

基于改进剪枝算法的人针点位置决策

高晓楠¹, 张广渊^{1*}, 周凤余², 于德新³

¹山东交通学院信息科学与电气工程学院, 山东 济南 250375;

²山东大学控制科学与工程学院, 山东 济南 250000;

³山东大学齐鲁医院放射科, 山东 济南 250000

摘要 新冠肺炎疫情暴发以来,全球已有超过23万名医护人员感染新冠病毒,非人工接触手背静脉自动注射方式因其良好的隔离性受到众多医护工作者的欢迎,而实现非接触式手背静脉自动注射的关键是实现手背静脉检测与分割及入针点位置的决策。针对手背静脉检测问题,提出了一种基于U-Net改进的指导注意力机制的图像处理算法(AT-U-Net),并基于自建手背静脉数据库进行了实验,其准确率达到93.6%。根据手背静脉检测的结果,提出了一种基于剪枝算法的手背静脉入针点位置决策方法(PT-Pruning)。通过PT-Pruning提取手背静脉主干线,综合考虑每条静脉血管入针点区域的血管截面积及弯曲值,最终获得手背静脉最优入针点。与自建的手背静脉入针点数据库进行对比,有效入针点注射区域检测准确率达到96.73%,最优入针点注射区域检测准确率达到96.5%,为后续机械自动注射奠定了基础。

关键词 机器视觉; 图像处理; 手背静脉; 自动注射; 入针点; 位置决策

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2415001

Location Decision of Needle Entry Point Based on Improved Pruning Algorithm

Gao Xiaonan¹, Zhang Guangyuan^{1*}, Zhou Fengyu², Yu Dexin³

¹*School of Information Science and Electrical Engineering, Shan Dong Jiao Tong University, Jinan 250375, Shandong, China;*

²*School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250000, Shandong, China;*

³*Department of Radiology, Qilu Hospital of Shandong University, Jinan 250000, Shandong, China*

Abstract More than 230 thousand medical personnel worldwide have been infected with the novel coronavirus since the outbreak of COVID-19. Several medical professionals have praised the nonartificially contacted dorsal hand vein automatic injection method owing to its high isolation. The key for realizing no-contact automatic injection of dorsal hand veins is to realize the detection and segmentation of dorsal hand veins and determine the needlepoint position. In this study, an image processing algorithm based on improved U-Net with guidance and attention mechanism (AT-U-Net) is proposed to detect the dorsal hand vein. The proposed method was validated using a self-built dorsal hand vein database and the results indicate that it performs well with the accuracy of 93.6%. Following the detection of the dorsal hand vein, this study proposes a needle entry point location determination method for dorsal hand veins based on an improved pruning algorithm (PT-Pruning). The trunk line of the dorsal hand vein was extracted via PT-Pruning. The optimal injection point of the dorsal hand vein is determined by considering the vascular cross-sectional area and the bending value of each venous vein injection point area. Compared to the self-built dorsal hand vein injection point database, the detection accuracy of the injection area at the effective injection point is 96.73%, while the detection accuracy of the injection area at the optimal needle entry point is 96.5%. Thus this study lays the groundwork for subsequent mechanical automatic injection.

Key words machine vision; image processing; dorsal hand vein; automatic injection; needle entry point; location decision

收稿日期: 2021-08-31; 修回日期: 2021-10-14; 录用日期: 2021-10-27

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB1302400)、山东省重点研发计划(2019GGX104046)

通信作者: *sdjtzhangguangyuan@163.com

1 引言

在新冠肺炎疫情期间,一方面,医护人员与传染病患者直接接触,容易造成暴露感染。另一方面,在传染病房内,医护人员需要穿戴隔离衣、护目镜等,导致行动不便,静脉穿刺操作困难。再者,隔离衣等防护用品紧缺,无法重复使用,且医护人员穿戴防护服期间,生理问题不方便解决^[1-2]。因此,尽可能地减少医护人员与患者之间的接触,把一些日常护理工作交由机器人代为完成,能有效降低医护人员的感染风险和劳动强度。

手背静脉注射是医护人员对患者护理的日常工作,临床医生在静脉不明显的患者群体中的静脉插针失败率为 40%^[3]。手背静脉自动注射机器人能有效替代护理人员完成这一日常护理工作,减轻护理人员的工作负担,降低感染风险。

疫情发生后,如何有效降低医护人员的感染风险成为行业内最重要的研究课题之一,国内外多个研究团队开始投入机器人自动注射这一应用领域中来。美国罗格斯大学领导的研究小组发明了一种采血机器人,并进行了首个自动采血和检测设备的人类临床试验^[3]。上海同济大学齐鹏团队针对疫情中的临床需求研发了自动扎针采血机器人,该机器人不仅减少了交叉感染的概率,还能完成大批量扎针采血工作^[4]。

针对手背静脉注射机器人采用模块化设计思路,专注核心功能的实现。根据功能不同,将非接触式手背静脉注射系统分解为手背静脉成像、手背静脉检测与分割、入针点位置决策、机械臂控制、注射反馈等 5 个模块。手背静脉成像和手背静脉检测与分割是入针点位置决策的基础和前提,因此重点对手背静脉成像、手背静脉检测与分割和入针点位置决策模块进行了研究。

在静脉成像方面,目前已有多种辅助手段。由于血液和其周边组织对红外光的反射和吸收特性差异远大于可见光谱,红外光成像技术被广泛应用在医学领域^[5-11]。使用红外光源投射提供主动照明,然后使用红外成像清楚显示人体组织上的血管图像^[9]。TransLite 公司研发的静脉显影器 Veinlite LEDX 利用这一原理,实现了人体浅层静脉的显示,但操作步骤繁琐、血管显示效果不稳定、造价昂贵等都是该设备未能大面积推广使用的原因^[10]。

在手背静脉分割领域,目前大多数研究是对手肘部位进行静脉检测的。董杰^[13]提出了一种针对手肘部位贵要静脉的半自动采血算法。但由于手肘部静脉与手背静脉分布不同,手背静脉分布相对复杂,静脉血管的宽度更细,该算法对手背静脉分割存在较大误差。

在入针点位置决策领域,张珣等^[14]提出了一种用于手背静脉注射的图像自动检测与标注的算法,该算法在分割最长静脉时存在由于图像信息丢失而导致的

分割不充分、且没有考虑静脉血管截面积对入针点的影响等问题。

为了解决手背静脉数据库稀缺的问题,本文提出了手背静脉成像解决方案,搭建手背静脉成像采集平台,建立手背静脉数据库和手背静脉入针点数据库,并完成样本标注。针对无法分割手背静脉血管的问题,提出了一种基于 U-Net 改进的指导注意力机制 Non-Local 的图像处理算法(AT-U-Net),Non-Local 可以增大卷积神经网络特征图在输入图片的映射区域,扩大静脉血管感受野,使得静脉血管长距离之间信息得到交互,提高静脉血管分割准确度。为了充分提取手背静脉骨架主干线,提出了一种基于剪枝算法的手背静脉入针点位置决策方法(PT-Pruning),通过改进的剪枝算法结合入针点注射需求,对每条静脉血管入针点区域的血管截面积和弯曲值进行综合决策,自动检测出手背静脉最优入针点及有效入针点,为手背静脉自动注射奠定坚实的基础。

2 相关工作

2.1 静脉检测

董杰^[12]提出的针对手肘部位自动采血的静脉检测算法利用同态滤波、限制对比度自适应直方图均衡化去掉噪声并增强图像对比度,然后通过自适应阈值分割、孔洞填充、开闭运算的方法实现对肘部静脉的检测。由于手肘部静脉与手背静脉分布不同,手肘部静脉血管数量相对较少,血管截面积大,血管走向相对单一。手背静脉血管数量相对较多,血管截面积小,血管走向复杂,因此该算法对手背静脉分割存在较大误差。肘部静脉半自动采血静脉检测算法流程如图 1 所示:

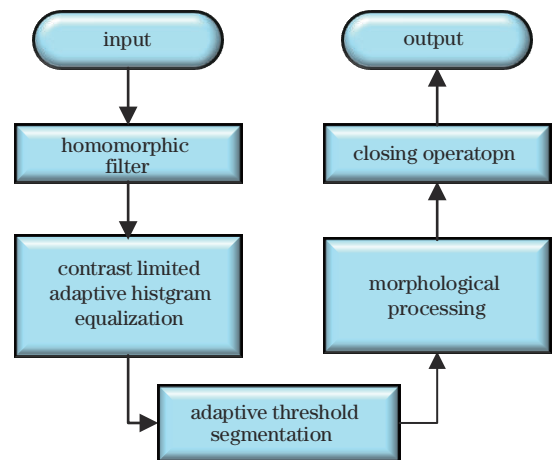


图 1 半自动采血静脉检测算法流程

Fig. 1 Vein detection algorithm flow of semi-automatic blood collection

2.2 手背静脉入针点位置决策

张珣等^[13]提出了一种用于手背静脉注射的图像自动检测与标注的算法,该算法先对图像进行预处理获

得完整的细化图像,再利用改进的区域生长法分别对每段静脉进行提取和分析,最后用模板匹配法识别最适合穿刺的静脉部分。该算法的手背静脉实验数据库相对较少,只针对 15 人进行了每人 10 张图片的数据采集,且采集设备受外界干扰光源与光源角度影响大,算法对图像要求较高,不具有普遍性,在分割最长静脉时存在由于图像信息损失而导致的分割不充分、没有考虑静脉血管截面积对入针点的影响等问题。手背静脉图像自动检测与标注算法流程如图 2 所示:

3 所提方法

3.1 AT-U-Net 手背静脉血管语义分割网络模型

U-Net 是于 2015 年提出的一种卷积神经网络,能从极少的训练图像中依靠数据增强将标注的数据更为有效地使用^[14]。与传统的神经网络相比,U-Net 在降低复杂性的同时带来了更好的泛化能力。基于此,U-Net 成为大多医疗影像语义分割任务的基础网络,但是手背静脉图像与其他医疗影像相比形状各异且长距离静脉血管之间的语义特征较难获取^[15-22]。针对

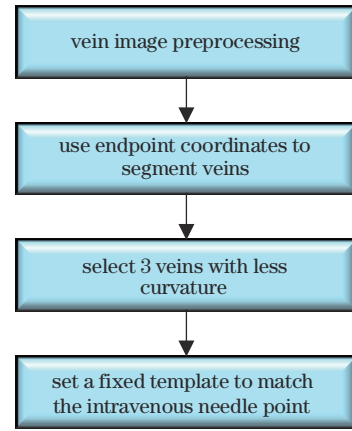


图 2 手背静脉注射图像自动检测与标注算法流程
Fig. 2 Algorithm flow of automatic detection and annotation of dorsal hand vein injection image

U-Net 无法分割长距离静脉血管的问题,提出了 AT-U-Net。AT-U-Net 模型由 4 部分构成:第 1 部分是主干特征提取网络;第 2 部分是注意力机制;第 3 部分是加强特征提取网络;第 4 部分是预测网络,如图 3 所示。

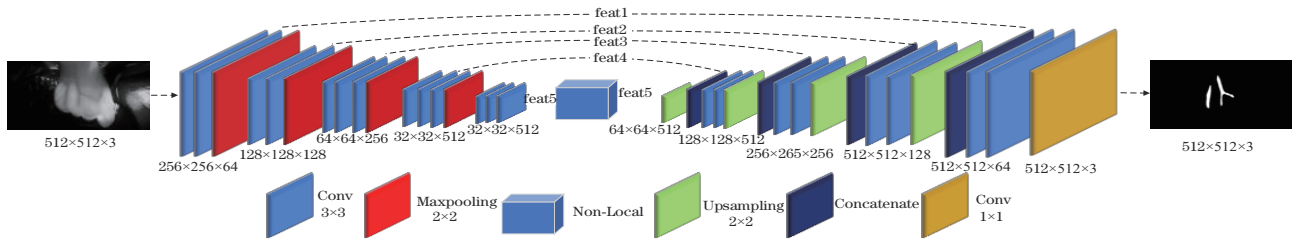


图 3 AT-U-Net 模型结构
Fig. 3 Structure of AT-U-NET model

利用主干特征提取网络一共可以获得 5 个特征层,分别是 feat1、feat2、feat3、feat4、feat5。在特征提取网络后,利用 feat5 引入指导注意力机制来获取手背静脉长距离之间的更多特征信息。

注意力机制 Non-Local 主要用来捕获手背静脉血管长距离的依赖关系,在手背静脉图片上建立静脉血管像素点与像素点之间的关系,找到这个关系可以更好地分割长距离手背静脉血管^[23]。

注意力机制 Non-Local 操作可描述为

$$y_i = \frac{1}{C(X)} \sum_{x_j} f(x_i, x_j) g(x_j), \quad (1)$$

式中: i 和 j 分别代表输入的空间位置; x_i 表示特征提取网络输出的 feat5; y_i 表示残差结构; f 函数用来计算 x_i 和所有可能跟 x_i 有关的 x_j , f 遵循非局部均值和双边滤波; $g(x_j)$ 用来计算在 g 这个位置上的特征值; $C(X)$ 为归一化的参数。

Non-Local 结构如图 4 所示,其中 T 表示视频的帧数,1024 表示通道数, $H \times W$ 表示空间分辨率, θ 、 ϕ 和 g 均表示 $1 \times 1 \times 1$ 的卷积,其输出维度均为 $T \times H \times W \times 512$ 。

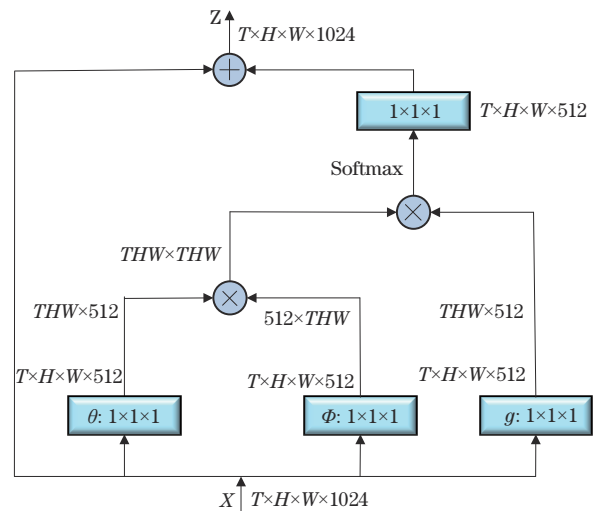


图 4 Non-Local 结构
Fig. 4 Non-Local structure

θ 和 ϕ 两个分支进行矩阵乘法,操作后维度变成 $THW \times THW$,输出经过 Softmax 和第 3 条分支 g 的输出进行矩阵乘法运算,得到 $THW \times 512$ 的维度,将其大小变为 $T \times H \times W \times 512$,然后再将其通过一个 $1 \times 1 \times 1$ 的

卷积层,将其恢复到与 x 相同的维度,然后进行下一步操作:

$$z_i = W_z y_i + x_i \quad (2)$$

式中: z_i 为整个数据流; y_i 为前面定义的残差结构; W_z 表示权重,初始化为 0; x_i 表示特征提取网络输出的 feat5。经过注意力机制后的特征层会在加强特征提取网络得到更好融合。

在加强特征提取网络中,引入 U-Netup 操作替代原始的 copy and crop 的操作,使得加强特征提取网络有更好的通用性。U-Netup 模块结构如图 5 所示。

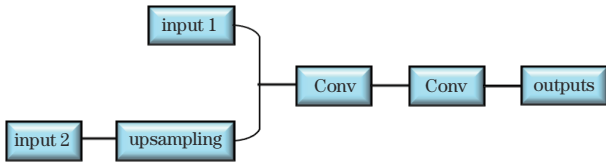


图 5 U-Netup 模块结构

Fig. 5 Structure of U-Netup module

U-Netup 一共有两个输入,对应的初步有效特征层分别为 feat4 和 feat5,上面的有效特征层对应 input 1,下面的有效特征层对应 input 2。首先对 input 2 进行上采样操作;其次,对 input 1 和 input 2 进行堆叠操作;最后,对其进行两次卷积的操作。这样就完成了一个 U-Netup 模块的构建,即完成了两个初步有效特征的特征融合。加强特征提取网络的具体结构如图 6 所示。在加强特征提取网络中不断运用 U-Netup 模块对特征层进行加强特征提取,可更好地分割手背静脉血管。

图 6 中,block 1 表示上采样操作,block 2、block 3 和 block 4 相同,均为经过 U-Netup 操作后又进行一次上采样操作,block 5 表示 U-Netup 操作。不断地利用 U-Netup 进行特征融合,有利于提高预测网络的预测

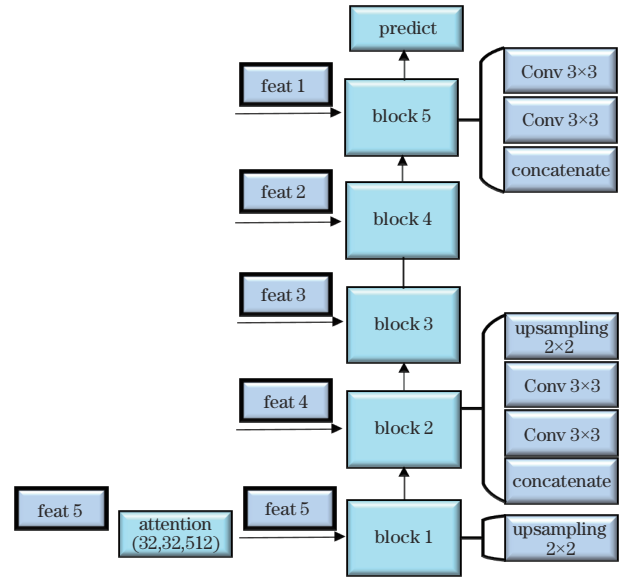


图 6 加强特征提取网络

Fig. 6 Strengthened feature extraction network

效果。

在预测网络中,当输入图片为长方形时,需要将其形状变为正方形,若直接对其进行 resize 操作,图片容易失真。针对此情况,对输入图片进行 letterbox_image 的操作以保证其不失真。经过 letterbox_image 操作后,输入图片会存在灰条,在输出时需要将其灰条部分截取掉。之后判断每个像素点的种类,对每个像素点赋予特定的颜色并对分割图像进行格式转换等操作,得到最终预测结果。

静脉血管语义分割网络模型分割效果如图所示,图 7(a) 为手背静脉血管原图,图 7(b) 为调用 AT-U-Net 语义分割模型得到的手背静脉血管分割图。从图中可以看出,AT-U-Net 语义分割模型能清晰地分割长距离手背静脉血管。

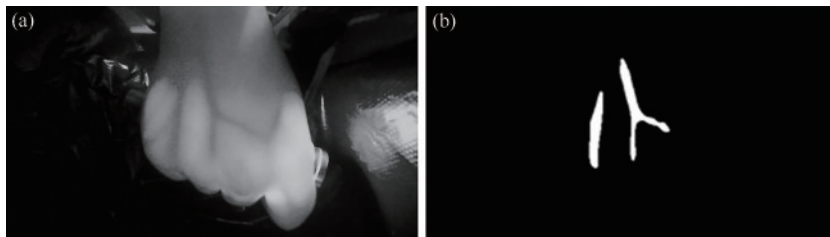


图 7 手背静脉血管原图和分割图。(a) 原图;(b) 分割图

Fig. 7 Original map and segmentation map of dorsal hand vein. (a) Original map; (b) segmentation map

3.2 PT-Pruning 手背静脉入针点位置决策

手背静脉注射时,需要医护人员左手拇指绷紧患者静脉下端皮肤,将其固定,右手持注射器,针头斜面向上与皮肤呈 $15^{\circ} \sim 20^{\circ}$ 角,沿静脉方向使针头刺入。根据穿刺特点分析可知,适合注射的静脉有 3 个特点:1) 静脉具有一定的长度;2) 静脉弯曲度较小;3) 静脉血管截面积较大。3 个特点进行匹配后便能够满足注射的要求。

得到手背静脉血管分割图后,对静脉血管进行分条标注,调用 PT-Pruning 进行入针点位置决策。首先,使用 PT-Pruning 对细化后的血管骨架图像进行毛刺分枝的去除,得到最长的静脉血管骨架主干线。然后,通过固定大小的滑动窗口遍历血管骨架主干线,提取出最直区域并计算其弯曲值,进一步提取对应区域血管分割图并计算血管截面积,将所选区域静脉血管的重心坐标作为入针点,每条血管确定一个入针点。最后,

加权计算每条血管入针点对应区域弯曲值和血管截面积得分,选取出得分最高的入针点,将其记为手背静脉

最优入针点 p_0 ,其余入针点 p_1, p_2, p_3 记为有效入针点。PT-Pruning 的具体流程图如图 8 所示。

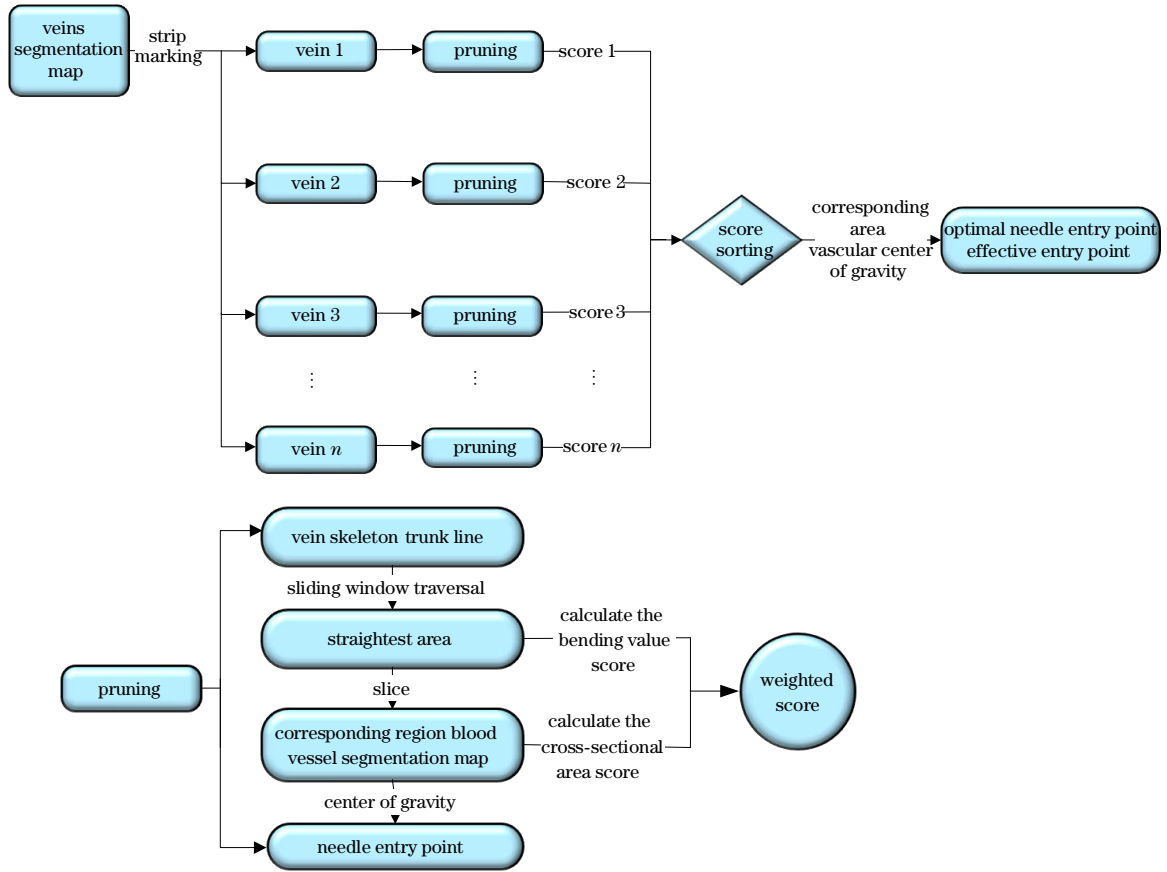


图 8 PT-Pruning 流程图
Fig. 8 PT-Pruning flowchart

PT-Pruning 的基本思想如下:首先应用蚕食的方法来确定骨架中的端点、孤点和遭遇点,用无向加权图数据结构存储细化骨架图像,而后计算无向加权图的最长路径,并将其确定为骨架主干线。蚕食是每当确定一个骨架点类型后就在骨架中消除该点;骨架点类型可以通过骨架点 8 邻域内的交叉数和纹线点数来判断;骨架无向加权图结构的顶点为第 1 个端点、孤点和遭遇点,骨架无向加权图边上的权值为两顶点间路径的长度;最长路径可以通过计算无向图的直径来确定。即 PT-Pruning 可分为蚕食阶段、计算阶段、重建阶段、位置决策等 4 个阶段^[24]。蚕食阶段具体流程如图 9 所示。

蚕食阶段完成后将会获得完整的骨架无向加权图 G , G 中顶点为骨架的第 1 个端点、孤点和遭遇点,边上的权值为两顶点间路径的长度。因为主干血管骨架一般为最长的血管,所以计算细化骨架主干就可以转换为在无向加权图 G 中搜索最长路径。将手背静脉图两个间隔最远的顶点间的距离作为图的直径,通过计算无向图的直径来获得最长路径:任选图中一个顶点 s ,求距离其最远的顶点 x ;求到 x 最远的顶点 y ;顶点 x 与顶点 s 的距离,即为图的直径。

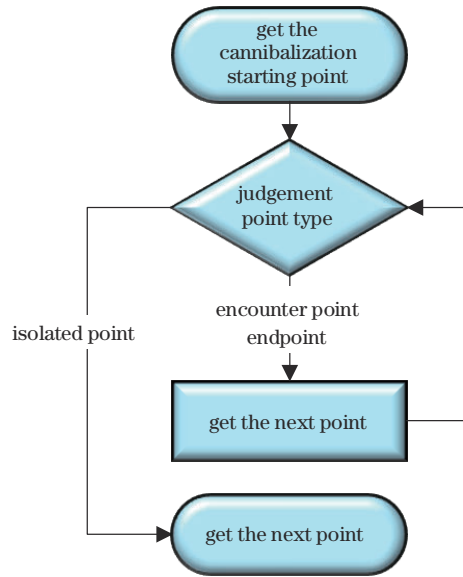


图 9 蚕食阶段
Fig. 9 Cannibalization stage

在计算阶段结束后,将得到无向加权图 G 的最长路径 $e_{longest}$ 所包含的顶点,亦为血管骨架主干所包含的顶点。

因蚕食阶段会蚕食掉图像中所有的非零像素,故蚕食结束后得到的是一张空白图像。在重建阶段,从 e_{longest} 的第 1 个顶点 v 开始遍历,访问与 v 邻接且属于 e_{longest} 的顶点的边 e (邻接表节点),从 e 中读取该路径上所包含的像素点集,将该点集中的所有像素点均设为

255。上述过程直至遍历到 e_{longest} 的最后一个顶点为止。

手背静脉血管剪枝效果如图 10 所示,图 10(a)为手背静脉血管中的一条血管,图 10(b)为经过 PT-Pruning 处理后得到的静脉血管骨架主干线。

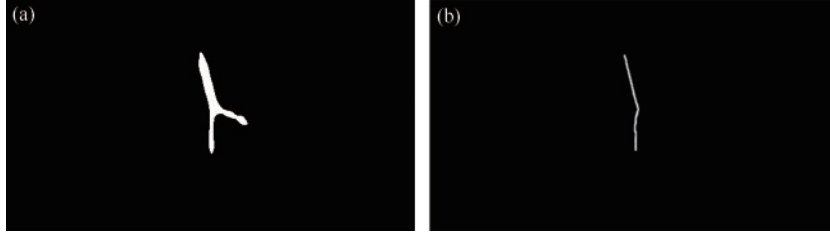


图 10 静脉血管分割图和血管骨架主干线。(a)分割图;(b)主干线

Fig. 10 Vein segmentation figure and main line of vascular skeleton. (a) Segmentation; (b) main line

得到静脉血管骨架主干线后,将其包含的像素点个数记为静脉血管的长度 X 。然后利用固定大小的滑动窗口,遍历骨架主干线,计算滑动窗口内血管的弯曲值。计算方法如下:将滑动窗口区域内的静脉骨架主干线拟合成一条直线,计算骨架线上的点到该直线的距离之和,将其定义为该段血管的弯曲值,记为 Y :

$$Y = \sum_{i=1}^n \frac{|Ax_i + By_i + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}}, \quad (3)$$

式中: Y 为血管弯曲值; A 、 B 、 C 为直线方程系数; x_i 、 y_i 为第 i 个点的坐标; n 为滑动窗口中骨架线上点的个数。

通过切片,可以获得滑动窗口所在最直区域的静脉血管原始图像,将该区域内静脉血管所包含的像素点个数记为静脉血管截面积,将其记为 Z ,并选取该区域图像中静脉血管的重心作为入针点,每条血管选取一个入针点。最后引入决策方法,针对每条血管入针点的各个要素使用归一化方法,对计算得到的每条静脉血管最直区域的弯曲值 X 及血管截面积 Z 基于加权的静脉血管入针点决策算法进行得分计算,并将得分进行排序,选取得分最高的入针点记为最优入针点 p_0 ,其他入针点记为有效入针点,按照得分依次为 p_1 、 p_2 、 p_3 、 \dots 、 p_n (n 为静脉血管条数)。

$$S_p = A \frac{X_i}{\sum_{i=1}^n X_i} + B \frac{Z_i}{\sum_{i=1}^n Z_i}, \quad (4)$$

式中: S_p 为入针点得分; A 、 B 为直线方程系数; X_i 为经过剪枝算法处理后的脉血管骨架主干线的长度; Z_i 为所选特定区域内静脉血管骨架主干线弯曲值; Z_i 为所选特定区域内静脉血管截面积。PT-Pruning 算法效果流程如图 11 所示。

图 11 中操作 1 将静脉血管分割图中的不同血管进行拆分,得到独立的静脉血管。操作 2 通过 PT-Pruning 去除静脉血管毛刺分枝,得到静脉血管最长骨架主干线。操作 3 调用固定大小的滑动窗口遍历血管

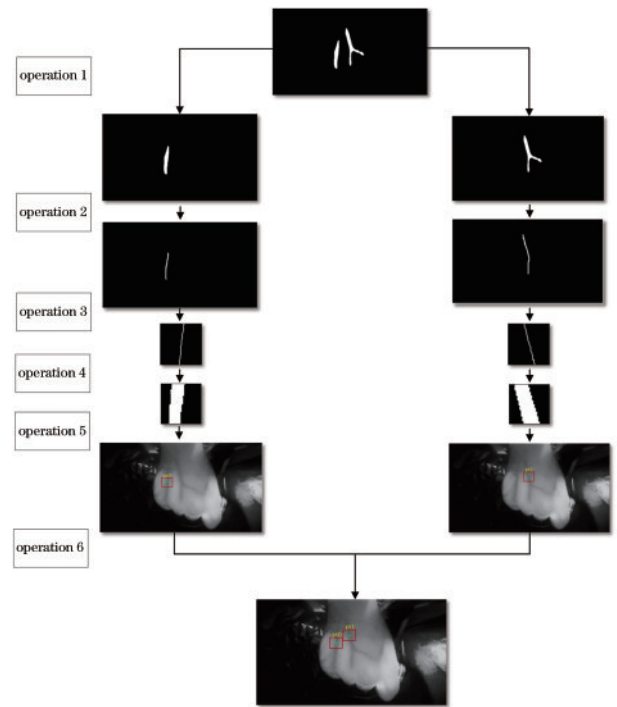


图 11 入针点位置决策实验

Fig. 11 Decision experiment of needle entry point position

骨架主干线,计算滑动窗口内骨架主干线与拟合直线的距离,得到其弯曲值,并选取出弯曲值最小区域,左侧图片弯曲值为 20.5277,右侧图片弯曲值为 20.5056。操作 4 计算弯曲值最小区域对应的血管的截面积,左侧图片血管截面积为 1877.5,右侧图片血管截面积为 2356.0。操作 5 将所选区域血管的重心作为入针点,并在原始图像显示其位置坐标,左侧图片入针点位置为 (499, 341),右侧图片入针点位置为 (597, 210)。操作 6 在得到每条血管的入针点后,通过计算每条血管入针点弯曲值和截面积,对入针点进行排序,获得最优入针点 p_0 ,其坐标为 (499, 341), p_1 坐标为 (597, 210)。

4 实验验证

4.1 手背静脉数据库

4.1.1 搭建手背静脉采集装置

手背静脉数据库是解决手背静脉检测与分割和入针点位置决策的关键。目前手背静脉库较少,公开的数据有限,所以本实验组采用自主研发的多光谱手背静脉成像采集平台获取数据。

手背静脉存在于皮下脂肪之下,肉眼观察到的手背静脉网络分布并不清晰,肥胖患儿由于手背脂肪层较厚,存在血管隐匿、成像不明显问题。使用普通摄像头或者在可见光下采集的手背静脉图像并不理想。静脉血管内含有大量的血红蛋白,血红蛋白比血管以外的皮下组织更容易吸收 700~1000 nm 波段的近红外光。基于此,本实验组采用 730、850、940 nm 的多光谱近红外光波结合红外光显示仪采集手背静脉图像。图像采集设备如图 12 所示。

手背静脉成像采集平台由 4 部分构成:第 1 部分为 CCD 黑白相机,用来采集手背静脉图像;第 2 部分为带通光学滤波片;第 3 部分为多光谱阵列和均光片,多光谱阵列均匀排列在 CCD 相机周围,为手背静脉成像提

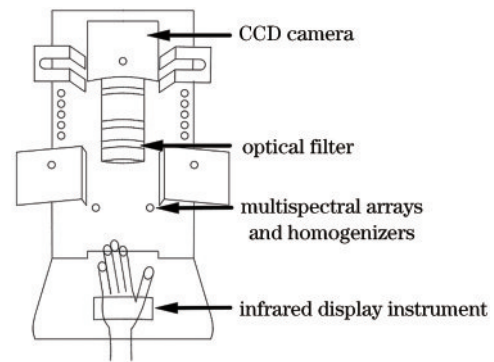


图 12 手背静脉成像采集设备

Fig. 12 Dorsal hand vein imaging acquisition equipment

供充足的光源,为了防止光源过于集中形成光斑,在多光谱阵列前方安置了均光片;第 4 部分为手握式红外光显示仪,采集静脉图像时,被采集者将手掌放于显示仪上,红外光可以透过手掌,改善静脉血管成像效果,解决患者血管隐匿、成像不明显问题。

本实验对 204 位性别不同、年龄分布在 20~79 岁之间的被采集者分别进行左手和右手手背静脉图像采集,共计采集 2546 张不同姿态的手背静脉图像。基于此,建立手背静脉图像库,原始手背静脉图像如图 13 所示。

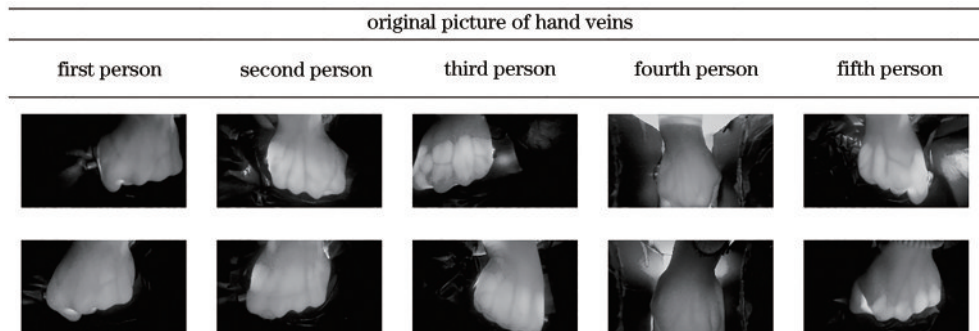


图 13 原始手背静脉图像

Fig. 13 Original dorsal hand vein images

4.1.2 建立手背静脉数据库

将数据库原始图片划分为静脉血管和背景两部

分,设置静脉血管标签,逐像素标注手背静脉血管。数据库部分原始图片及标签图像如图 14 所示。

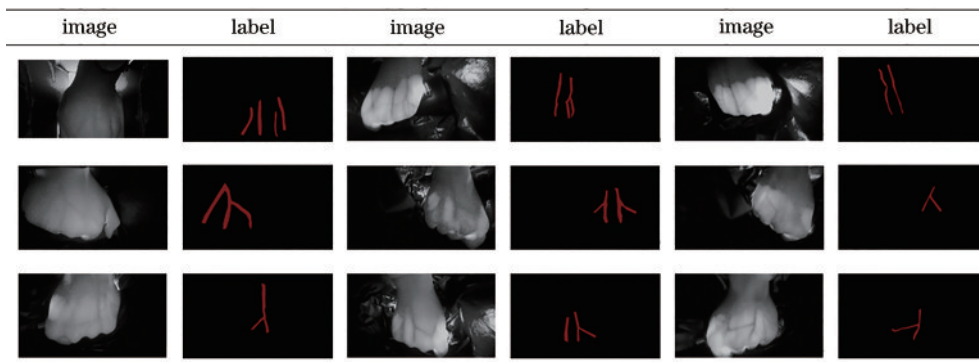


图 14 原始图片及标签图像

Fig. 14 Original pictures and label images

4.1.3 建立手背静脉入针点数据库

将数据库原始图片划分为最优入针点和有效入针点两部分,每条血管标注一个入针点,标注手背静脉血

管中最优注射区域及有效注射区域,将最优注射区域记为 p_0 ,将有效注射区域记为 $p_1, p_2, p_3 \dots$ 。数据库部分原始图片及标签图像如图 15 所示。

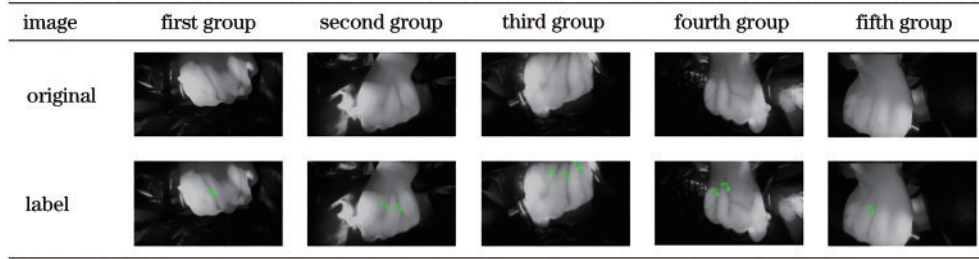


图 15 原始图片及标签图像

Fig. 15 Original pictures and label images

4.2 评价指标

静脉血管语义分割模型使用平均交并比 (MIOU)、F1-score 和 (平均精度)MPA 这 3 项指标来客观评价手背静脉分割效果,其表达式分别为

$$R_{\text{MIOU}} = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{FN}}} + \frac{N_{\text{TN}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}} + N_{\text{FP}}}, \quad (5)$$

$$S_{\text{F1}} = \frac{2 \times P \times R}{P + R}, \quad (6)$$

$$A_{\text{MPA}} = \frac{\text{sum}(P_i)}{N_{\text{classes}}}, \quad (7)$$

$$P = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}}, \quad (8)$$

$$R = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}}, \quad (9)$$

式中: N_{TP} 和 N_{TN} 分别表示正确分类的血管、背景像素; N_{FP} 和 N_{FN} 分别表示错误分类血管、背景像素; F1-score 用来衡量算法同手背静脉数据库的相似度; P 表示每个类别像素准确率; N_{classes} 表示类别数。

4.3 手背静脉血管分割实验

手背静脉血管分割实验主要分为两部分:第 1 部分是 AT-U-Net 语义分割模型实验;第 2 部分为对比实验,包括传统算法和其他语义分割模型的实验。

通过 AT-U-Net 对手背静脉数据库进行静脉血管的检测与分割,结果如图 16 所示。

从图 16 可以看出,AT-U-Net 语义分割模型可以分割长距离手背静脉血管,清晰且长距离的手背静脉图像为后续手背静脉入针点决策提供了坚实的基础。

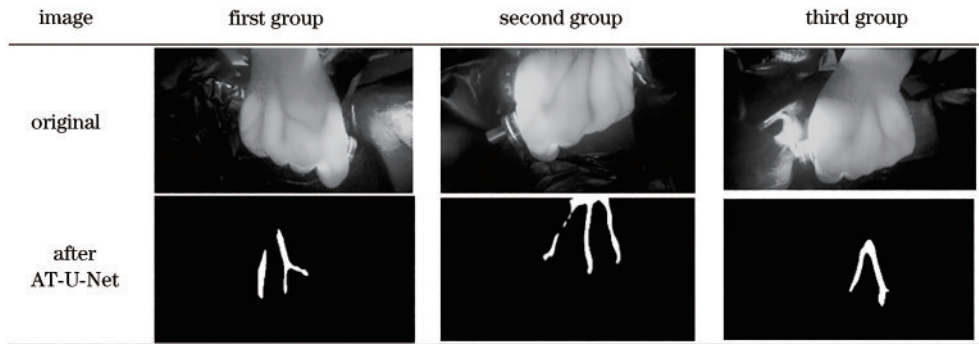


图 16 AT-U-Net 手背静脉检测与分割效果

Fig. 16 Detection and segmentation effect of at-u-net dorsal hand vein

第 2 部分实验为对比实验,传统算法对手背姿态要求较高,实验效果如图 17~22 所示,其中图 17 为手背原图,图 18 为经过同态滤波处理后的图像,图 19 为经过 CLAHE 处理后的图像,图 20 为经过自适应阈值分割处理后的图像,图 21 为经过形态学处理后的图像,图 22 为经过闭运算处理后的图像。从图中可以看出,左侧血管无法完整提取,且血管端点部分失真较严重,存在许多噪声,有效区域太短,不利于后期入针点检测。

对比实验的语义分割模型分别采用 PSPNet、U-

Net、SegNet、RefineNet、DeepLabv3^[25-28]。PSPNet 的主干网络是 mobilenetv2,其核心在于深度可分卷积^[29-30]。PSPNet 模型融合足够的深层特征,但是浅层特征融合不充分,所以细节分割方面不太好。U-Net 能够结合底层和高层的信息,相比 PSPNet 在分割手背静脉上有了一定的提升,但是长距离静脉分割效果不明显。SegNet 能够保持高频信息的完整性,但当对低分辨率的手背静脉特征图进行反池化操作时,它也会忽略邻近静脉血管之间的信息。RefineNet 空洞卷积的特性决定了它会损失一些手背静脉血管细节信



图 17 原始手背静脉图像
Fig. 17 Original back of hand



图 18 同态滤波处理后的图像
Fig. 18 Image after homomorphic filtering

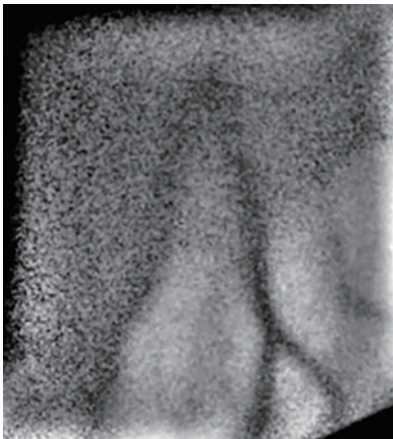


图 19 CLAHE 处理后的图像
Fig. 19 Image after CLAHE processing

息。DeepLabv3 运用模块恢复目标边界细节,但其在视野罕见的物体上分割效果不是很好。针对上述模型的缺陷,AT-U-Net 能够识别长距离手背静脉血管之间语义特征,解决手背静脉血管细节分割以及长距离分割的问题。为了客观公正地评价不同语义分割模型的性能,不同语义分割模型的性能指标如表 1 所示。

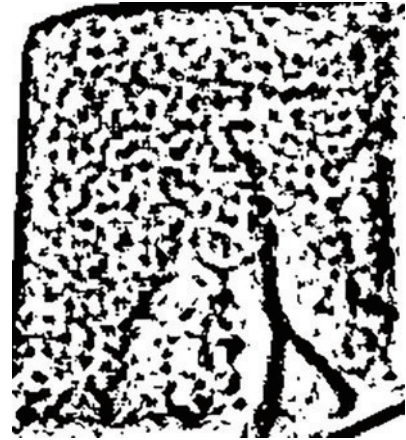


图 20 自适应分割处理后的图像
Fig. 20 Image after adaptive threshold segmentation



图 21 形态学处理后的图像
Fig. 21 Image after morphological processing



图 22 闭操作处理后的图像
Fig. 22 Image after closed operation

由表 1 可以看出,在相同的手背静脉数据库、相同初始学习率、相同训练轮数、相同的 batch_size 下,各语义分割模型的分割性能不同。AT-U-Net 语义分割模型在 3 项指标下均取得了较高水平, F1-score 达到 93.6, 在分割长距离手背静脉血管上具有优势。

为了更加直观分析各个语义分割模型对手背静脉血管的检测与分割效果,统计了各分割模型的效果图,

表 1 不同语义分割模型分割手背静脉的性能指标

Table 1 Performance indexes of different semantic segmentation models for segmentation of dorsal hand vein

| Model | MIOU | MPA | F1 -score |
|-----------|-------|-------|-----------|
| PSPNet | 61.49 | 68.35 | 69.8 |
| U-Net | 67.97 | 73.84 | 77.6 |
| SegNet | 67.32 | 71.53 | 75.1 |
| RefineNet | 66.63 | 70.61 | 74.9 |
| DeepLabv3 | 66.41 | 69.46 | 72.8 |
| AT-U-Net | 79.52 | 84.98 | 93.6 |

如图 23 所示,第 1 列为手背静脉图像,第 2 列为 PSPNet 分割效果,第 3 列为 U-Net 分割效果,第 4 列为 SegNet 分割效果,第 5 列为 RefineNet 分割效果,第 6 列为 DeepLabv3 分割效果,第 7 列为 AT-U-Net 分割效果。

从图 23 可以看出:PSPNet 对静脉血管分割性能

最低,血管结构分割不准确,分割的血管截面积较真实血管偏差较大;U-Net 分割静脉的宽度与真实血管相似,但是其分割长静脉时,会出现不连续的断点;SegNet 分割邻近的手背静脉血管性能较差;RefineNet 对手背静脉血管细节分割不全面;DeepLabv3 对静脉血管细节分割较完整,但其对长距离静脉血管检测分割不完全。相较于上述模型的分割效果而言,AT-U-Net 网络模型分割性能明显提升,其分割的静脉血管截面积与真实血管相似,能处理好邻近血管之间的细节分割,在分割长距离手背静脉血管的性能上具有明显的优势。

4.4 入针点位置决策实验

得到手背静脉血管分割图后,调用 PT-Pruning 对手背静脉血管进行入针点位置决策,效果如图 24 所示。

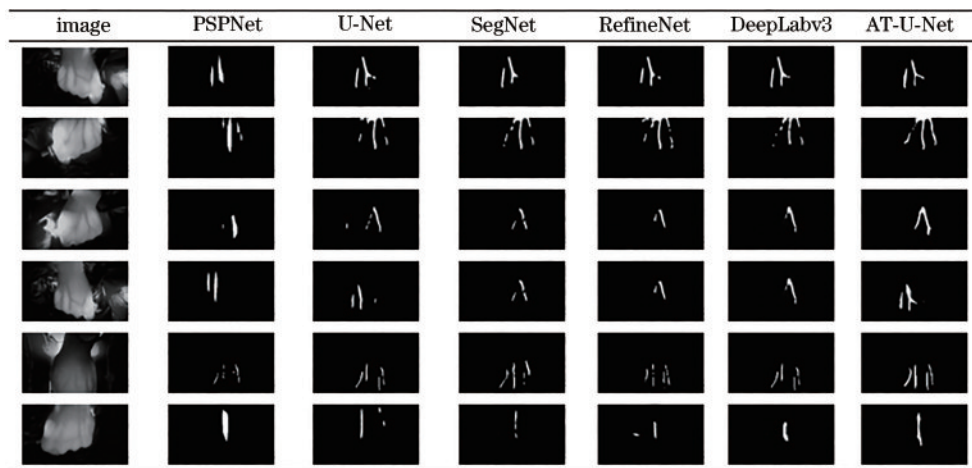


图 23 不同语义分割模型处理效果

Fig. 23 Different semantic segmentation model processing effects

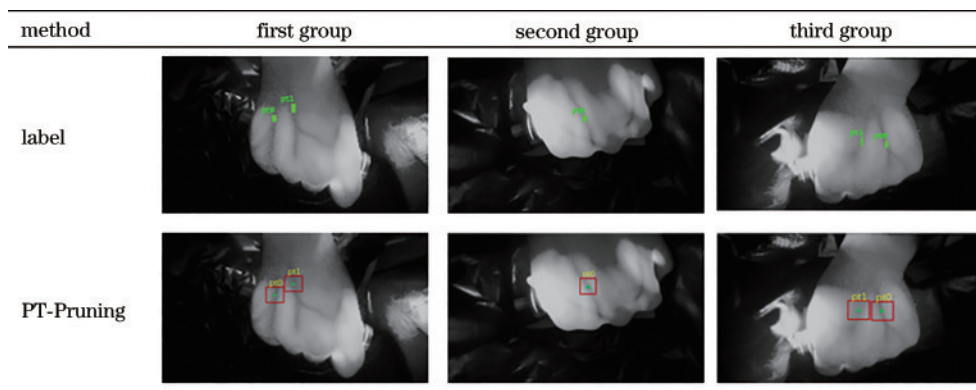


图 24 PT-Pruning 入针点位置决策效果

Fig. 24 Effect of PT-Pruning needle entry point position decision

从图 24 可以看出,PT-Pruning 可以精准定位手背静脉入针点,为后续手背静脉自动注射提供了坚实的基础。

为了客观公正体现该算法的有效性,对 2546 个样本进行逐个验证,识别有效区域入针点和最优注射区域入针点,通过与手背静脉入针点数据库中划分的最

优区域及有效区域进行对比,验证得到的入针点位置是否在该区域。在检测是否在有效区域时,将算法计算得到的有效区域(包含最优入针点注射区域)与数据库中的有效注射区域进行逐一对照比较,若在数据库中的有效注射区域内,则判定为入针点识别正确,若不在数据库的有效注射区域内,则说明识别错误,得到验

证结果如表 2 所示。在检测是否在最优注射区域时, 若最优入针点在数据库中最优注射区域, 则判定为最

优区域入针点识别正确, 若不在最优注射区域则视为最优入针点识别错误, 得到验证结果如表 3 所示。

表 2 有效区域入针点识别准确率

Table 2 Accuracy of needle entry point recognition in effective area

| Method | Detection success times | Detection failure times | $p_1 / \%$ |
|--|-------------------------|-------------------------|------------|
| Automatic labeling and recognition of dorsal hand vein image | 2387 | 159 | 93.75 |
| PT-Pruning | 2463 | 83 | 96.73 |

表 3 最优入针点识别准确率

Table 3 Recognition accuracy of optimal needle entry point

| Method | Detection success times | Detection failure times | p_2 |
|------------|-------------------------|-------------------------|-------|
| PT-Pruning | 2457 | 89 | 96.5% |

从表 2 中可以看出, 识别有效注射区域入针点准确率达到 96.73%。从表 3 可看出, 识别最优注射区域入针点准确率达到 96.5%。PT-Pruning 显示出了较好的检测性能。

为了更直观分析各个实验入针点位置决策效果, 各个实验效果图如图 26 所示, 其中第 1 列图片表示数据库标注的入针点最优注射区域和入针点有效注射区

域, 第 2 列图片为手背静脉图像自动标注与识别的实验效果图, 第 3 列为 PT-Pruning 得到的实验效果图。从图中可以看出, PT-Pruning 具有两个优势: 1) PT-Pruning 能够精确定位出入针点具体坐标位置; 2) 识别区域准确。手背静脉图像自动标注与识别设置固定的区域对血管分段匹配, 没有对静脉血管进行全局检测, PT-Pruning 通过遍历静脉血管获得注射区域, 能够对静脉血管进行全局检测并且对静脉血管截面积及弯曲值进行综合决策。与手背静脉入针点数据库对比, PT-Pruning 得到的入针点区域更加符合静脉注射条件, 具有较强的有效性与实际应用性, 为后续手背静脉自动注射提供坚实的理论基础。

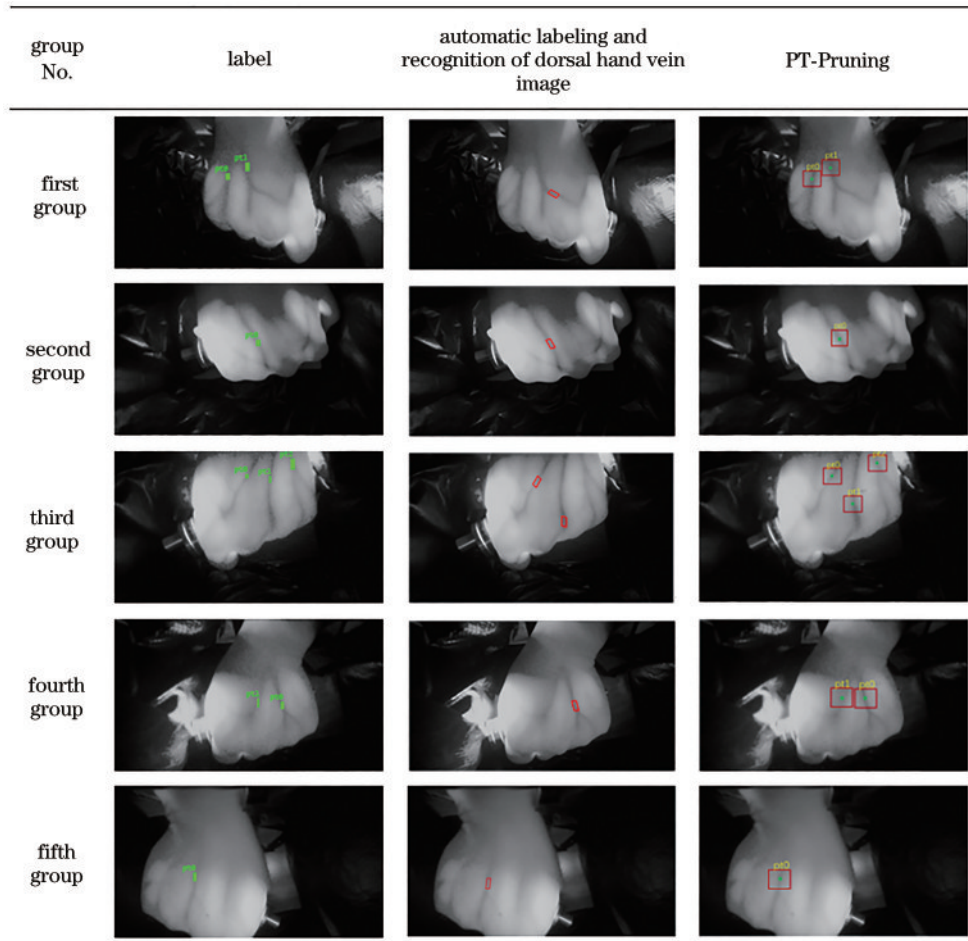


图 25 最优入针点位置决策

Fig. 25 Optimal needle entry point position decision

5 结 论

新冠肺炎疫情期间,非人工接触手背静脉自动注射方式需求量增加,针对非接触式手背静脉注射的关键问题进行研究,重点解决手背静脉检测与分割及入针点位置决策问题。针对手背静脉检测与分割问题,提出了一种 AT-U-Net 语义分割模型。该模型能够提取长距离手背静脉血管,具有更强的特征提取能力,在与传统算法及其他语义分割模型的对比实验中,表现出比其他模型更好的分割效果和泛化能力。针对入针点位置决策问题,在获得手背静脉分割图的基础上,提出了 PT-Pruning 手背静脉入针点决策方法。首先通过剪枝算法提取静脉血管骨架主干线,然后对静脉血管骨架主干线长度进行计算,并通过固定大小的滑动窗口遍历血管骨架主干线,提取出最直区域并计算其弯曲度,进一步提取对应区域血管分割图并计算血管截面积,将所选区域静脉血管的重心坐标作为入针点。最后加权计算每条血管长度、弯曲度和血管截面积得分,选取得分最高的入针点,将其作为手背静脉最优入针点,其他入针点作为有效入针点。但是,所提算法仍存在某些不足,下一步将逐步扩充静脉数据集,提取手肘及手腕部静脉信息,实现静脉检测部位多样化,将算法移植到机械臂上,最终实现非人工接触手背静脉自动注射。

参考文献

- [1] 吴亚楠. 新冠肺炎疫情期间发热门诊一线医护人员感染防控需求调查[J]. 健康教育与健康促进, 2021, 16(1): 90-92.
Wu Y N. Investigation on infection prevention and control needs of frontline medical staff in fever clinic during epidemic period of COVID-19[J]. Health Education and Health Promotion, 2021, 16(1): 90-92.
- [2] 邓蓉, 陈芳, 刘珊珊, 等. 新型冠状病毒肺炎隔离病房医护人员心理压力的影响因素[J]. 中国感染控制杂志, 2020, 19(3): 256-261.
Deng R, Chen F, Liu S S, et al. Influencing factors for psychological stress of health care workers in COVID-19 isolation wards[J]. Chinese Journal of Infection Control, 2020, 19(3): 256-261.
- [3] Leipheimer J M, Balter M L, Chen A I, et al. First-in-human evaluation of a hand-held automated venipuncture device for rapid venous blood draws[J]. Technology, 2019, 7(3/4): 98-107.
- [4] 同济大学:“无接触”自动扎针采血机器人问世[N/OL]. 光明日报, 2021-01-31(4)[2022-01-05]. https://news.gmw.cn/2021-01/31/content_34586222.htm.
Tongji University: “contactless” automatic needle blood collection robot comes out[N/OL]. 光明日报, 2021-01-31(4)[2022-01-05]. https://news.gmw.cn/2021-01/31/content_34586222.htm.
- [5] 陈秀莲, 黄梅珍, 富雨超. 具有活体检测功能的手背静脉身份识别方法研究[J]. 光学学报, 2021, 41(6): 0610002.
Chen X L, Huang M Z, Fu Y C. Recognition method of dorsal hand vein with liveness detection function[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(6): 0610002.
- [6] 杜振民, 胡成洋, 符庭钊, 等. 基于集成光束分配芯片的空间叠层衍射成像[J]. 中国激光, 2021, 48(15): 1517004.
Du Z M, Hu C Y, Fu T Z, et al. Ptychography based on integrated beam steering chip[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(15): 1517004.
- [7] 牛铁杰, 柳兴, 乔灵博. 毫米波全息成像快速反向传播算法研究[J]. 中国激光, 2020, 47(9): 0909002.
Niu Y J, Liu X, Qiao L B. Fast backpropagation algorithm for millimeter-wave holographic imaging[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(9): 0909002.
- [8] Kitahara S, Kataoka Y, Miura H, et al. The feasibility and limitation of coronary computed tomographic angiography imaging to identify coronary lipid-rich atheroma *in vivo*: findings from near-infrared spectroscopy analysis[J]. Atherosclerosis, 2021, 322: 1-7.
- [9] Katsogridakis Y L, Seshadri R, Sullivan C, et al. Veinlite transillumination in the pediatric emergency department: a therapeutic interventional trial[J]. Pediatric Emergency Care, 2008, 24(2): 83-88.
- [10] 王健平, 陈明惠, 谈维杰, 等. 用于 OCT 成像与 pH 测量的双模态内窥探头[J]. 中国激光, 2020, 47(9): 0907001.
Wang J P, Chen M H, Tan W J, et al. Dual-modality endoscopic probe for optical coherence tomography imaging and pH sensing[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(9): 0907001.
- [11] Ostańska E, Aebischer D, Bartusik-Aebischer D. The potential of photodynamic therapy in current breast cancer treatment methodologies[J]. Biomedicine & Pharmacotherapy, 2021, 137: 111302.
- [12] 董杰. 静脉采血机器人原理样机的设计与实验[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
Dong J. Design and experiment of the prototype of venous blood drawing robot[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [13] 张珣, 郭永洪, 李刚, 等. 用于手背静脉注射的图像自动识别与标注[J]. 红外技术, 2015, 37(9): 751-755.
Zhang X, Guo Y H, Li G, et al. Image automatic recognition and mark of hand vein injection parts[J]. Infrared Technology, 2015, 37(9): 751-755.
- [14] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [15] Arrastia J L, Heilenkötter N, Baguer D O, et al. Deeply supervised UNet for semantic segmentation to assist dermatopathological assessment of basal cell carcinoma [J]. Journal of Imaging, 2021, 7(4): 71.
- [16] Soulami K B, Kaabouch N, Saidi M N, et al. Breast

- cancer: one-stage automated detection, segmentation, and classification of digital mammograms using UNet model based-semantic segmentation[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 66: 102481.
- [17] Kushnure D T, Talbar S N. MS-UNet: a multi-scale UNet with feature recalibration approach for automatic liver and tumor segmentation in CT images[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2021, 89: 101885.
- [18] Thomas E, Pawan S J, Kumar S, et al. Multi-res-attention UNet: a CNN model for the segmentation of focal cortical dysplasia lesions from magnetic resonance images[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 25(5): 1724-1734.
- [19] Zhang Y, Wu J, Liu Y L, et al. MI-UNet: multi-inputs UNet incorporating brain parcellation for stroke lesion segmentation from T1-weighted magnetic resonance images[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 25(2): 526-535.
- [20] 何承恩, 徐慧君, 王忠, 等. 多模态磁共振脑肿瘤图像自动分割算法研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(6): 0610001.
He C E, Xu H J, Wang Z, et al. Automatic segmentation algorithm for multimodal magnetic resonance-based brain tumor images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(6): 0610001.
- [21] 黄鸿, 彭超, 吴若愚, 等. 基于部分注释CT图像的自监督迁移学习肺结节分类[J]. *光学学报*, 2020, 40(18): 1810003.
Huang H, Peng C, Wu R Y, et al. Self-supervised transfer learning of pulmonary nodule classification based on partially annotated CT images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(18): 1810003.
- [22] 张文秀, 朱振才, 张永合, 等. 基于残差块和注意力机制的细胞图像分割方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(17): 1710001.
Zhang W X, Zhu Z C, Zhang Y H, et al. Cell image segmentation method based on residual block and attention mechanism[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(17): 1710001.
- [23] Wang X L, Girshick R, Gupta A, et al. Non-local neural networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018.
- [24] 刘文星, 王肇圻, 母国光. 纹线跟踪及其在细化指纹后处理中的应用[J]. *光电子·激光*, 2002, 13(2): 184-187.
Liu W X, Wang Z Q, Mu G G. Ridge tracing and application in post-processing of thinned fingerprints[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2002, 13(2): 184-187.
- [25] Wang W. Using UNet and PSPNet to explore the reusability principle of CNN parameters[EB/OL]. (2020-08-08)[2021-04-05]. <https://arxiv.org/abs/2008.03414>.
- [26] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [27] Lin G S, Milan A, Shen C H, et al. RefineNet: multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI. New York: IEEE Press, 2017.
- [28] Chen L C, Papandreou G, Schroff F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[EB/OL]. (2017-06-17) [2021-01-04]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587>.
- [29] Zhao H S, Shi J P, Qi X J, et al. Pyramid scene parsing network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI. New York: IEEE Press, 2017.
- [30] Zhou J C, Hao M L, Zhang D H, et al. Fusion PSPnet image segmentation based method for multi-focus image fusion[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2019, 11(6): 2950949.