

基于三维图像的疤痕面积计算

姚楠 张征

华中科技大学人工智能与自动化学院 武汉 430074

(m201872787@hust.edu.cn)

摘要 目前法医鉴定受伤疤痕面积主要采用人工的方式,其存在一定的不稳定性和时耗问题。因此,提出了基于三维图像的疤痕面积计算的法医鉴定方法。首先使用三维激光扫描仪获取待鉴定皮肤的三维图像数据;其次对数据进行预处理,除去背景环境部分以及噪点,同时通过下采样调整点云分辨率;然后使用颜色区域生长方法,对伤疤进行自动区域分割,并辅以人工交互以调整目标疤痕区域;最后利用曲面重建后的目标区域来计算疤痕面积。实验结果表明,所提方法与当前法医数字化处理方法相比,误差保持在5%以内,耗时减少了20%以上。

关键词: 法医鉴定;三维图像处理;点云分割;曲面重建;面积计算

中图分类号 TP311.5

Scar Area Calculation Based on 3D Image

YAO Nan and ZHANG Zheng

School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract At present, forensic medicine mainly uses artificial methods to identify the area of injured scars, which has some instability and time-consuming problems. Therefore, a forensic identification method based on the 3D image to calculate the scar area is proposed. Firstly, a 3D laser scanner is used to obtain 3D image data of the unidentified scar. Secondly, the data is preprocessed to remove the background and noise, and the point cloud resolution is adjusted by down-sampling. Then the color area growth method is used to perform automatic region segmentation, also manual interaction is supplemented to adjust the target scar area. Finally, after surface reconstruction, the target scar is used to calculate its area. The results show that, compared with the current digital processing method of forensic medicine, the error is kept within 5% and the time consumption is reduced by more than 20%.

Keywords Forensic identification, 3D image processing, Point cloud segmentation, Surface reconstruction, Area calculation

1 引言

法医临床鉴定是运用临床医学等自然科学理论知识解决有关人体伤残或其他病理问题的一门学科。其中,病人受伤部位的表面积在评估受伤程度时是主要依据之一,也是临床研究中烧伤处理的重要指标。目前三维测量技术开始应用在法医鉴定领域^[1-3],但配套软件还不够完善,仍然存在较多的人工操作环节。由于法医经验以及测量方法的不同,人工进行法医鉴定时,耗时较长且受主观因素的影响较大,存在一定的误差。因此,法医临床鉴定的“去人工化”和信息化精确化将对工作流程和结果有很大的帮助。

20世纪以来,伤疤面积鉴定基于人工估算形成了一些规范方法,例如“九分法”“手掌面积法”和“Lund-Browder表格法”^[1]。“九分法”是将人体按照9%的比例划分为11个区域进行估算,头颈部占9%、双上肢占2个9%、躯干(含会阴)占4个9%、双下肢占4个9%和1%(见图1)^[2]。“手掌面积法”指将伤者的手五指并拢,手掌和手指的表面积约为体表面积的9%。“Lund-Browder表格法”是根据年龄将人体的各个部分按照一定比例划分,并列成表格进行测量,如图2所示。临床上较为常用的还有直尺法、无菌薄膜勾边法和数码相机拍照法^[1]。以上这些方法都形成了一定的标准并沿用已

久,特别是在烧伤领域应用广泛。但这些方法比较依赖鉴定人员的个人经验,使得对同一创面的鉴定结果存在一定的差异^[4-5]。

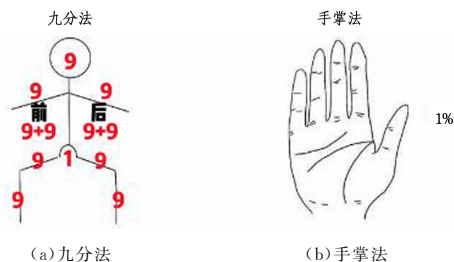


图1 九分法
Fig. 1 Rule of nine

近年来,法医鉴定领域也开始结合计算机视觉进行发展。不少人开始使用三维测量技术将疤痕数据信息化,结合计算机三维软件辅助法医进行操作^[6],此技术使得精确测量窗口长度和疤痕面积成为可能^[1]。类似的方法也应用到了烧伤面积估算、口腔溃疡面积估算、肋骨骨折^[7]等各类场景。Fu等^[8]利用3D测量法(三维扫描技术)测量一名左耳咬伤受检者双侧耳廓面积,计算左侧耳廓缺损面积比例,结果显示其与描摹法得到的评定结果一致。

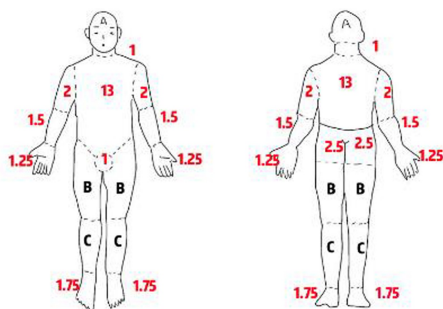


图2 Lund-Browder 表格法

Fig. 2 Lund-Browder table method

年龄/岁	0	1	5	10	15	成人
A: 头部的1/2	9.5	8.5	6.5	5.5	4.5	3.5
B: 大腿部的1/2	2.5	3.25	4	4.25	4.5	4.75
C: 小腿部的1/2	2.5	2.5	2.75	3	3.25	3.5

除了三维图像获取技术,近年来三维重建算法、图像数据的特征提取方式也在不断变化。自20世纪90年代以来,三维点云的特征提取从手工设计特征阶段发展到深度学习的阶段。在深度学习阶段,特征的提取分为基于手工提取、基于投影图、基于体素、基于原始数据的方法^[9]。利用深度学习在点云上提取特征的库有 PointNet^[10]和 PointNet++^[11],PointNet学习点云模型的空间编码后将其转换成全局描述子用于模型分割,PointNet++则利用最远点采样和球查询的方式提取模型局部结构点集,再利用 PointNet 学习带有局部特征的特征点集串联成全局特征用于模型分割。

目前,可获取的三维图像数据量仍然较少,而疤痕分割结果的准确度要求较高。Zabihollahy 等使用 CNN 对 MR 图像的疤痕进行分割,无法实现全自动识别,仍然需要相关专家手动描绘心肌界限^[12]。

本文则以获取的法医鉴定伤者疤痕的三维数据为基础,开发了一套疤痕面积计算系统。首先利用点云分割智能提取出三维疤痕数据,接着三维重建后配合人工修正,最后自动计算疤痕面积。

根据目前的法医鉴定流程,本文方法主要分为4个步骤:三维数据的预处理、基于颜色区域生长的曲面分割、曲面重建和面积计算。系统框架图如图3所示。

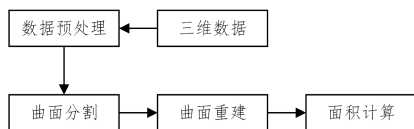


图3 系统框架图

Fig. 3 System frame diagram

本实验的开发环境是 Windows10,开发工具使用 Visual-Studio2019 和 QtCreator,使用相关库版本为 Qt5, VTK8.0.0 和 PCL1.8.0。

2 数据采集与预处理

本节主要描述三维数据采集来源、数据预处理和点云分辨率调整过程。

2.1 数据采集

本文中的数据来源于多个湖北同济法医学司法鉴定中心

的鉴定案例。数据采集设备是手持式三维扫描仪 ReadyScan331(见图4),此扫描仪的重量为0.95 kg,且扫描高速,可达265000次测量每秒,适合手工操作。其分辨率最高精度可达0.03 mm。



图4 ReadyScan331 扫描仪

Fig. 4 ReadyScan331 Scanner

除了三维扫描仪,普通相机和深度相机也可采集图像数据^[13]。普通相机拍摄的二维彩色图像是数字图像处理与计算机视觉中常见的数据类型,但多用于二维场景。虽然深度相机能记录物体离相机的距离,利用三维重建和图像配准还原出三维图像^[8],且其价格低廉,但目前它还存在深度信息分辨率低、噪声大的问题,对数据配准有较高要求,特别是动态物体的配准^[14]。深度相机的原始扫描数据也难以满足人体图像的精度要求^[15]。

基于此,虽然手持式三维扫描仪价格较高,但体积小,操作方便,精度高,采集速度快,因此在法医鉴定场景下使用更具优势。

2.2 数据预处理

数据预处理的主要步骤是去除干扰点和调整分辨率。由于扫描范围大、操作存在误差,扫描点云容易出现噪声、离群点或密度不均匀等问题。因此,本系统将会使用统计滤波器(Statistical Outlier Removal)来移除点云的测量噪声点。

统计滤波器的原理如下:首先通过 K 近邻找到附近的点,然后利用高斯分布函数和标准范围,将出现概率小于标准范围的点视为离群点,并将其剔除。

统计滤波器需要设定的参数包含 K 近邻搜索点个数、标准差倍数。在调整参数的过程中,我们发现搜索近邻点越多,被删除的异样点就越多;标准差倍数越大,被删除的异样点就越少。但参数变化大时,无论是平滑手臂皮肤还是曲度变化大的面部皮肤,都容易在皮肤上形成孔洞,且皮肤外部的环境干扰点并未被完全删除(见图5、图6)。因此,原始数据不能直接用于统计滤波器,统计滤波器更适合零散的点,而不是大面积的环境干扰点。



注:包含干扰点

图5 原始三维图

Fig. 5 Original 3D image



注:左图设置 $k=50$, 标准差=2, 右图设置 $k=1000$

图 6 Statistical Outlier Removal 滤波后的三维图

Fig. 6 3D image filtered by Statistical Outlier Removal

因此,考虑在使用统计滤波器前进行预处理。异常点大多是扫描皮肤边界时周边环境产生的,具有成堆聚集出现的特点。与皮肤相比,干扰点通常颜色更深,因此可以先利用颜色差异删除干扰点。具体做法为:首先在皮肤上随机选择一个特征点,把它的颜色作为标准点;然后计算每个点与特征点之间的颜色欧氏距离值,这个值若超过设定阈值,则被视为干扰点并被删除,反之则不删除。

以图 7、图 8 为例,当阈值设定为 $\sqrt{6000}$ 时,删除了近 65% 的干扰点,但发现疤痕部位产生了较多孔洞。多次调整颜色阈值进行对比实验后发现,调整到 $\sqrt{20000}$ 的效果较好,删掉了约 35% 的噪点,且疤痕部位未产生明显孔洞。



注: $r=169, g=129, b=87$, 颜色欧氏距离阈值为 $\sqrt{6000}$

图 7 颜色分类后的三维图

Fig. 7 3D image after color classification



图 8 颜色欧氏距离阈值为 $\sqrt{20000}$

Fig. 8 Color Euclidean distance threshold is $\sqrt{20000}$

经过上述预处理后,皮肤周围仍存在零散的干扰点,可使用统计滤波器删除。调整该滤波器的参数:K 近邻搜索点为 600 左右,可得到较好的数据预处理效果(见图 9)。



图 9 最终数据预处理结果

Fig. 9 Final results after preprocessing

点云文件中的数据量较大,在后文进行曲面分割和曲面重建时会更加耗时。调整分辨率(点与点之间的平均距离)可以在运行速度和算法效果之间达到平衡。

本文采用的是 VoxelGrid 滤波器对点云进行下采样。VoxelGrid 滤波的原理是利用多个临近的输入点创建三维体素栅格,在每个栅格中找出所有点的重心来代表其他点。通过调节栅格大小可以控制点云的稀疏程度,本文采用的栅格大小为 $50\text{ cm} \times 50\text{ cm} \times 50\text{ cm}$,将点云数量稀疏到原来的 50% 左右^[10]。稀疏点云后的效果如图 10 所示。



图 10 稀疏点云后的效果

Fig. 10 Effect after sparse point cloud

2.3 确定点云分辨率

为了更好地量化点云的稀疏程度,本文以点云分辨率来衡量点云的稀疏程度。点云分辨率指点与点之间的平均距离,可以通过 kd 树来快速计算。本文在实验过程中,对每阶段的点云分辨率进行了测量和调整。

数据预处理时,点云分辨率的变化在去除噪点的阶段,考虑到了后续计算的精度,不对点云分辨率产生较大影响。在去除噪点前后,分辨率由 0.214 变为 0.224,点云分辨率变化量在合理的误差范围(即 5%)内。

曲面分割时,在点云分辨率的确定实验过程中发现,原始分辨率的曲面分割时间一般在 3 min 以上。下采样后,点云分辨率增大,曲面分割的速度更快。但过大的分辨率会使得精度变差,疤痕的边界呈现较大的锯齿状。这不仅会影响面积计算结果,还会影响用户对疤痕的交互处理。权衡之下,本文将点云下采样到原始分辨率(即 0.224)的 2.2 倍左右(即 0.492)。该分辨率既不会使得分割边界粗糙,也能够保证分割时间在 1 min 之内。

网格重建时,点云分辨率的确定网格重建与区域分割都是耗时操作,点云分辨率越小,运行时间就越长。但增大点云分辨率的点云滤波、下采样等操作,容易引起点云不平滑的问题,导致网格重建后出现明显孔洞(见图 11)。这不仅影响用户修正疤痕区域,还会导致疤痕面积计算值偏小,因此在区域分割时分辨率不宜过大。经过实验,确定分辨率达到 0.49 时,网格重建不会出现明显的孔洞,同时也能保证处理速度不超过 1 min。



图 11 网格重建后出现孔洞



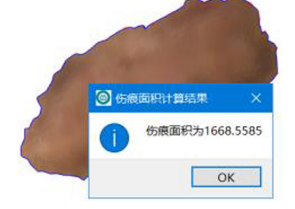

Fig. 11 Holes appear after mesh reconstruction

面积计算时,点云分辨率的确定点云分辨率也会影响到计算面积的精确程度。本文以 Geomagic 的计算结果 1933.725 mm^2 为标准,在分辨率为 0.49 的情况下,面积结果为 1933.73 mm^2 ;在分辨率为 0.99 的情况下,面积结果为 1688.56 mm^2 ;在分辨率为 1.08 的情况下,面积结果为 1272.26 mm^2 。

根据表 1 中的图片分析可知,分辨率越大,三维重建后的边界锯齿越明显,进而导致计算结果与真实结果的差距越大。而分辨率在 0.49 左右时,伤疤面积结果差距在 5% 以内,因此将分辨率设置为 0.49。

表 1 不同分辨率计算对比

Table 1 Comparison of different resolution results

分辨率	伤疤截图	测量面积
0.49 (Geomagic 计算)		1 933.725 mm ²
0.48		1 933.73 mm ²
0.99		1 668.56 mm ²
1.08		1 272.26 mm ²

3 曲面分割、重建与面积计算

在进行面积计算前,还需要进行曲面分割和曲面重建来圈定目标疤痕区域。基于法医临床鉴定的应用背景,经过用户试用和评估后,选择以下方法实现相应功能并加以改进。

3.1 曲面分割

相比正常皮肤,伤疤纹理独特且具有连续性,因此采用基于颜色的区域生长算法进行分割。

此算法首先依据点的曲率值对点进行排序,把曲率最小的点作为初始种子点开始生长。将每一个种子点加入到种子点序列中,并搜索其邻域点;通过比较邻域点和种子点的颜色进行分类,将相邻的颜色相近的点归为一类。

在进行点云分割时,有 3 个需要调整的参数:近邻点的距离阈值、颜色阈值和区域颜色阈值。当两点之间的距离未超过距离阈值,则判定为邻域点;当两邻域点的颜色差值 h_c 未超过颜色阈值,则判定为同一聚类;当两个邻近聚类的颜色未超过区域颜色阈值,则将它们合并成一个聚类^[16]。颜色差值的计算式如下:

$$h_c = \sqrt{(r_1 - r_2)^2 + (g_1 - g_2)^2 + (b_1 - b_2)^2} \quad (1)$$

根据实验结果,颜色阈值对点云分割的影响更大,因此主要通过颜色阈值来调整区域的分割效果。颜色阈值越大,形成的分割区域越多,耗时就越长,因此在保证分割效果的情况下,尽量选择较小的参数。

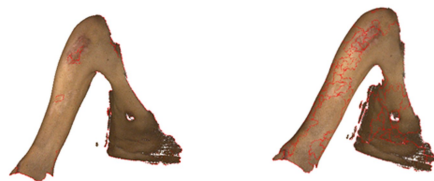


图 12 颜色阈值为 7(左)和 8(右)时的分割情况

Fig. 12 Segmentation when the color threshold is 7 (left) and 8 (right)

由图 12 可知,当颜色阈值由 7 增大到 8 时,伤疤区分效果较好,能够完全覆盖目标,疤痕的几个区域总面积较小,即目标疤痕的覆盖率较高(见图 13)。采集图像时光线不均匀会导致皮肤上原本相近的 RGB 值差距变大,容易出现过分割。但可以通过手动选择区域来改善此问题(见图 13)。



图 13 手动选择前和手动调整后的伤疤区域

Fig. 13 Scar area before manual selection and after manual adjustment

3.2 曲面重建

点云文件由离散的点组成,而 OBJ 文件由三角形网格组成。借助顶点、边之间的关系,OBJ 文件可以更直接地计算出块状疤痕的面积,因此在计算面积前需将点云文件转成 OBJ 文件。

PCL 提供了多种曲面重建算法,包括贪婪三角化算法、泊松曲面重建以及移动立方体算法。这 3 种方法都有各自的优缺点,贪婪投影三角化算法反求速度快,但容易形成孔洞。泊松网格重建结果精细,但耗时久且会形成多余的延展面。移动立方体算法能够更真实地反映物体结构,但耗时久,且会形成多余立方体干扰后续选择与计算。

贪婪投影算法的原理是:首先将三维点通过法线投影到某一个平面,再对投影得到的点云进行平面三角化,根据平面内三维点的拓扑关系连接获得一个三维网络曲面模型。该算法适用于采样点云来自表面连续光滑的曲面且其密度变化比较均匀的情况。

泊松曲面重建是通过求解泊松方程来取得点云模型所描述的表面信息代表的隐式方程,通过对方程进行等值面提取,来得到几何实体信息的表面模型^[17]。泊松重建的核心思想是点云代表了物体表面的位置,其法向量代表了内外的方向。通过隐式地拟合一个由物体派生的指示函数,可以给出一个平滑的物体表面的估计。

给定一个区域 M 及其边界和 δM ,则指示函数 χ_M 定义为:

$$\chi_M(X) = \begin{cases} 1, & X \in M \\ 0, & X \notin M \end{cases}$$

移动立方体算法逐个处理数据场中的立方体,根据 8 个顶点的数值与给定数据值的关系在单元的 12 条边上寻找等值点,找出与等值面相交的立方体,采用线性插值计算出等值面与立方体边的交点。根据立方体每一顶点与等值面的相对位置,将等值面与立方体边上的交点按一定方式连接生成等值面。

表 2 列出了 3 种重建方法的实验结果。

表2 重建方法对比

Table 2 Comparison of reconstruction methods

重建方法	花费时间	重建结果
贪婪投影 三角化算法	1.237 s	
泊松重建 算法	1.729 s	
移动 立方体算法	2.720 s	

如表2所列,贪婪投影算法重建结果较好,仅存在少许孔洞;泊松重建结果精密,但拓展曲面较大;移动立方体算法重建结果增加了许多额外的立方体。由于重建后生成的额外区域与伤疤颜色相近,会干扰用户调整疤痕区域,进而影响面积计算结果,因此贪婪投影算法的重建效果更佳。

除此以外,泊松重建和移动立方体算法的消耗时间比贪婪算法分别多39.7%,119.8%。经过多次实验,本文最终选择使用贪婪投影三角化算法进行网格重建。为防止重建后产生孔洞,可在三维重建之前采用移动最小二乘法对数据进行重采样处理。

3.3 面积计算

基于前文的内容,面积计算可使用较为成熟的算法进行计算。网格重建后的OBJ文件可按照海伦公式来计算面积:先根据三角形的边长来计算每个三角形面积,再累加所有构成曲面的三角形面积后即可得到疤痕面积。

$$S = \sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)} \quad (2)$$

其中, S 为三角形面积, a, b, c 分别为3个边长, p 为周长的一半。

4 结果分析与改进

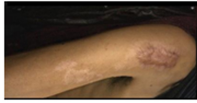
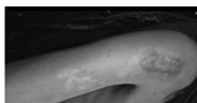
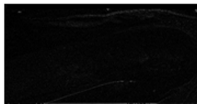
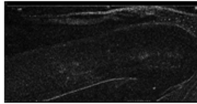

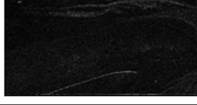
4.1 彩色图像分割对比

点云数据可通过二维贴图和对应的三维坐标重建构成。前文使用的是三维点云分割,理论上也可以使用二维图像进行分割,以改善区域分割的效果。因此,可使用边缘检测和基于纹理的聚类算法进行图像分割,并与上述算法进行对比。

实验使用的边缘检测算子有:Robert算子、Sobel算子、Canny算子和LoG算子^[18]。具体步骤为:首先将彩色图片按照人眼对RGB的敏感程度赋予一定权重(权重:R-0.299;G-0.587;B-0.114)并进行灰度化,接着使用不同的边缘检测算子得到检测结果,如表3所列。可以看到,图中的边缘检测算子都不能分割出清晰且连续的疤痕边缘。Sobel算子检测皮肤边缘最为明晰,但较为敏感,在疤痕区域展现出了较多噪点。

表3 边缘检测算子结果对比

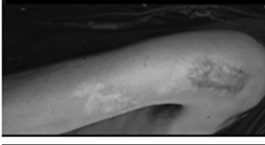
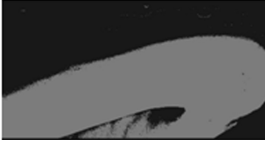
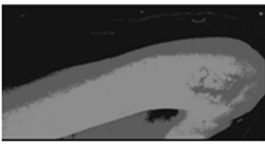
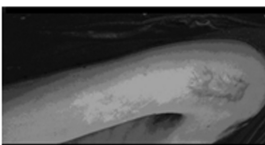
Table 3 Comparison of results of edge detection operators

图片类型	检测结果
原图	
灰度图	
Robert算子	
Sobel算子	
Canny算子	
LoG算子	

对于聚类算法,首先使用灰度共生矩阵GLCM进行纹理特征分析,再通过K-Means进行聚类分割^[19],分割结果如表4所列,由表4可知分割效果较差。这可能是由于目前纹理还难以在数学上进行充分的定义,所以GLCM不能提取出较好的纹理特征。

表4 基于GLCM的K-Means分类结果对比

Table 4 Comparison of K-Means classification results based on GLCM



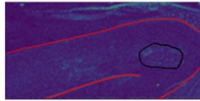
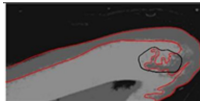
处理方式	结果
GLCM纹理 分析	
K-Means-2 分类	
K-Means-3分类	
K-Means-8 分类	

通过对比发现,在二维图像分割过程中存在问题:首先二维图像分割效果不佳,疤痕容易与周围的皮肤分到同一块区域;其次二维图像不包含三维的位置信息,实际距离较远,但模式类似的点容易被划分到同一区域。

不同算法的疤痕覆盖率如表5所列,其中黑色线条内是真实疤痕区域,红色线条内为不同算法分割出的含疤痕的区域。由表5可知,本文使用的三维点云颜色区域生长分割算法的疤痕覆盖率最高,包含的干扰皮肤信息最少,因此更适合法医鉴定场景。

表5 不同分割方法的覆盖程度对比

Table 5 Comparison of coverage degree of different segmentation methods

分割方法名称	图像对比
手动分割	
三维点云颜色区域生长分割	
Sobel算子	
K-Means分割-3分类	

4.2 实验结果及分析

本文提出了针对法医临床鉴定的信息化处理方法,将伤疤皮肤的三维图像进行去除噪点、曲面分割、人工调整、曲面重建等处理后,利用海伦公式计算出伤疤面积大小。经过多次实验验证(见表6),以三维逆向软件 Geomagic 直接计算的方法为标准,本文方法的面积计算准确率在 95%以上,平均节省操作时间 20%以上。其中,使用 Geomagic 方法耗时主要在打开文件环节和手工描绘伤疤的环节。本文使用下采样等预处理方法大大降低了打开文件和图像交互操作的时间,在曲面分割环节确定目标疤痕区域,缩短了手工操作时间。

表6 测量疤痕面积的实验结果对比

Table 6 Comparison of experimental results of measuring scar area

测量样本	Geomagic 结果/时间	本文方法的结果/时间
	1 123.41 mm ² 252.67 s	1 123.37 mm ² 153.24 s
	223.63 mm ² 215.89 s	223.62 mm ² 130.16 s
	1 933.72 mm ² 236.58 s	1 933.73 mm ² 137.53 s



图14 计算结果

Fig. 14 Calculation result

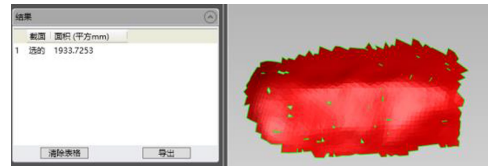


图15 Geomagic 计算结果

Fig. 15 Geomagic calculation result

结束语 本文完成了法医鉴定场景下的疤痕面积计算功能,计算精确度可达 95%以上,并缩短了用户操作时间,但仍然存在一些可改善的地方。

(1) 自动选取数据预处理中的阈值

由于硬件采样存在较多大面积噪点,本文人工选择皮肤某一点的颜色作为基准,利用较大的阈值来去除噪点。作为改进,可以自动选取三维数据中的主要颜色作为基准,并根据皮肤区域确定阈值大小。

(2) 改良邻近点的搜索方法

由于颜色区域生长使用欧氏距离进行判断,在弯曲处会存在一些邻近点的误判,因此可考虑将计算方法改为测地线的方法^[20],以减小区域分割的误差。

(3) 缩短数据处理时间

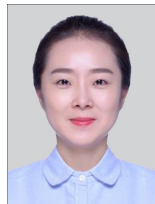
本文使用单线程进行数据处理,后续可以考虑使用多线程并行处理,以缩短运行时间。

参考文献

- [1] QI L, LI P, JIN B, et al. Application of three-dimensional measurement technology in identification of human injury degree[J]. Chinese Journal of Forensic Medicine, 2019, 34 (2): 165-167, 164.
- [2] LASSCHUIT J W J, FEATHERSTON J, TONKS K T T. Reliability of a Three-Dimensional Wound Camera and Correlation With Routine Ruler Measurement in Diabetes-Related Foot Ulceration[J/OL]. Journal of Diabetes Science and Technology, 2020. https://www.researchgate.net/publication/347201083_Reliability_of_a_Three-Dimensional_Wound_Camera_and_Correlation_With_Routine_Ruler_Measurement_in_Diabetes-Related_Foot_Ulceration.
- [3] TAN L. Automatic Assessment of Burn Area Based on 3D Human Surface Reconstruction Technology[J]. Shanghai: Donghua University, 2014.
- [4] SHENG W, ZENG D, WAN Y, et al. BurnCalc assessment study of computer-aided individual three-dimensional burn area calculation[J]. Journal of Translational Medicine, 2014, 12(1): 242.
- [5] LU J, WANG L, ZHANG Y C, TANG H T, XIA Z F. Clinical application effect of burncalc 3D scanning system in burn wound area evaluation[J]. Chinese Journal of Burns, 2017, 33 (10): 597-601.

- [15] ZHANG Y F, LI X F, TIAN X D. Stereo matching algorithm based on image segmentation[J]. *Computer Applications*, 2020, 40(5):1415-1420.
- [16] CMANICIU D, MEER P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5):603-619.
- [17] YANG Q, WANG L, YANG R, et al. Stereo Matching with Color-Weighted Correlation, Hierarchical Belief Propagation, and Occlusion Handling[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3):492-504.
- [18] SCHARSTEIN D, H HIRSCHMÜLLER, KITAJIMA Y, et al. High-Resolution Stereo Datasets with Subpixel-Accurate Ground Truth[C]// *German Conference on Pattern Recognition*. Springer International Publishing, 2014:31-42.
- [19] HIRSCHMÜLLER H, SCHARSTEIN D. Evaluation of Cost

Functions for Stereo Matching [C] // *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*. IEEE, 2007:1-8.



CAO Lin, born in 1991, postgraduate. Her main research interests include computer vision and image processing.

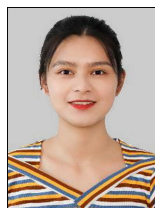


YU Wei-wei, born in 1978, Ph.D, associate professor. Her main research interests include pattern recognition, image processing and data mining.

(上接第 313 页)

- [6] YAO L, DONG G S, TANG H T, et al. The application of a three-dimensional human body surface imaging technique in the estimation of human burn area[J]. *Journal of Donghua University: Natural Science Edition*, 2015, 41(1):84-90.
- [7] YANG H J. Application of multi-slice spiral CT three-dimensional reconstruction in diagnosis of rib fracture and forensic clinical identification[J]. *Legal system Expo*, 2020 (8): 155-156.
- [8] FU J Q. Preliminary study on three-dimensional measurement of injured scar surface with structured light[D]. Huazhong: Huazhong University of Science and Technology, 2016.
- [9] NIU C G, LIU Y J, LI Z M, et al. Three-dimensional target recognition and model segmentation method based on point cloud data[J]. *Journal of Graphics*, 2019, 40(2):274-281.
- [10] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017:652-660.
- [11] QI C R, YI L, SU H, et al. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30:5099-5108.
- [12] ZABIHOLLAHY F, WHITE J A, UKWATTA E. Convolutional neural network-based approach for segmentation of left ventricle myocardial scar from 3D late gadolinium enhancement MR images[J]. *Medical Physics*, 2019, 46(4):1740-1751.
- [13] LASSCHUIT J W J, FEATHERSTON J, TONKS K T T. Reliability of a Three-Dimensional Wound Camera and Correlation With Routine Ruler Measurement in Diabetes-Related Foot Ulceration[J]. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 2020: 193229682097465.
- [14] TONG J. Scanning and reconstruction of 3D object and human body based on depth camera[J]. *Zhejiang University*, 2012.

- [15] HU P P. Development of 3-d scanning system based on RGBD depth camera and research on multi-suit Simulation Algorithm [J]. *Donghua University*, 2017.
- [16] GUO H, SU W, ZHU D H, et al. Point cloud library PCL from entry to proficiency [M]. *Machinery Industry Press: Xi'an*, 2019:100-120.
- [17] KAZHDAN M, BOLITHO M, HOPPE H. Poisson surface reconstruction[C]// *Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing*. 2006,7.
- [18] HUANG P, ZHENG Q, LIANG C. Overview of image segmentation methods[J]. *Journal of Wuhan University (Science Edition)*, 2020, 66(6):519-531.
- [19] ALHARAN A F H, FATLAWI H K, ALI N S. A cluster-based feature selection method for image texture classification[J]. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Ence*, 2019, 14(3):1433-1442.
- [20] YAO L, CHENG Y R, WU H. Three-dimensional area measurement based on grid model[J]. *Software Guide*, 2016, 15(2):98-101.



YAO Nan, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include segmentation of 3D images and so on.



ZHANG Zheng, born in 1976, Ph.D, associate professor. His main research interests include automation theory teaching and application, smart grid, water network and other Internet of things research work.