特征重加权 U-Net 超声图像分割的骨结构重建与增强现实显示

陈芳¹⁾, 赵喆²⁾, 张道强¹⁾, 谢彦庭¹⁾, 张欣然³⁾, 廖洪恩³⁾

¹⁾ (南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 211106)

²⁾ (清华大学附属北京清华长庚医院骨科 北京 102218)

³⁾ (清华大学医学院生物医学工程系 北京 100084)

(chenfang@nuaa.edu.cn)

摘 要: 在现有骨科微创手术中, 医生通过观察屏幕上显示的二维骨结构 X 射线图像, 引导手术器械置入并完成治疗。但这种方式不仅缺乏直观的三维信息, 而且导致病人和医生暴露在大量的射线电离辐射下。为了解决该问题, 提出特征重加权超声分割的骨结构重建与增强现实显示技术, 将骨结构直观展示给医生, 为医生提供无辐射的手术引导。首先, 开发了一个特征重加权 U-Net, 从 Free-hand 超声图像中精确分割提取骨表面。然后, 根据超声图像的姿态, 对分割后的骨表面进行重建, 获得三维骨结构。最后, 使用立体全像技术对重建的骨结构进行增强现实显示, 展示给医生。在仿体和真实患者超声数据集上进行了实验, 所获得的骨结构分割精度为 $(88.51 \pm 1.44)\%$, 骨结构重建误差为 $(1.29 \pm 0.11)\text{mm}$ 。实验结果表明, 所提出的基于特征重加权 U-Net 超声图像分割的骨结构重建与增强现实显示技术可以为外科医生提供直观的术中三维导航信息。

关键词: 超声分割; 骨结构重建; 手术导航

中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18433

3D Reconstruction and Augmented Reality Display of Bone Structure Based on Ultrasound Segmentation with Feature-Reweighted U-Net

Chen Fang¹⁾, Zhao Zhe²⁾, Zhang Daoqiang¹⁾, Xie Yanting¹⁾, Zhang Xinran³⁾, and Liao Hong'en³⁾

¹⁾ (Department of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106)

²⁾ (Department of Orthopaedics, Beijing Tsinghua Changgung Hospital, Beijing 102218)

³⁾ (Department of Biomedical Engineering, School of Medicine, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract: During the minimally invasive orthopedic surgery, surgeons insert surgical instruments under the guidance of two-dimensional (2D) X-ray images of bone structures that displayed on a screen. This method not only lacks of intuitive three-dimensional (3D) information, but also exposes patients and surgeons to significant amounts of ionizing radiations. To solve these problems, this paper proposes 3D reconstruction and augmented reality display of bone structure based on Free-hand ultrasound segmentation with feature-reweighted U-Net, and provides doctors with 3D bone structure for radiation-free surgical navigation. Firstly, a feature-reweighted U-Net is developed for accurate segmentation of bone surfaces from Free-hand ultrasound scans. Then, the segmented bone surfaces are reconstructed to acquire 3D bone structure according to the locations of ultrasound images. Finally, the bone structure is further rendered using integral photography techniques for augmented reality guidance. The experiments are finished on ultrasound data set of phantom and pa-

收稿日期: 2020-06-15; 修回日期: 2020-09-15. 基金项目: 国家自然科学基金(61901214); 中国博士后科学基金(2020M671484); 江苏省博士后基金(2020Z024). 陈芳(1991—), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为医学图形图像处理; 赵喆(1986—), 男, 博士, 主治医师, 硕士生导师, 主要研究方向为骨科微创治疗; 张道强(1978—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为脑影像分析; 谢彦庭(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为医学影像分析; 张欣然(1992—), 女, 硕士, 主要研究方向为增强现实手术导航; 廖洪恩(1974—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为真三维立体影像显示。

tients. The bone segmentation accuracy of $(88.51 \pm 1.44)\%$ and bone reconstruction error of (1.29 ± 0.11) mm are acquired during the experiments. The proposed method can provide surgeons with intuitive intraoperative 3D navigation information.

Key words: ultrasound segmentation; bone reconstruction; surgical navigation

微创骨科手术是治疗骨质疏松、骨关节创伤等骨科疾病的常用方法^[1-2]。计算机辅助骨科手术导航系统可以为骨科医生提供术中骨结构的信息反馈,从而提高手术治疗精度^[3-4]。计算机辅助骨科手术导航系统主要使用术中二维 X 射线透视成像,将人体内部骨结构信息反馈给医生,进行手术引导^[5]。然而, X 射线透视影像缺乏深度感知,只能提供骨组织的二维叠加显示图,缺乏三维骨结构信息^[6]。针对这一问题,一种解决方案是利用电子计算机断层扫描(computed tomography, CT)取代二维 X 射线透视成像^[7];但由于存在重复性辐射,基于 CT 成像的骨科手术导航系统应用并不广泛。此外,现有的计算机辅助骨科手术导航系统将骨结构信息显示在远离手术区域的屏幕上,容易造成手术过程中的手眼不协调的问题^[8]。

超声成像是一种很有吸引力的术中成像方法,因为超声成像设备是便携式的,能在无辐射的情况下对体内组织结构进行成像^[9]。将超声成像技术应用于计算机辅助骨科手术导航系统,有望取代术中 X 线透视成像的方式,实现无辐射、实时的手术引导^[10]。一些研究提出了利用 Free-hand 超声探头对人体内部的骨表面进行成像,重建三维骨结构。所重建的骨结构可以为计算机辅助骨科手术导航系统提供三维结构信息^[11-12]。但是, Free-hand 超声成像存在伪影噪声、散斑噪声以及图像中骨表面模糊、成像视野受限等问题^[13]。这些问题导致从 Free-hand 超声图像中准确提取出骨结构十分困难。

为了从超声图像中自动提取出骨表面结构,相关研究提出了基于图像灰度以及基于图像梯度信息的骨结构提取方法。如用于骨轮廓自动检测的超声图像处理框架^[14],包括图像深度加权的阈值、图像形态学和连通分量标注等一系列图像操作。但是,该框架需要设置多个参数,且每幅超声图像的平均处理时间超过了 0.8 s。此外,基于局部相位信息的超声图像分割方法^[15]自动提取骨结构信息,利用二维 Log-Gabor 滤波器提取图像的相位信息,并将此信息组合成骨特征描述子用于骨结构的分割。

深度卷积神经网络(convolutional neural net-

works, CNN)在解决目标识别、分类和分割等计算机视觉任务方面取得了显著的效果^[16]。因此,基于深度 CNN 的超声图像分割方法也陆续提出^[17]。Baka 等^[18]提出一种改进的 U-Net 模型进行超声图像中的椎骨表面提取,但该研究将一些低对比度骨表面的超声图像排除在测试数据之外,其实际性能难以证明。此外,一些相关研究也提出基于图像滤波器引导的深度 CNN 结构,用于骨表面提取。例如,提取超声图像的局部相位张量滤波信息或骨阴影增强滤波信息,并合并到 CNN 模型中。Wang 等^[19]提出多滤波特征引导的 CNN 模型用于超声图像中的骨结构分割,但从超声图像中计算局部相位张量滤波信息的计算时间大约为 2 s,如此耗时的滤波特征提取步骤限制了该方法的实时性,影响了其实际应用。总之,现有的用于超声图像骨分割任务的 CNN 框架面临 2 个问题: (1) 滤波特征计算需要额外的时间; (2) 这些 CNN 模型认为每一层提取的特征都具有同等的重要性,这是不合适的。

考虑现有骨科导航和超声图像骨结构提取方法的不足,本文提出了基于特征重加权超声图像分割的骨结构重建方法,并以增强现实显示的方式将骨结构展示给医生,为医生提供无辐射的引导。

1 本文方法

本文基于特征重加权 U-Net 的超声分割技术,开发了如图 1 所示用于骨科手术的无辐射增强现实导航系统。该系统主要包括 3 个部分: (1) 超声探头标定和 Free-hand 超声图像采集; (2) 基于特征重加权 U-Net 的超声骨结构分割; (3) 三维骨表面重建和增强现实显示。

1.1 超声探头标定

Free-hand 超声探头标定^[20]是指求解超声图像坐标系与超声探头坐标系之间的标定矩阵 T 。图 2a 展示了标定矩阵 T 以及超声探头相对于光学定位设备的三维姿态矩阵 T_w 。超声探头标定矩阵 T 是利用 Free-hand 二维超声图像序列进行三维重建的重要矩阵^[21],该矩阵可以将超声图像中的二维

图像点变换到超声探头坐标系下对应的三维空间点. 在超声探头标定过程中, 将光学定位球绑定在超声探头上, 采集超声探头相对于外部光学定位器的三维空间姿态 T_w . 标定过程中, 利用该被定位的超声探头来成像具有 N 线结构的标定板, 获

得标定图像, 图 2b 展示了实际使用的带 N 线结构的标定板. 如图 2c 所示, 超声成像面与标定板中的 N 线结构交叉, 形成一张超声标定图. 如图 2d 所示, 在这张超声标定图中, 对应的交叉点显示为一个亮点. 这里, 交叉点也称为标定点.

图 1 本文系统示意图

图 2 超声探头标定相关图示

在超声探头标定过程中, 对于一个标定点 p^n , 首先需要确定其在超声图像坐标系中的位置 $\bar{\mu}^n = [u, v, 0, 1]^T$. 其中, u 和 v 代表像素点坐标. 采用标定点(亮点)自动识别方法^[22]确定标定点在超声图像坐标系中的位置; 其次, 标定点在外部光学定位器坐标系中对应的三维位置表示为 $\bar{x}^n = [x, y, z, 1]^T$, 它是根据 N 线结构的相似三角形约束来计算求得的^[22]. 最后, 通过最小化目标函数

$$F = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \bar{x}^n - T_w T \bar{\mu}^n \right|^2 \quad (1)$$

来求解标定矩阵 T . 其中, N 代表实验中标定点的数目. 完成超声探头标定后, 用该 Free-hand 超声探头进行人体内部骨结构的超声图像扫描.

1.2 基于特征重加权 U-Net 的超声图像分割

在获得人体内部骨结构的超声图像序列之后, 开发一个特征重加权 U-Net, 从超声图像序列中自动分割提取骨表面. 图 3 给出了详细的网络结构示意图. 与传统的 U-Net^[23]不同, 将特征重加权的稠密块集成到 U-Net 中, 以保证网络能有效地提取超声图像中的骨结构特征.

1.2.1 特征重加权的稠密块

如图 3 所示, 一个稠密单元包含 6 个卷积层, 卷积核大小为 3×3 , 且每个卷积层后面跟着一个非线性激活函数 ReLU. 稠密单元中的每一层都可以通过稠密连接与先前计算的特征映射相连, 从而充分利用先前各层的信息. 另外, 也进一步使用跳跃连接提高网络参数训练的效率. 可见, 在每一个稠密单元的末尾, 所有提取的特征积累起来, 形成了一组多样化的特征映射 F_d . 然后, 将特征映射 F_d 传输到特征重加权部分, 自动计算特征映射中每一层通道特征的重要性权重.

特征重加权部分允许模型根据需要关注特征映射中最相关的部分. 在现有的超声图像分割网络中, 通道特征的重要性被认为是等价的, 这是不合适的.

图3 超声图像分割网络示意图

与现有研究不同, 关注通道特征之间的关系, 并将通道特征重新加权, 以便挖掘和学习超声图像中的关键内容. 特征重新加权的计算过程如图3所示.

为每个通道特征生成不同的权重, 是特征重新加权部分的关键思想. 在特征重新加权部分, 首先, 利用全局函数来表达整个特征图的统计信息. 对大小为 $H \times W \times C$ 的输入特征通道映射 F_d , 使用全局函数进行处理, 即

$$G = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W F_d(i, j) \quad (2)$$

其中, $F_d(i, j)$ 为特征通道在位置 (i, j) 上的特征值; G 代表统计信息.

Yao 等^[24]提出特征通道之间的关联可以通过选通机制来学习. 本文使用门控操作捕获通道依赖性. Soft-shrinkage 函数 β 和 sigmoid 激活函数 σ 被用于门控操作中, 学习的特征通道权重为

$$W_C = \beta(C_U(\sigma(C_D(G)))) \quad (3)$$

其中, C_D 和 C_U 分别是通道下采样和通道上采样算子. 最后, 使用通道权重 W_C 调整来自密集单元的特征通道 F_d , 获得重新加权的特征映射

$$\tilde{F}_d = F_d \times W_C \quad (4)$$

1.2.2 特征重新加权的 U-Net 网络

与普通 U-Net 相同, 本文的特征重新加权 U-Net 包含了如图3所示下采样路径和上采样路径. 将下采样路径中的特征映射复制并与上采样路径连接, 以充分利用浅层特征. 但与普通 U-Net 不同的是, 这里使用特征重新加权的稠密块来取代一般 U-Net

中的基本卷积单元. 特征重新加权稠密块与 U-Net 结构的结合, 有利于提取超声图像中与骨结构最相关的图像特征, 以实现骨表面的准确分割.

1.3 骨结构重建与增强现实显示

1.3.1 骨结构三维重建

通过对超声探头的标定和对探头姿态的定位, 可以将分割得到的超声图像中的每个骨表面点 p_b 转换到相同的光学定位设备坐标系下, 转换公式为 $p_w = T_w T p_b$. 通过该方式, 将采集到的连续超声序列中的所有骨表面分割点都转换到三维光学定位坐标系, 并通过三维线性插值即可得到三维骨结构模型^[25]. 此外, 进一步利用拉普拉斯平滑^[26]对重建的骨结构进行平滑处理, 得到三维术中骨结构.

1.3.2 骨结构的增强现实显示

重建的三维骨结构通过立体全像技术^[27-28]完成无须佩戴眼镜的增强现实显示, 直观地展示给医生. 立体全像显示技术通常包括记录和重投影 2 个步骤. 在记录过程中, 使用微透镜阵列记录具有多个观察视角的三维骨结构的光场; 在重投影过程中, 由微透镜阵列和液晶显示器(liquid crystal display, LCD)重建记录的光场, 获得完整的增强现实渲染图像. 最后, 将骨结构的增强现实渲染图像用半透半反镜直接叠加到患者身上, 以实现增强现实的骨科手术导航.

2 实验与结果

2.1 实验平台

本文搭建了一套实验平台, 验证所提出的基于

超声图像分割的骨结构重建与增强现实显示技术。如图 4 所示, 实验平台所涉及的实验材料与设备如下: (1) 超声成像系统(DC-6, 迈瑞, 中国), 用于采集包含内部骨结构的超声图像序列; (2) 光学定位设备(Polaris, Northern Digital Inc., 加拿大), 用于确定超声探头的姿态; (3) 用琼脂制作的骨结构实验仿体; (4) 实验室自主开发的增强现实显示装置, 包含分辨率为 1536×2048 的 LCD(LP097QX1-SPC1, LG, 韩国), 以及透镜间距为 2.32mm 的微透镜阵列; (5) 图像处理工作站, 包含一个图形卡(NVIDIA 1080Ti)和一个 Intel 多核 CPU(i7-4790)。

图 4 实验验证平台

在实验验证过程中, 利用标定的超声探头对骨结构实验仿体进行成像, 共采集到 500 幅包含股骨结构的超声图像, 图像大小为 512×512 像素, 图像分辨率为 $0.15\text{mm} \times 0.15\text{mm}$ 。其中, 400 幅超声图像用于骨结构分割网络训练, 另外 100 幅图像用于网络模型测试。利用深度学习库 TensorFlow 和 Python 平台, 实现了所提出的骨分割网络。实验中, 对训练图像进行了数据增强, 包括 45° , 90° , 135° , 180° 和 270° 的随机旋转和水平翻转。骨分割网络采用 Adam 优化器进行训练, 训练中使用 Adam 优化器的默认参数 $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$ 。在训练过程中, 将学习率设置为 10^{-6} , 批量处理数目为 5, 网络共训练了 1000 轮。

2.2 超声探头标定结果验证

在超声探头标定过程中, 一共完成了 10 次标定实验。理论上, 每次校准实验都应获得相同的超声探头标定矩阵。标定可重复性误差定义为用不同次标定实验获得的标定矩阵(T_m 和 T_n), 将超声图像中的点 P^{US} 转换到超声探头坐标系下的三维空间位置时, 三维空间位置之间的欧几里得度量^[29]可见, 标定可重复性误差的计算方式为

$$E = \text{mean}_{m,n} \left\{ \|T_m \cdot P^{\text{US}} - T_n \cdot P^{\text{US}}\| \right\} \quad (5)$$

共进行了 10 次标定实验, 获得的标定可重复性误差为 $(0.41 \pm 0.20)\text{mm}$ 。

2.3 超声图像骨分割结果验证

2.3.1 琼脂仿体超声图像的骨分割结果

利用经标定的超声探头, 可以采集包含人体内部骨结构的琼脂仿体超声图像。图 5 展示了利用提出的特征重加权 U-Net 对琼脂仿体超声图像进行骨表面分割的实验结果(虚线轮廓表示自动分割的骨表面, 实线轮廓表示医生手动勾画的骨表面)。从展示的分割结果可以看出, 本文骨分割方法能够成功地从琼脂仿体超声图像中将模糊的股骨表面勾画出来。为了定量地评价所提出分割方法的性能, 一方面, 计算自动分割的骨表面轮廓与医生手动勾画的骨表面轮廓之间的平均欧几里得距离(average Euclidean distance, AED)和 Hausdorff 距离(Hausdorff distance, HD); 另一方面, 进一步用分割精确度、分割面积交并比(intersection-over-union, IOU)指标评估骨分割结果。分割精确度即像素准确率(pixel accuracy, PA), 表示正确分割图像的像素数量与像素总数之间的比率。

图 5 琼脂仿体超声图像中骨表面分割结果

从表 1 结果可以看出, 本文方法比现有的 U-Net^[23]获得了更低的 AED 和 HD 误差, 同时获得了更高的精确度和 IOU 值。本文方法的平均 IOU 值达到 84.51%。然而, 普通的 U-Net 方法只获得了

81.21%的 IOU 值. 进一步对本文方法和普通 U-Net 的 AED, HD, PA 和 IOU 值的结果进行了配对 t 检验, 得到的 p 值均小于 0.05, 这表明了方法的改进具有统计学意义. 另外, 本文方法对单幅超声图像的平均处理时间约为 50ms, 处理速度快. 因此, 本文提出的特征重加权 U-Net 能准确、快速地提取琼脂仿体超声图像中骨表面.

表 1 不同方法对仿体超声图像中骨表面分割结果比较

方法	AED/mm	HD/mm	PA/%	IOU/%
本文	0.36±0.07	0.31±0.04	88.51±1.44	84.51±1.84
U-Net ^[23]	0.49±0.11	0.45±0.09	83.14±2.08	81.21±2.45

2.3.2 真实人体超声图像的骨分割结果

为了进一步验证本文提出的分割网络对真实人体超声图像的骨表面分割同样有效, 增加了一个补充实验. 采集 500 幅来自真实人体的包含骨结构的超声图像, 并使用其中 400 幅训练特征重加权 U-Net, 用另外 100 幅图像来测试网络. 图 6 展示了真实人体超声图像的骨表面分割结果的 2 个示例(虚线轮廓表示自动分割的骨表面, 实线轮廓表示医生手动勾画的骨表面). 可以看出, 真实人体超声图像中包含了一些筋膜组织干扰, 比琼脂仿体超声图像中包含的信息更复杂. 在这种情况下, 本文的分割网络也可以从真实人体超声图像中较好地勾画出骨表面轮廓. 另外, 对 100 幅真实人体超声测试图像的骨分割结果进行了定量统计分析, 结果如表 2 所示.

图 6 真实人体超声图像中骨表面分割结果

表 2 不同方法对真实超声图像骨表面分割结果比较

方法	AED/mm	HD/mm	PA/%	IOU/%
本文	0.46±0.09	0.42±0.06	87.43±1.99	82.74±2.21
U-Net ^[23]	0.54±0.15	0.51±0.11	82.78±2.73	79.78±3.64

从表 2 可以看出, 对于真实人体超声图像的骨分割任务, 本文方法同样比现有的 U-Net 获得了更好的结果, 其平均 IOU 值达到 82.74%. 同样, 对本文方法和普通 U-Net 的 AED, HD, PA 和 IOU 值进行了配对 t 检验, 得到的 p 值均小于 0.05. 这表明方法的改进对于真实人体超声图像骨分割一样具有统计学意义. 另外, 图 7 也进一步展示了对琼脂仿体超声图像与真实人体超声图像进行骨分割所获得精确度的箱线图.

图 7 琼脂仿体与真实患者骨分割精确度的箱线图

使用的仿体超声图像和真实人体超声图像尺寸都是 512×512 像素, 故本文基于特征重加权 U-Net 对单幅仿体超声图像和单幅真实人体超声图像的分割处理时间也相同, 平均时间大约为 50ms. 因此, 真实人体超声图像分割能达到大约每秒 20 帧的处理速度.

2.3.3 骨结构分割模型消融实验分析

在 U-Net 模型基础上, 本文的骨结构分割模型加入了稠密卷积模块和特征重加权模块的 2 点改进. 为了验证这 2 点改进对骨结构分割性能的重要性, 增加了分割模型的消融实验. 表 3 给出了不同实验设置下的骨结构分割性能比较, 可以看出, 稠密卷积模块加强了超声图像特征的传递, 可以有效地提高骨结构分割性能. 对于仿体超声图像, 稠密卷积模块加入后, IOU 值从 81.21% 提高到了 82.97%. 同样, 对于真实人体超声图像数据, 稠密卷积模块的引入也提高了骨结构分割精确度 (IOU

表 3 不同消融方式下的骨结构分割性能比较

数据集	网络模块配置			骨结构分割结果			
	基线网络(U-Net)	稠密卷积模块	特征重加权模块	AED/mm	HD/mm	PA/%	IOU/%
仿体超声图像	√			0.49±0.11	0.45±0.09	83.14±2.08	81.21±2.45
	√	√		0.41±0.09	0.38±0.06	85.32±1.75	82.97±2.01
	√	√	√	0.36±0.07	0.31±0.04	88.51±1.44	84.51±1.84
真实人体超声图像	√			0.54±0.15	0.51±0.11	82.78±2.73	79.78±3.64
	√	√		0.49±0.12	0.48±0.09	84.92±2.12	81.34±3.11
	√	√	√	0.46±0.09	0.42±0.06	87.43±1.99	82.74±2.21

值从 79.78%提高到了 81.34%)。另外,特征重加权模块的引入,增加了网络对通道特征的重要性理解,可进一步提高骨结构分割性能。对于仿体超声图像,特征重加权模块的引入,提高了骨结构分割精确度(IOU 值从 82.97%提高到了 84.51%)。对于真实人体超声图像数据,特征重加权模块引入后,IOU 值从 81.34%提高到了 82.74%。因此,稠密卷积模块和特征重加权模块从特征的连接传递和重要性理解 2 个方面提高了网络对超声图像中骨结构特征的学习能力,有效地提升了骨结构分割性能。

2.4 骨结构重建与增强现实渲染结果

对琼脂仿体超声图像中分割的骨表面进行重建,可获得三维骨结构。图 8a 展示了从股骨头区域采集的超声图像中分割骨结构,并重建得到的三维骨结构。为了定量评估基于超声图像分割重建的骨结构的精度,在超声采集后,还进一步对琼脂仿体进行了 CT 扫描,以获得真实的三维股骨头结构。计算真实三维股骨头与重建的三维骨结构之间的表面距离误差,如图 8b 所示,获得的平均表面距离误差为(1.29±0.11) mm。因此,从超声图像中重建的三维骨结构是准确的。在获得重建的三维模型后,利用立体全像技术对重建的骨结构

进行增强现实显示,如图 8c 所示展示给医生。此外,图 8d 还进一步显示了真实的三维股骨头结构与从超声图像重建的三维模型融合后的增强现实可视化结果。

需要对分割出的骨结构图像进行直接重建,重建速度大约为 18 帧/s。另外,使用的立体全像显示技术通过 OpenGL 和 GPU 进行快速并行渲染^[30],能达到约 30 帧/s 的渲染速度。

3 结 语

在实际临床手术中,不同手术类型对术中图像信息的实时性需求也不尽相同。例如,对于骨科的股骨骨折复位手术,由于股骨结构是刚性的,术中股骨结构形状信息变化不大。因此,术中每隔几分钟进行一次骨结构图像信息的显示即可满足医生的手术需求。针对这一类骨科手术,本文提出的基于特征重加权 U-Net 超声图像分割的骨结构重建与增强现实显示技术,其处理速度是可以满足实际临床使用的。

但是,对于一些术中信息实时性显示需求高的手术,如骨科中的骨关节修复手术,由于骨关节是软组织结构,术中容易变形,在这种情况下,实时显示骨关节的图像信息才能帮助医生准确进行手术。针对这一类骨科手术,本文提出的基于特征重加权 U-Net 超声图像分割的骨结构重建与增强现实显示技术的实时性需要进一步提高,才能满足实际手术应用。针对这种情况,可以通过以下方案进一步提高处理速度。一方面,在超声图像处理时,可进一步加入多 GPU 和多线程等硬件加速操作;另一方面,在分割网络设计上,可参考一些实时语义分割网络^[31-32]的设计思想,加快处理速度。

总之,本文提出了一种基于特征重加权 U-Net 超声图像分割的骨结构重建与增强现实显示技术,能在不借助术中 X 线成像的前提下,为医生提供

图 8 骨结构三维重建与增强现实显示结果

直观的三维骨结构信息。实验结果显示超声图像的平均分割精度为 88.51%, 重建的骨结构的平均表面距离误差为 1.29 mm。此外, 重建的骨结构也进一步通过增强现实显示渲染的方式直观展示给医生, 解决了手术过程中的手眼不协调问题。因此, 将基于深度学习的无辐射超声图像快速骨分割技术与增强现实三维导航方式结合, 可以为外科医生提供直观的术中三维导航信息, 同时减少了术中 X 线辐射。

参考文献(References):

- [1] Zheng G Y, Li S. Computational radiology for orthopaedic interventions[M]. Heidelberg: Springer, 2016
- [2] Joskowicz L, Hazan E J. Computer-aided orthopedic surgery: incremental shift or paradigm change?[J]. *Advances in Experimental Medicine and Biology*, 2018, 1093: 21-30
- [3] Nolte L P, Langlotz F. Basics of computer-assisted orthopaedic surgery (CAOS)[M] // *Navigation and Robotics in Total Joint and Spine Surgery*. Heidelberg: Springer, 2004: 3-9
- [4] Chen F, Liu J, Liao H E. Image guided and robot assisted precision surgery[M] // *Artificial Intelligence in Decision Support Systems for Diagnosis in Medical Imaging*. Heidelberg: Springer, 2018: 361-387
- [5] Hodgson A. Computer-assisted orthopedic surgery[M] // *Image-Guided Interventions*. Heidelberg: Springer, 2008: 333-386
- [6] Damilakis J, Adams J E, Guglielmi G, *et al.* Radiation exposure in X-ray-based imaging techniques used in osteoporosis[J]. *European Radiology*, 2010, 20(11): 2707-2714
- [7] Rafferty M A, Siewerdsen J H, Chan Y, *et al.* Intraoperative cone-beam CT for guidance of temporal bone surgery[J]. *Otolaryngology-Head and Neck Surgery*, 2006, 134(5): 801-808
- [8] Chen X J, Xu L, Wang Y P, *et al.* Development of a surgical navigation system based on augmented reality using an optical see-through head-mounted display[J]. *Journal of Biomedical Informatics*, 2015, 55: 124-131
- [9] Laugier P, Haiat G. Bone quantitative ultrasound [M]. Heidelberg: Springer, 2011
- [10] Zhao Z, Zhao J J, Song F, *et al.* Intraoperative ultrasound-guided reduction of femoral shaft fractures using intramedullary nailing: a technical note[J]. *Archives of Orthopaedic and Trauma Surgery*, 2019, 139(5): 589-596
- [11] Salehi M, Prevost R, Moctezuma J L, *et al.* Precise ultrasound bone registration with learning-based segmentation and speed of sound calibration[C] // *Proceedings of International Conference on Medical Image Computing & Computer-assisted Intervention*. Heidelberg: Springer, 2017: 682-690
- [12] Amin D V, Kanade T, Digioia A M, *et al.* Ultrasound registration of the bone surface for surgical navigation[J]. *Computer Aided Surgery*, 2003, 8(1): 1-16
- [13] Aparad T. Ultrasonography for the orthopaedic surgeon[J]. *Orthopaedics & Traumatology: Surgery & Research*, 2019, 105(1): S7-S14
- [14] Kowal J, Amstutz C, Langlotz F, *et al.* Automated bone contour detection in ultrasound B-mode images for minimally invasive registration in computer-assisted surgery - an in vitro evaluation[J]. *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 2007, 3(4): 341-348
- [15] Hacıhaliloglu I, Abugharbieh R, Hodgson A J, *et al.* Bone surface localization in ultrasound using image phase-based features[J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 2009, 35(9): 1475-1487
- [16] Kisilev P, Sason E, Barkan E, *et al.* Medical image description using multi-task-loss CNN[M] // *Deep Learning and Data Labeling for Medical Applications*. Heidelberg: Springer, 2016: 121-129
- [17] Liu S F, Wang Y, Yang X, *et al.* Deep learning in medical ultrasound analysis: a review[J]. *Engineering*, 2019, 5(2): 261-275
- [18] Baka N, Leenstra S, van Walsum T. Ultrasound aided vertebral level localization for lumbar surgery[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(10): 2138-2147
- [19] Wang P Y, Patel V M, Hacıhaliloglu I. Simultaneous segmentation and classification of bone surfaces from ultrasound using a multi-feature guided CNN[C] // *Proceedings of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Heidelberg: Springer, 2018: 134-142
- [20] Li Wenjun, Ding Hui, Wang Guangzhi. An automatic method for ultrasound probe calibration based on N-phantom[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2014, 33(2): 178-185(in Chinese)
(李文骏, 丁辉, 王广志. 基于 N 线模型的超声探头自动标定方法[J]. *中国生物医学工程学报*, 2014, 33(2): 178-185)
- [21] Wang Xiaoyu. Research on 3D reconstruction methods of freehand ultrasound[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011(in Chinese)
(王晓宇. 基于 Freehand 超声图像的三维重建方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011)
- [22] Luo Z, Cai J F, Wang S, *et al.* Magnetic navigation for thoracic aortic stent-graft deployment using ultrasound image guidance[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(3): 862-871
- [23] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C] // *Proceedings of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Heidelberg: Springer, 2015: 234-241
- [24] Yao Y, Ren J Q, Xie X S, *et al.* Attention-aware multi-stroke style transfer[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 1467-1475
- [25] Sun Yinshan, Wu Dongmei, Du Zhijiang, *et al.* A survey of freehand 3D ultrasound reconstruction algorithms[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 15(11): 1561-1568(in Chinese)
(孙银山, 吴冬梅, 杜志江, 等. Freehand 3 维超声重建算法

- 综述[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(11): 1561-1568)
- [26] Chen Yan. An approach to models of three-dimensional grid smoothing[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2005(in Chinese)
(陈琰. 三维网格模型平滑技术研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2005)
- [27] Liao H E, Inomata T, Sakuma I, *et al.* 3-D augmented reality for MRI-guided surgery using integral videography autostereoscopic image overlay[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(6): 1476-1486
- [28] Ma C, Chen G W, Zhang X R, *et al.* Moving-tolerant augmented reality surgical navigation system using autostereoscopic 3D image overlay[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 23(6): 2483-2493
- [29] Chen F, Cui X W, Liu J, *et al.* Tissue structure updating for in situ augmented reality navigation using calibrated ultrasound and two-level surface warping[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020, 67(11): 3211-3222
- [30] Chen G W, Huang T Q, Fan Z C, *et al.* A naked eye 3D display and interaction system for medical education and training[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2019, 100: 103319
- [31] Poudel R P K, Liwicki S, Cipolla R. Fast-SCNN: fast semantic segmentation network[OL]. [2020-06-15]. <https://arxiv.org/pdf/1902.04502>
- [32] Zhang Z P, Zhang K P. FarSee-Net: real-time semantic segmentation by efficient multi-scale context aggregation and feature space super-resolution[OL]. [2020-06-15]. <https://arxiv.org/abs/2003.03913>