image binarization; 6) extracting the vascular skeleton by Zhang's thinning method; 7) performing skeleton branch pruning to remove noise line segments. The vascular skeleton in the left image is extracted by the above algorithm, and then the depth of the vascular skeleton is calculated by an improved sliding window algorithm with the information on the corresponding right image.

**Results and Discussions** First, the designed imaging system is used to take NIR images of different parts of the body surface, including the back of the hands, forearms, and neck. The intermediate results of the vascular skeleton extraction algorithm (Fig. 5) and the three-dimensional reconstruction results of those body parts (Fig. 12) are analyzed. In addition, a bionic model is built with defibrinated sheep blood, beef slices, and pig skin (Fig. 8) to evaluate the consistency between real blood vessels and the vascular skeleton obtained by this system. The image processing results verify that the central line of the vascular skeleton extracted by this system can be consistent with the real blood vessel (Fig. 10), and the three-dimensional information on the obtained blood vessel is accurate (Fig. 11). For a higher processing speed of the vascular skeleton extraction algorithm, we rewrite the aforementioned algorithm to a parallel mode for GPU acceleration, then shoot 45 sets of left and right image pairs of different body parts, and record the processing speed of the original CPU algorithm and the GPU algorithm for a single image frame. The statistical results show that the GPU algorithm after acceleration takes an average of 64.40 ms per frame, which is 64% less than the original CPU algorithm. The improved sliding window matching algorithm takes an average of 105.32 ms per frame, and hence, the whole three-dimensional reconstruction process with GPU acceleration takes about 170 ms per frame.

**Conclusions** The proposed three-dimensional imaging system for NIR subcutaneous blood vessels can effectively generate accurate three-dimensional images of subcutaneous blood vessels, which is suitable for various body parts such as the neck, forearm, and back of the hands and can also achieve good performance in thicker parts of surface tissue. The experimental results show that the extracted blood vessels are consistent with the real blood vessels, and the designed image processing algorithm takes an average total processing time of about 170 ms per frame. Hence, the expected reconstruction frame rate can reach 5 frame/s, which meets the requirements of intraoperative real-time modeling. To make this imaging system a module of the automatic puncture robot in the future, follow-up studies should include two aspects. The first one is to collect subcutaneous vascular patterns of people with different skin colors and different body fat content for the research on the adaptive adjustment method of skeleton extraction algorithm parameters. The second one is to build a theoretical model of light propagation in superficial biological tissues to correct the error of vascular depth estimation caused by light scattering.

**Key words** medical optics; medical optical instrument; near-infrared technology; vascular visualization device; three-dimensional reconstruction; illumination design; automatic punctures