

用于手背静脉注射的图像自动识别与标注

张珣，郭永洪，李刚，何金龙

(中国计量学院机电工程学院，浙江 杭州 310018)

摘要：针对医疗领域的手背静脉识别研究甚少的问题，提出一种用于静脉注射的手背静脉自动识别的方法。分析了静脉穿刺的特点以及适合注射的静脉条件，在近红外光下获得全局手背静脉图像的基础上，首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条静脉进行提取和分析，最后用模板匹配法识别选择最适合穿刺的静脉部分。实验结果表明：该方法能够实现对适合注射的静脉部分进行自动识别与标注。

关键词：静脉注射；特征提取；区域生长；模板匹配；静脉标注

中图分类号：TP391.41 文献标识码：A 文章编号：1001-8891(2015)09-0751-05

Image Automatic Recognition and Mark of Hand Vein Injection Parts

ZHANG Xun, GUO Yong-hong, LI Gang, HE Jin-long

(College of mechanical and electronic engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: For the situation that there was little study on automatic recognition which was suitable for intravenous injection directly, we present a method that identifies the vein automatically. It analyzes the features of vein puncture and conditions suitable for intravenous injection. On the basis of getting global hand vein images under the near-infrared light, the improved region growing method is used to extract and analyze each of the vein. And template matching method is used to identify the most suitable part for vein puncturing. The test results show that the method can successfully identify and label the vein parts which are suitable for vein injection.

Key words: venous injection, feature extraction, region growing, template matching, vein mark

0 引言

手背静脉识别作为一种生物特征识别技术在信息安全领域得到了广泛的研究与应用，它的主要原理是提取静脉的骨架和几何学特征^[1-2]，得到每个人不同的静脉特征，进行身份验证。但它在临床医疗领域中的研究甚少。

静脉穿刺是治疗和抢救患者的重要医疗手段之一。临幊上，一些特殊人群的静脉穿刺成功率较低。另一方面，在现实生活中，很多特殊疾病患者只是需要长期进行静脉注射，并不需要其它的治疗，每次到医院寻找专业的医护人员进行注射，不但浪费患者的时间，往往还造成医院注射室的拥挤不堪，浪费医疗资源。因此，提出一种应用于医疗领域的手背静脉识别系统具有重大的现实意义。它可以辅助医护人员提

高静脉穿刺的成功率，使一些病患家属经过简单静脉注射培训便能够在家中进行静脉注射，最重要的是可以为全自动静脉注射技术打下坚实有利的基础。

本文结合生物识别领域中的手背静脉识别过程^[3-5]，对静脉进行分段提取与分析，再根据静脉注射的特点选取合适的静脉穿刺部分并进行标注。过程主要包括图像的采集、预处理、特征提取，最后进行模板匹配达到识别的目的。静脉识别系统的系统框图如图1所示。

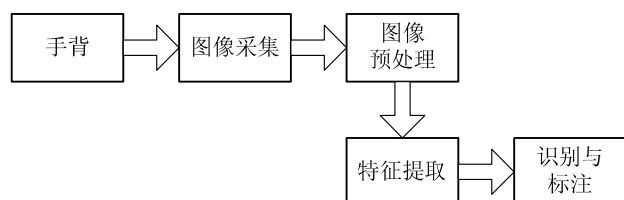


图1 手背静脉识别系统框图

Fig.1 Hand vein recognition system diagram

收稿日期：2015-03-10；修订日期：2015-04-28。

作者简介：张珣（1990-），女，汉族，硕士研究生，主要研究方向：检测技术与自动化装置。E-mail：421693002@qq.com。

基金项目：国家自然科学基金项目，编号：61001064。

1 静脉图像的采集与预处理

医学研究表明，在700~1000 nm的近红外光照射下，静脉的吸收率远大于其他组织^[6]，在采集到的图像中，较暗的部分即为静脉。基于人体手背静脉的注射部分自动识别系统结构如图1所示。

1.1 静脉采集系统

根据人体手背静脉对近红外光的特殊效应，设计了图像采集系统，结构如图2所示。系统主要由近红外光源、镜头、图像传感器等构成。

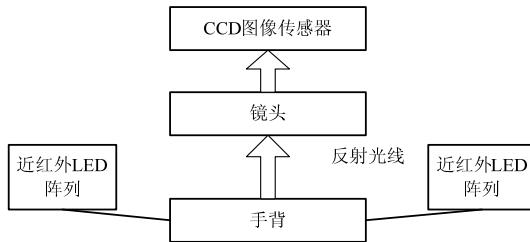


图2 静脉图像采集系统示意图

Fig.2 Vein image acquisition system diagram

1.2 静脉图像预处理

实验中采集到的静脉图像由于含有背景与手背边缘等，不利于静脉的识别，因此针对实际采集到的手背静脉图像，提出了预处理过程如下：

①有效区域的提取及滤波除噪：采用了质心法^[7]将静脉图像归一为250×220像素大小，并利用高斯平滑与中值滤波进行噪声去除；

②图像分割：根据静脉的方向性，利用一维灰度分割法^[8]即可得到静脉二值图像；

③图像细化：采用面积消除法剔除二值图像中的孤立点与较小区域的噪声，再进行细化处理得到结构完整的细化图像^[9]。

2 背静脉图像的识别与标注

静脉穿刺时，需要以左手拇指绷紧静脉下端皮肤，将其固定，右手持注射器，针头斜面向上与皮肤呈15°~20°角，沿静脉方向使针头刺入^[10]。根据穿刺特点分析得出，适合注射的静脉主要有3个条件：①静脉具有一定的长度；②静脉弯曲度较小；③静脉具有一定的宽度。基于此3点的要求，需要对静脉进行提取。在图像处理中，具有一定长度的静脉即是含有像素点多的静脉区域；弯曲度小的静脉可以理解为曲率较小的静脉；而静脉的宽度在分割图像中差距较小，仅凭前两个条件进行匹配后便能够满足注射的要求。

本文的识别分3步进行，具体流程如图3所示。

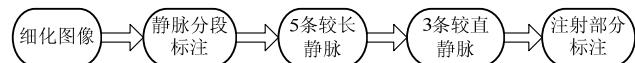


图3 手背识别算法流程图

Fig.3 Hand vein recognition algorithm flow chart

2.1 改进的区域生长法

区域生长的主要思想是通过一个初始的种子点，规定一个阈值，搜索其8邻域，把具有相同性质的像素集合起来。

本文得到的细化后的静脉二值图像只有“0”和“1”两个像素组成，不能够利用传统的区域生长法中的阈值的准则，经过分析，图像中每条静脉都是由静脉的交叉点和交叉点，交叉点和端点，端点和端点之间的部分组成的，因此，要把静脉分成独立的部分，只需要提取出细化图像中的端点和交叉点，利用区域生长的原理，将每个端点视为“种子点”，改变将相邻像素包含进同一区域的准则，把各个静脉标记为不同数字组成的区域。具体步骤如下：

- ①每个连通区域提取一个端点作为该区域的种子点；
- ②以种子点作为起点，检测它的8连通区域与种子点的连通性，如果相连通则标记相同的数字；
- ③遇到交叉点，即把数字分别加1和加2，再继续步骤②，直到遇到最后的边界端点，即停止。

图4给出了该方法的一个示例。

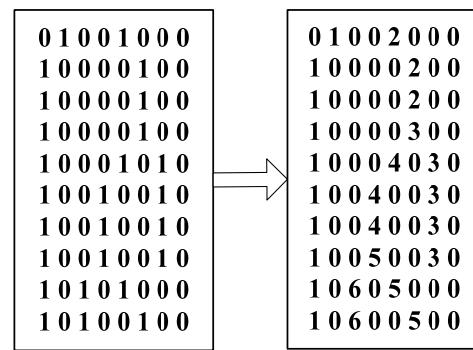


图4 改进区域生长原理图

Fig.4 Improved region growing diagram

利用改进的区域生长法分割后，静脉的各个部分被标记成不同的数字。提取不同的数字元素，即得到静脉的分段区域。

2.2 静脉长度与曲率的提取

分别计算代表每条静脉的数字的个数，即静脉的像素点数，提取其中数量最多的5条，代表了最长的5条静脉。再利用公式(1)求取这5条静脉的曲率：

$$\Delta l = \frac{\sum(Y - y)}{l} \quad (1)$$

式中: Y 代表原静脉细化图像的纵坐标值; y 代表拟合成直线后, 每个 x 对应的纵坐标值; l 代表直线的长度。 Δl 越大, 表示该曲线与直线的相差越大, 则此曲线弯曲度越大。通过比较 Δl 的值, 选出弯曲度较小的 3 条静脉。

2.3 最佳注射部位标注

静脉穿刺点的选择, 必须使其顺延静脉的方向具有较直的一段长度。基于此要求, 考虑图像处理中的模板匹配。首先根据先验知识构造合适的模板, 再进行匹配。匹配的过程就是模板在图像上移动的过程。

1) 建立匹配模板

由于提取出的适合注射的静脉, 有些可能具有一定弯曲度, 要实现最佳注射区域的标注, 有时必须建立具有一定倾斜角度的平行四边形模板。利用图像的错切即可使图像在水平方向或垂直方向上进行扭曲。

下式为垂直方向错切的数学表达式:

$$\begin{cases} x'=x \\ y'=y+dx \end{cases} \quad (2)$$

图像本质是由像素组成的矩阵而构成的, 从一个简单的例子来体会该方法的思想。设原图像为:

$$F = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

要进行顺时针 45° 的旋转, 得到的错切结果为:

$$G = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

如果需要提取的最佳静脉注射部分具有一定的曲率, 则先建立一定长度和宽度的长方形矩阵, 再根据提取的静脉斜率对此矩阵进行错切变换, 即得到最佳模板。

2) 标注最佳静脉注射区域

根据模板匹配的原理, 匹配最佳静脉注射区域的具体步骤如下:

① 分别标注经过长度与曲率两个条件过滤后 3 条静脉所在的连通区域;

② 根据提取的分割图像中 3 条静脉的宽度和斜率分别建立长度为 30 的 3 个模板;

③ 用 3 个模板分别去匹配对应的静脉, 如果该静脉的某部分区域能够完全覆盖模板, 则该部分被标记为理想区域。

3 静脉识别系统实验平台与仿真结果

3.1 实验平台

本文系统由 MATLAB 控制树莓派及其配套的摄像头完成对图像的采集和处理的仿真。如图 5 所示为树莓派及其配套的摄像头。

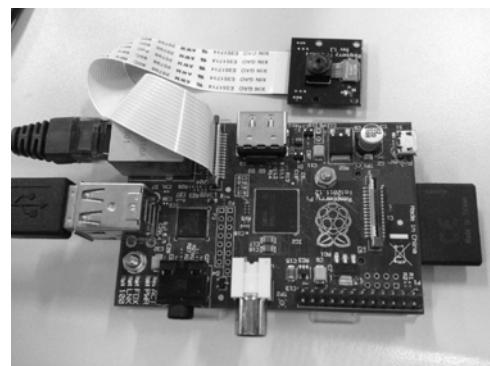


图 5 树莓派与其配套的摄像头

Fig.5 Raspberry Pi with its matching camera

树莓派是一种卡片式电脑, 配备一枚 700 MHz 博通出产的 ARM 架构 BCM2835 处理器, 512 MB 内存的微型电脑主板, 以 SD 卡为内存硬盘, 它的配套摄像头镜头采用的是 OmniVision 公司生产的 OV5647 镜头, 它配备有 500 万像素的图像传感器, 可以观测到近红外线的波长。

MATLAB 最新版本 (2014a) 官方支持树莓派, 可以利用 MATLAB 直接控制树莓派摄像头作为其硬件仿真工具。

3.2 仿真结果

在上述手背静脉识别系统的软硬件平台下, 在实验室中采集了 15 个人的手背, 每个人分别采集 10 幅图片组成一个样本数据库。图 6~图 10 给出了样本中的一幅图像从采集到静脉标注的整体过程示例。

其中, 图 6 代表采集到的一幅原始图像, 经过质心法提取 250×220 像素大小的有效区域, 该区域只

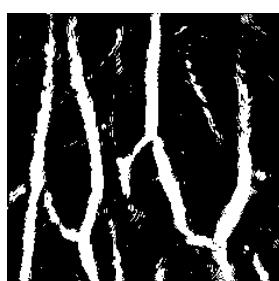


图 6 原图

Fig.6 Original image



(a) ROI 提取



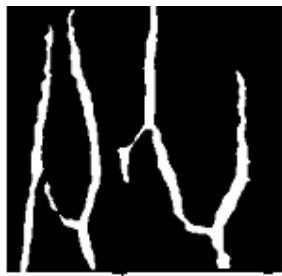
(b) 一维灰度分割



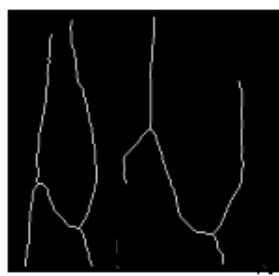
(a) 分割图像上较直静脉



(b) 分割图像上较直静脉



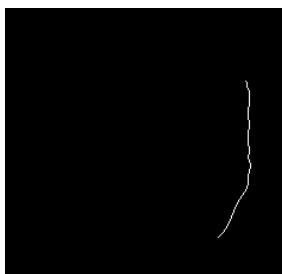
(c) 面积消除去噪



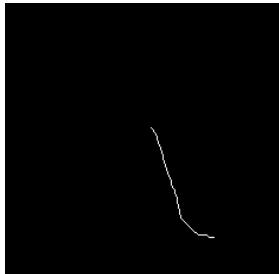
(d) 图像细化

图 7 图像预处理

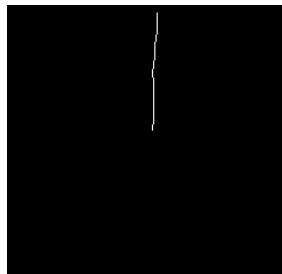
Fig.7 image preprocessing



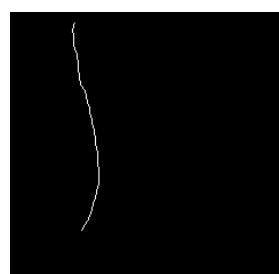
(a) 细化图像中较长静脉



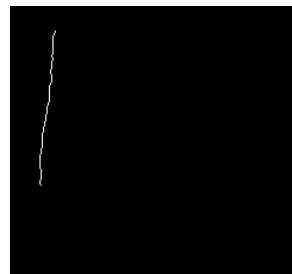
(b) 细化图像中较长静脉



(c) 细化图像中较长静脉



(d) 细化图像中较长静脉



(e) 细化图像中较长静脉

图 8 提取 5 条较长静脉

Fig.8 Extraction of 5 longer vein



(a) 分割图像上较直静脉

图 9 提取 3 条弯曲度较小静脉

Fig.9 Extraction of 3 straighter vein



(b) 分割图像上较直静脉



图 10 模板匹配标注注射部分

Fig.10 Marking injection parts with template matching

包含手背静脉的信息的部分,如图 7(a)所示。图 7(b)给出了去噪后的图像经过一维灰度分割直接获取的二值图像,可以看出图像中仍有一些小的噪声斑块,再运用面积消除法得到完整的静脉二值图像,如图 7(c)所示。最后图 7(d)为经过快速细化算法得到的信息完整的细化图像。

图 8 和图 9 代表了静脉识别的两个过程,利用区域生长法对细化后的图像进行分段标注,提取出 5 条像素点最多的静脉,如图 8 所示。比较该 5 条静脉的曲率,选取其中较直的 3 条静脉,并返回到分割图像中,如图 9 所示。最后利用模板匹配得到了适合静脉注射的部分,并在原图像中标注出来得到图 10。图 11 给出了另外两幅静脉图像的识别与标注结果。由图 10 和图 11 可以看出,本文的算法能够实现静脉的自动识别。

通过对这 150 个样本逐个验证,得到验证结果如

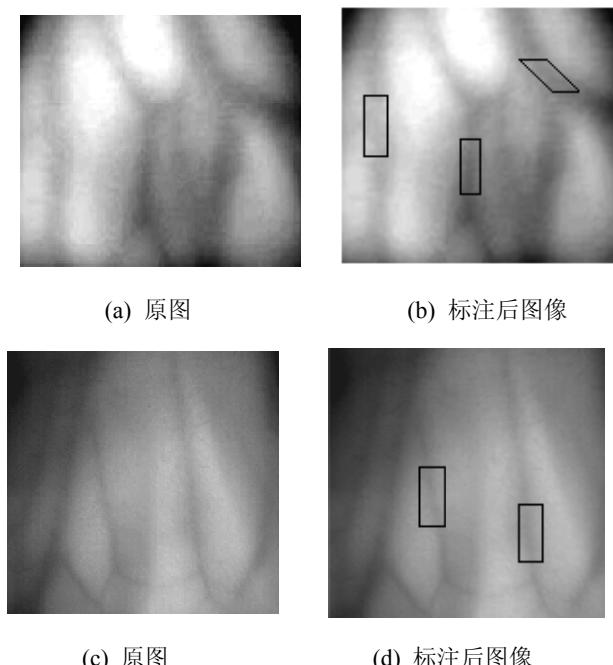


图 11 其它两幅静脉图像标注效果

Fig.11 Another two vein image marked results

表 1 和表 2 所示。从表 1 中可以看出, 150 个待识别的手背静脉样本中, 只有 6 幅图像并未识别出适合注射的部分, 识别率可达到 96.67%, 可见该识别系统显示出了较好的识别性能。表 2 给出了手背静脉识别过程中图像的处理与识别的时间, 处理时间为 0.67 s, 识别与最后标注的时间是 0.836 s, 因此识别一次的时间小于 2 s, 由于图像还可以再缩小而不影响识别率, 所以本文的算法满足实际要求。

表 1 手背静脉识别系统的识别结果

Table 1 Hand vein recognition system results

识别方法	识别次数	未识次数	识别率
本文方法	142	8	96.67%

表 2 手背静脉识别系统的识别时间

Table 2 Identification time of hand vein recognition system

识别方法	图像处理	识别与标注	总时间
本文方法	0.67 s	0.836 s	1.506 s

4 结论

对算法实验的研究表明, 本文方法在对采集到的图像进行处理后, 成功地完成了静脉图像的提取与标注。证明了算法的有效性、可行性, 并为全自动手背静脉注射提供了依据, 具有十分重要的意义。在实验过程中发现, 标注位置的准确性取决于采集到的图像质量, 外界干扰光线与光源的角度对标注部分有一定影响。如果可以得到更为理想的采集设备, 获得更好的原始图像, 就能够获得更多、更可靠的匹配部分, 从而进一步提高标注效率。

参考文献:

- [1] 李柳柏. 改进的手指静脉图像识别算法仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(3): 310-312.
- [2] 贾旭, 薛定宇, 崔建江, 等. 基于分块脊波变换的手背静脉识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(3): 346-352.
- [3] 王华彬, 陶亮, 周健. 基于 Retinex 和小波分解的手背静脉识别方法[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(2): 428-436.
- [4] 苑玮琦, 林森, 吴微, 等. 基于仿射尺度不变特征变换的掌纹识别[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1594-1600.
- [5] 周宇佳, 刘娅琴, 杨丰, 等. 基于方向特征的手掌静脉识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 243-252.
- [6] 姚立斌. 低照度 CMOS 图像传感器技术[J]. 红外技术, 2013, 35(3): 125-132.
- [7] 蔡超峰, 任景英. 基于直方图均衡化的手背静脉图像对比度增强[J]. 计算机应用, 2013, 33(4): 1125-1127.
- [8] 杨美玲. 非接触成像条件下手背静脉识别方法的研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2011: 27-32.
- [9] 余宏生, 金伟其. 视频图像的 SIFT 特征点自适应提取算法[J]. 红外技术, 2013, 35(12): 768-772.
- [10] 邵丽, 李英. 小儿静脉注射方法浅谈[J]. 黑龙江医药科学, 2002, 25(1): 84.