

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413249

基于 U-Net 网络和对极几何的介入导管 空间形状重建方法*

王康^{1,2}, 何彦霖^{1,2}, 黄宇辰^{1,2}, 魏聚群^{1,2}, 娄小平^{1,2}

(1. 北京信息科技大学光电测试技术及仪器教育部重点实验室 北京 100016;

2. 北京信息科技大学广州南沙光子感知技术研究院 广州 511462)

摘要:介入手术是治疗心血管疾病的主要方式之一,现有手术主要依靠二维荧光透视图像指导医生操作,无法实现术中介入导管的三维可视化,限制了手术效率和安全性。面向心血管介入手术临床精准治疗的需求,提出一种基于 U-Net 网络和对极几何的介入手术导管空间形状重建方法,实现术中介入手术导管三维形状的重建。首先利用 U-Net 网络分割出双平面荧光透视图像中导管的轮廓,并通过骨架化算法提取出导管的中心线。接着研究了基于对极几何约束的立体视觉匹配方法,通过求解极线与导管中心线的交点,求解出双平面投影中导管点集的对应关系,并结合投影模型与导管中心线构造空间射线,通过逐个求解空间射线的相交点,将空间曲线重建问题转换成射线相交问题,实现导管三维空间形状的精确重建。最后,为验证所提出介入手术导管空间形状重建算法的可行性,进行了双平面透视图像重建导管实验,结果显示导管的形状重建误差 <1.55 mm,均方误差 <0.89 mm,豪斯多夫距离不足 1.49 mm。表明所提出方法可实现介入手术导管三维形状的精确重建,为提升血管介入手术精准导航和柔性导丝安全操控提供新方法和技术基础。

关键词: 荧光透视图像;介入手术导管;形状重建;U-Net;对极几何

中图分类号: TH74 TP39 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40 520.60

A spatial shape reconstruction method for interventional surgical catheters based on U-Net and epipolar geometry

Wang Kang^{1,2}, He Yanlin^{1,2}, Huang Yuchen^{1,2}, Wei Juqun^{1,2}, Lou Xiaoping^{1,2}

(1. Beijing Laboratory of Optical Fiber Sensing and System, Beijing Information Science and Technology University,

Beijing 100016, China; 2. Guangzhou Nansha Intelligent Photonic Sensing Research Institute,

Beijing Information Science and Technology University, Guangzhou 511462, China)

Abstract: Interventional surgery is one of the primary methods for treating cardiovascular diseases. Current procedures mainly rely on 2D fluoroscopic images to guide surgeons, which cannot achieve three-dimensional visualization of interventional catheters during surgery, limiting surgical efficiency and safety. This paper addresses the clinical need for precise treatment in cardiovascular interventional surgery by proposing a method for reconstructing the spatial shape of interventional catheters based on the U-Net and epipolar geometry. First, the U-Net network is used to segment the catheter's contours from biplane fluoroscopic images, and the catheter's centerline is extracted using a skeletonization algorithm. Then, a stereo vision matching method based on epipolar geometry constraints is developed, where in the intersections of the epipolar lines and the catheter centerline are solved to determine the corresponding points in the biplane projections. By combining the projection model with the catheter centerline to construct spatial rays, the problem of spatial curve reconstruction is converted into a ray intersection problem, enabling accurate reconstruction of the catheter's three-dimensional spatial shape. Finally, to verify the feasibility of the proposed catheter spatial shape reconstruction algorithm, experiments were conducted using biplane fluoroscopic images to reconstruct the catheter. The results showed that the maximum shape reconstruction error of the catheter was less than 1.55 mm, the mean square error was less than 0.89 mm, and the Hausdorff distance was less than 1.49 mm. This

收稿日期: 2024-09-04 Received Date: 2024-09-04

* 基金项目: 国家自然科学基金(61903041)项目资助

indicates that the proposed method can achieve accurate reconstruction of the three-dimensional shape of interventional catheters, providing a new method and technical foundation for improving the precise navigation and safe manipulation of flexible guidewires in vascular interventional surgery.

Keywords: fluoroscopic image; interventional surgical catheter; shape reconstruction; U-Net; epipolar geometry

0 引言

在心血管介入手术中,荧光透视被作为临床治疗的主要成像手段,术中医生需根据荧光透视图像将介入手术导管手动推送至病灶处^[1-2]。然而,荧光透视图像仅能提供二维信息,缺少术中导管的三维深度信息。为实现术中导管三维形状可视化,许多方法已经被应用于术中导管形状重建,如光纤光栅传感^[3-4]、电磁融合^[5-6]等。但传感器的集成往往会带来导管结构复杂、直径增加等问题,降低导管的适用性。

相较于在导管等医疗器械中集成传感器,通过双平面荧光透视图像重建导管形状无需在导管上附加任何传感元件就可以实现三维重建。该方法需要首先从荧光透视图像中提取二维导管的轮廓,然后利用空间曲线重建算法实现导管三维形状重建。为此,学者们做了许多的研究。Wagner等^[7]通过脊线检测滤波器、曲线降噪、图像细化技术来实现导管形状分割。尽管该方法在计算复杂度上相对较低,运行效率显著,但它高度依赖于人工设计的特征提取过程和规则集,因此应用范围受限。Chang等^[8]将B样条导管模型和逐像素后验概率相结合,创新性地提出了一种导管定位跟踪方法。该方法在跟踪精度上表现出色,但荧光透视图像第一帧必须手动注释,且导管的曲率和长度在帧之间的变化不应过于显著,这在一定程度上限制了其处理导管大幅度动态变化场景的能力。Li等^[9]基于假设导丝曲率遵循高斯过程,执行Radon变换以提取透视图像中导管像素的特征,提出一种基于高斯过程和Radon变换的导丝分割和跟踪方法。该方法在分割精度展现出了显著优势,但其在复杂背景中的抗干扰能力尚显不足,可能受到背景噪声或相似结构的影响而降低性能。随着深度学习的发展,语义分割算法也逐渐被应用于荧光透视图像中二维导管形状的提取。Ambrosini等^[10]率先提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的导管与导丝分割的方法,该方法能够高效地识别并提取出图像中的导管与导丝形状。Wu等^[11]进一步优化这一领域的研究,设计了一种基于级联卷积神经网络的导丝分割方法,不仅提升了分割模型的精度,还显著增强了其鲁棒性。Zhou等^[12]提出一种轻量化的快速注意力分割网络,通过引入注意力机制,使得模型在分割过程中能够更加聚焦于图像中的关键区域,从而实现导管形状的准确分割。

此外,U-Net网络在医疗影像分割领域展现出了卓越的性能,其独特的编码器-解码器架构能够很好地捕捉图像中的上下文信息,同时兼顾图像的局部细节和整体结构^[13]。这一特性使得U-Net极为适合处理背景模糊的医疗影像,目前已广泛应用于视网膜血管分割^[14]、肿瘤分割^[15]、腹部多器官分割^[16]等任务中。

空间曲线重建算法常被用于介入手术器械的三维重建中,该算法的核心在于对物体的空间线形结构进行分析和精确计算^[17],从而准确地重建出物体的三维形态,国内外已有较多学者对此进行研究。Schenderlein等^[18]采用B-Snake算法,通过分析连续帧双平面透视图像中的导管信息,实现了对导管三维形状的动态重建和跟踪,然而由于依赖于前后帧图像之间的信息匹配和更新,因此在实际应用中可能会面临一定的重建滞后问题。Petkovic等^[19]采用单平面X射线对导丝、导管进行三维重建,尽管该方法能以较少的信息量实现三维重建,但其难以处理导管深度方向的重叠和遮挡问题。Wagner等^[20]通过自动阈值分割算法与Dijkstra算法,精准提取并优化连接了2D导管轮廓,随后运用对极几何原理实现了导管的三维重建。尽管此方案在多个环节表现卓越,它仍未能解决双平面2D导管中心线间的精确匹配问题。Zhou等^[21]创新性地提出了一种曲面相交的三维曲线重建算法,该算法可以通过求解二次曲面的空间相交问题来实现三维曲线的重建,但迭代求解过程相当繁琐,伴随着较高的计算复杂度,这限制了其在介入手术导管形状术中实时重建方面的应用。

针对以上研究存在的问题,提出了一种基于U-Net网络和对极几何的介入手术导管空间形状重建方法。首先通过U-Net网络分割出双平面荧光透视图像中导管的轮廓,然后采用骨架化算法提取出导管的中心线。此外,为解决立体视觉匹配问题,提出基于对极几何极线与导管中心线相交的求解方法,通过求解导管的三维空间点并进行拟合,实现导管形状的三维重建。最后,通过3D打印导管重建实验,验证了该方法的有效性和可行性。

1 介入手术导管空间形状重建方法

1.1 整体框架

本研究所提算法的框架如图1所示。采用双平面相机系统模拟采集荧光透视图像,其中左右相机之间呈现

出一个未预设的角度,以捕捉导管在两个不同视角的图像信息。将左右相机各自捕捉到的荧光透视图像输入到一个预先训练好的语义分割模型中。该模型采用 U-Net

网络架构,通过其特征提取与融合能力,能够精准地分割出图像中的导管轮廓,为后续的三维重建步骤提供了可靠的数据支持。

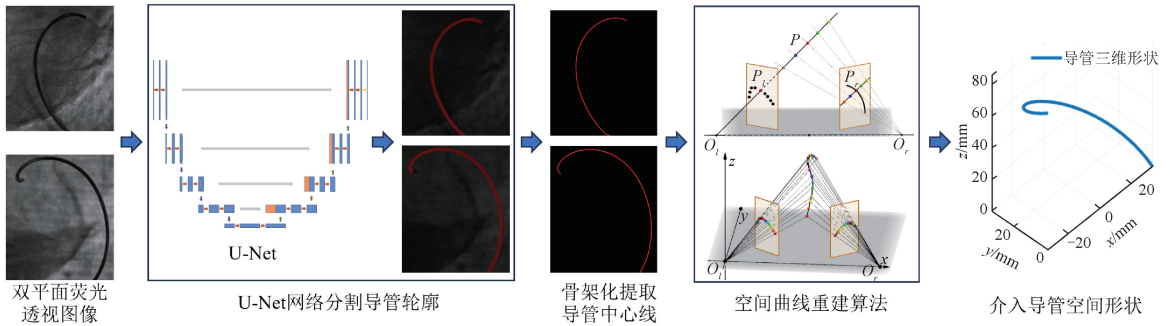


图 1 基于 U-Net 和对极几何的介入手术导管空间形状重建算法架构

Fig. 1 Architecture of a U-Net and epipolar geometry-based spatial shape reconstruction algorithm for interventional surgery catheters

随后,对两幅图中的导管轮廓进行骨架化处理,可分别得到左右相机投影面中的导管中心线。以左侧相机的中心点为基准,构建世界坐标系。根据对极几何原理,在左侧图像中导管中心线上确定一个采样点,则可以在右侧图像中确定一条极线,利用该极线与右侧图像中的导管中心线相交,可准确地找到左侧图像中采样点在右侧图像中的对应点,从而构建出一组点对。接下来,利用相机模型,从左右相机的中心分别向左右图像中的点对作射线,射线相交处为这组点对所确定的三维空间点。对左侧图像中心线上的每一个采样点都执行上述步骤,最终得到一系列密集的三维空间点,这些点共同构成了导管在三维空间中的点云。最后利用三维点云数据进行曲线拟合,可以重建导管的三维空间形状。

1.2 二维导管轮廓分割

为准确获取二维导管轮廓,本文采用基于卷积神经网络的 U-Net 算法进行图像分割。该算法由主干特征提取部分和加强特征提取部分组成^[14],其网络架构如图 2 所示。

主干特征提取部分为卷积块与池化层的层叠排列,该部分实现了对图像深层次特征的有效捕捉,且能够提取出 5 个初步有效特征层,为后续的特征融合奠定基础。加强特征提取部分由反卷积块和上采样层组成,实现了特征图的精细化重建与增强。此外,U-Net 利用跳跃连接机制,将主干网络提取的初步特征层与上采样过程中对应层级的特征图进行深度融合,使其具备了同时捕捉图像低级细节与高级抽象特征的能力,这一特性在医疗影像分割领域尤为关键。

1.3 导管中心线提取

如图 3 所示,采用骨架化算法从导管轮廓中进一步提取导管中心线。骨架化的核心在于将包含导管轮廓的图像转换为一个简化的二值图像,其中导管区域被明确标识为前景,而背景则保持为黑色。这一转换过程涉及膨胀、腐蚀等形态学操作,旨在逐步削减图像中的前景对象,直至仅保留其拓扑骨架,以构成了导管的中心线。

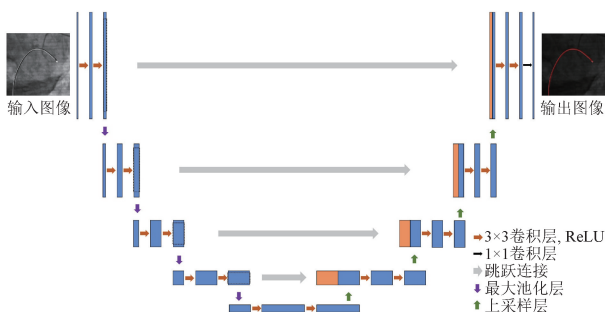


图 2 U-Net 网络架构
Fig. 2 U-Net architecture

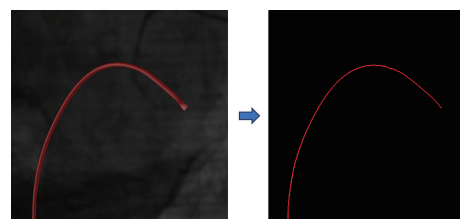


图 3 骨架化算法提取导管中心线
Fig. 3 Skeletonization algorithm for extracting catheter centerline

2 基于极线与导管中心线相交的空间曲线重建算法

为了得到介入手术导管的三维深度信息,本节提出了一种基于对极几何的导管空间形状重建方法。首

先对骨架化处理后的导管中心线分别进行拟合与采样。然后根据对极几何关系求解采样点的极线,由极线与中心线相交求解左右成像平面上的对应点关系。结合双平面相机系统,连接相机中心与投影平面的点集形成射线,逐个求解射线相交点,得到导管在三维空间中的点云,对三维点云数据进行曲线拟合后可重建导管的形状。

2.1 基础矩阵与极线的求解过程

为了重建出导管的三维形状,本文采用三次B样条曲线对骨架化处理后的中心线进行描述,左右中心线的三次B样条描述分别为 $C_l(s)$ 、 $C_r(s)$,并对左边的曲线进行采样,采样后的点集为 $C_l^*(s)$ 。左边的相机中心为 O_l ,成像平面为 S_l ;右边的相机中心为 O_r ,成像平面为 S_r ,如图4所示。

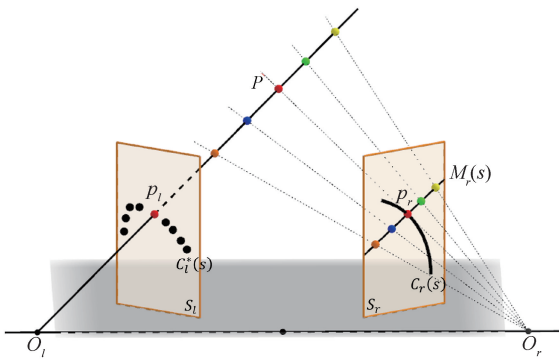


图4 对极几何求解极线与相交点

Fig. 4 Epipolar geometry for solving epipolar lines and intersection points

则由对极几何原理^[22]可知,存在一个基础矩阵(fundamental matrix),使得在左侧成像平面 S_l 确定一个点 p_l 时,则可在右侧成像平面 S_r 上确定一点 p_r ,两点满足如下约束方程:

$$p_r^T F p_l = 0 \quad (1)$$

其中, F 为基础矩阵,由相机系统的内部参数(K_l 、 K_r)和外部参数(旋转矩阵 R 、平移矩阵 t)确定。将左侧采样点 p_l 与右侧的对应点 p_r 分别表示为齐次坐标,即 $p_l = (u, v, 1)^T$ 、 $p_r = (u', v', 1)^T$,然后对式(1)展开可得:

$$(u', v', 1) \begin{pmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} \\ F_{31} & F_{32} & F_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = 0 \quad (2)$$

式(2)揭示了左右成像平面对应点与基础矩阵之间的内在关系。由式(2)可知,当拥有至少8对在两成像平面中明确标识的特征点坐标时,可建立一个齐次线性方程组求解基础矩阵 F 。因此,采用经典的八点算法(eight point algorithm, EPA)^[23]对基础矩阵 F 进行求解,

并将特征点增加到30对,利用随机抽样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)^[24]进行迭代找到最优解,以减少了噪声和错误匹配点对的影响,使求解的基础矩阵更加精确可靠。

随后,根据该基础矩阵 F ,在左侧确定一采样点后,可以在右侧成像平面 S_r 中确定一条对应的极线 $M_r(s)$:

$$M_r(s) = F P_l \quad (3)$$

本研究采用张正友标定法^[25]来实现相机的精确标定。在标定过程中,能够求解出相机内参 K_l 、 K_r 。根据对极几何原理,可以进一步求解出本质矩阵 E (essential matrix),公式为:

$$E = K_r^T F K_l \quad (4)$$

本质矩阵 E 为 3×3 的矩阵,包含两幅影像的相对位置转换关系,即旋转和平移信息。将对本质矩阵 E 进行奇异值分解(singular value decomposition, SVD)分解可分别得到旋转矩阵 R 和平移矩阵 t :

$$E = [t]_{\times} R \quad (5)$$

式中: $[t]_{\times}$ 表示旋转矩阵 t 的反对称矩阵; R 为旋转矩阵。

2.2 空间曲线重建算法

已知右成像平面导管中心线的B样条曲线方程为:

$$C_r(s) = 0 \quad (6)$$

根据基础矩阵 F 及左侧成像平面上的点 p_l ,可确定对应极线 $M_r(s)$,方程为:

$$M_r(s) = 0 \quad (7)$$

联立式(6)、(7)可求解极线 $M_r(s)$ 与右侧导管中心线 $C_r(s)$ 的相交点,该交点即为左边采样点 p_l 在右侧成像平面上的对应点 p_r 。

根据相机内参,可将成像坐标系转换到相机坐标系中,左侧点在相机坐标系的坐标为 P_l ,其右侧对应点在相机坐标系的坐标为 P_r ,则有如式(8)~(9)的关系。

$$p_l = K_l P_l \quad (8)$$

$$p_r = K_r P_r \quad (9)$$

规定左侧相机坐标系为世界坐标系,左侧相机外参矩阵用 N_l 表示,右侧相机外参矩阵用 N_r 表示,则有:

$$O_r = R(O_l + t) \quad (10)$$

$$N_l = [I | 0] \quad (11)$$

$$N_r = [R | t] \quad (12)$$

式中: I 为 3×3 的单位矩阵。

随后,根据三角测量法(triangulation),由相机内参 K_l 、 K_r 和左右图像中的点对 p_l 、 p_r ,可求解出空间点 P 的坐标。对左侧成像平面的采样点集 $C_l^*(s)$ 逐点进行上述求解步骤,可得到一个空间点集 $P^*(s)$,对该空间点集进行拟合可得到重建的导管三维形状。

空间射线相交求解导管形状如图5所示。

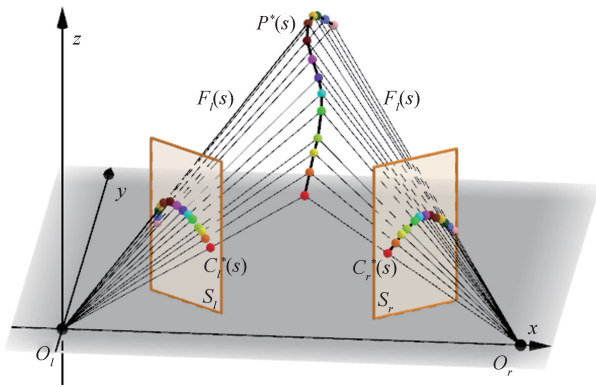


图5 空间射线相交求解导管形状

Fig. 5 Solving catheter shape through intersection of spatial rays

从物理模型上看,如图5所示,在求解出左侧成像平面 $C_l^*(s)$ 在右侧成像平面中的对应点集 $C_r^*(s)$ 后,结合相机中心的位置信息,分别从相机中心 O_l, O_r 向左右成像平面上的点集作射线,可构建两组与相机中心相关联的空间射线。具体而言,将左相机中心 O_l 与左成像平面的点集 $C_l^*(s)$ 相连接可以得到一组射线 $F_l(s)$,将右相机中心 O_r 与右成像平面中的对应点集 $C_r^*(s)$ 相连接可以得到一组射线 $F_r(s)$ 。由于射线 $F_l(s)$ 与 $F_r(s)$ 可以一一对应相交,可求出空间点集 $P^*(s)$,将空间点集进行拟合,即可得到导管的空间三维形状。

在求解过程中,由于噪声的存在,三角测量法中的反投影线很可能不相交,因此可在成像平面中进行最小化误差来优化参数,使三维点 P 的重投影点与影像点之间的距离最小化,其目标函数为:

$$D(p_l, K_l P_l)^T + D(p_r, K_r P_r)^T \quad (13)$$

3 实验及结果分析

本文使用的实验系统平台如图6所示,采用双平面相机系统进行介入手术导管形状重建实验,该系统由2套 MV-CH250-90GC 面阵相机及视觉支架组成,镜头采用 MVL-KF1640-25MP,两相机投影平面的夹角随机配置。此外,引入真实造影图像作为背景图,以确保与实际手术场景的相关性。

3.1 U-Net 网络提取导管轮廓

1) 数据集构建

参考介入手术中的荧光透视图像模拟采集图像数据,同时,为增强数据集的多样性,将介入导管放置在多种不同的手术背景及血管模型中进行拍摄,以模拟实际手术中可能遇到的各种复杂场景。经过数据清洗后,最终筛选并整理出了5 823张包含导管的灰度图像,并按照9:1的比例分割成训练集和验证集。

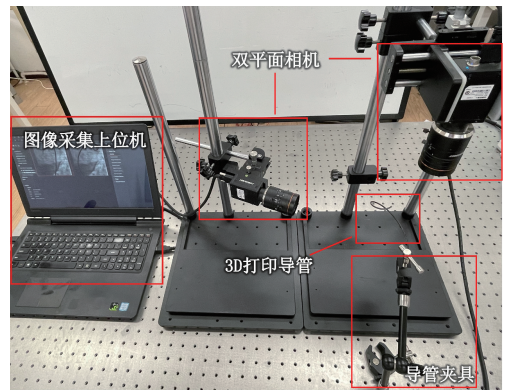


图6 实验系统平台

Fig. 6 Experimental system platform

2) 参数设置与模型训练

采用 Adam 优化器,批量大小设置为4,初始学习率设置为0.0002,最大训练轮次设置为100,采用指数衰减的方式动态调整学习率,以加快网络收敛速度,并采用交叉熵损失函数(cross entropy, CE)来指导模型优化方向。为了评估U-Net网络在导管提取任务中的性能,选择交并比(intersection over union, IOU)和像素精度(pixel accuracy, PA)两个关键指标来量化网络的性能。

图7展示了U-Net网络在训练与验证阶段损失函数的动态变化。在训练过程中,U-Net网络在训练集上快速收敛,并在80轮迭代后模型稳定。训练结果中,IOU达到了95.8%,这表明模型在预测目标区域与实际区域之间的重叠度极高,同时,PA为97.95%,验证了模型在像素级别分类上的高准确性。两项指标表明U-Net网络在处理介入手术导管分割任务时具有优越的性能。

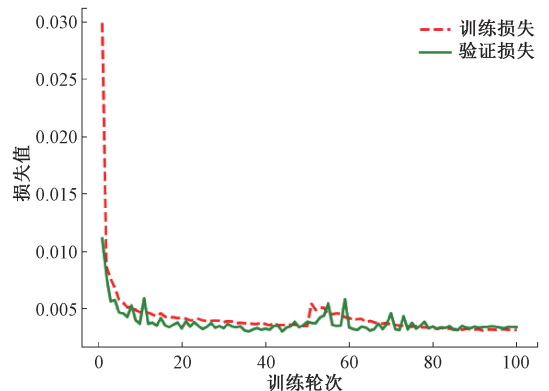


图7 Loss函数变化

Fig. 7 Loss function variation

3) 对比试验

为验证U-Net网络在介入导管分割任务中的有效性,将其与FCN、DeepLabV3+和PSPNet网络进行了对比,实验结果如表1所示。由表1可知,在介入导管分割

任务中,U-Net 网络的表现最好,其交并比为 95.8%,像素精度为 97.95%。尽管 DeepLabV3+和 PSPNet 网络在架构设计层面更为先进,但是结构上也更加复杂,在小数据集分割任务上并没有优势,而 U-Net 网络凭借其独特的编码器-解码器架构以及跳跃连接机制,在处理医疗影像时展现出了更高的性能。因此,本研究采用 U-Net 网络来分割介入导管轮廓。

表 1 不同网络在导管轮廓任务中的性能对比

Table 1 Performance comparison of different networks in catheter contouring tasks (%)

算法	IOU	PA
FCN	94.50	97.05
DeepLabV3+	94.09	97.15
PSPNet	90.25	94.24
U-Net	95.80	97.95

3.2 介入手术导管重建实验

1) 实验设置

为了评估本文所提出的方法,依照预定义好的数学函数,3D 打印了 4 种具有不同几何形状的导管模型(如图 8 所示),并将这些导管模型置于造影图像背景中进行实验验证。实验过程中使用基于点的配准方法将该导管形状配准到相机坐标系中,并根据对应数学函数来提供地面真值。

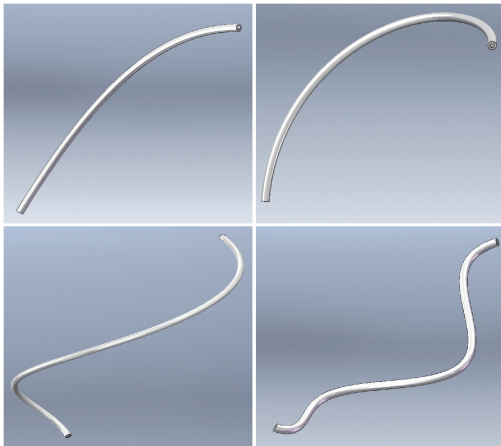


图 8 3D 打印导管形状

Fig. 8 3D printing of catheter shapes

2) 评估方法

通过以下评价指标对本文所提方法重建的导管形状与地面真实形状进行比较。

(1) 最大距离误差(maximum error)

衡量重建形状和地面真实形状之间偏差最大的采样点对距离,用于反映最差拟合点的情况。

$$e_{\max} = \max_i \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (z_i - \hat{z}_i)^2} \quad (14)$$

(2) 均方误差(mean squared error, MSE)

通过计算真实曲线与拟合曲线在三维空间中每一对应点之间欧氏距离的平方,并取平均值,来评估整体拟合的准确度。

$$e_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (z_i - \hat{z}_i)^2})^2 \quad (15)$$

(3) 豪斯多夫距离(Hausdorff distance)

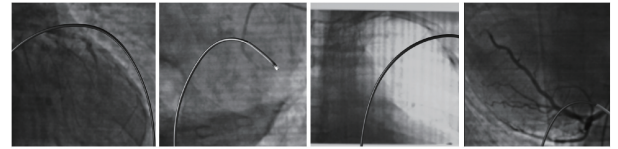
计算形状上所有点到另一形状上最近点的最大距离,用于度量两条曲线之间最大不匹配的程度,捕捉形状间的全局差异。

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \sqrt{(x_{ai} - x_{bi})^2 + (y_{ai} - y_{bi})^2 + (z_{ai} - z_{bi})^2}$$

$$e_{Hausdorff} = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (16)$$

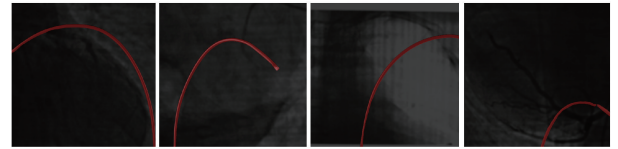
3.3 结果与讨论

保留 U-Net 网络训练过程中的最优模型,并进行介入手术导管分割测试,图 9(a)为介入手术导管图像,图 9(b)为对应的导管轮廓分割结果。



(a) 介入手术导管图像

(a) Interventional surgery catheter image



(b) U-Net网络提取的导管轮廓

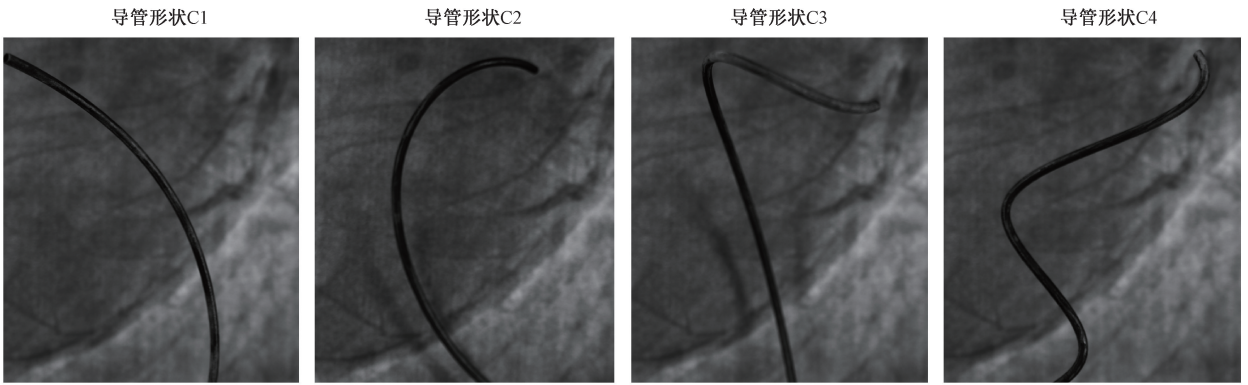
(b) Catheter contour extracted by U-Net network

图 9 介入手术导管分割

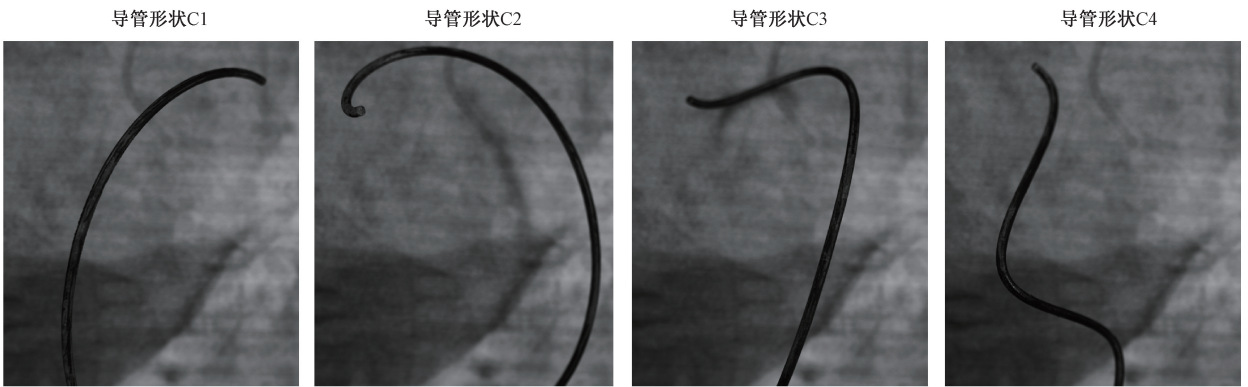
Fig. 9 Segmentation of interventional surgical catheters

测试结果表明,U-Net 网络在介入手术导管分割任务中有较高的精准度。该模型不仅能够准确地分割出各种手术场景下荧光透视图像中的导管,还表现出了优越的泛化能力,无需针对特定病人或手术部位进行算法的单独调整或优化。

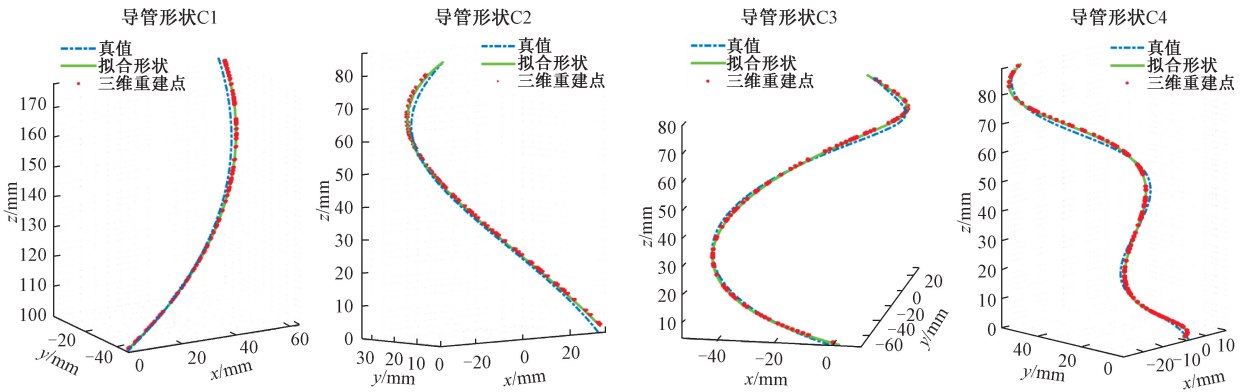
分别对 4 个 3D 打印导管进行形状重建,通过训练的 U-Net 网络模型提取平面导管轮廓,并采用本文所述算法进行空间形状重建。如图 10 所示,图 10(a)、(b)分别为双平面相机系统从两个不同角度拍摄的介入手术导管模拟图像,图中 10(c)为 4 种不同的 3D 打印导管形状重建的结果。



(a) 导管在A投影平面中的图像
(a) Image of the catheter on projection plane A



(b) 导管在B投影平面中的图像
(b) Image of the catheter on projection plane B



(c) 介入手术导管空间形状重建结果
(c) Reconstruction results of the spatial shape of the interventional surgery catheter

图 10 双平面透视图像重建导管空间形状

Fig. 10 Reconstruction of catheter spatial shape using biplane fluoroscopy images

其中,图 10(c)的点划线表示真实的导管形状,由预设的导管函数定义,并通过特征点被配准至统一坐标系下。空间点表示以双平面荧光透视图像为输入,通过本文方法重建得到的空间导管形状的离散点。实线表示采用三次 B 样条曲线拟合得到的导管空间形状,该曲线紧密地跟随原始的重建点,而且成功地展现了导管应有的

自然连续性和平滑过渡,确保了重建结果的高精度和真实性。

介入手术导管形状重建的实验数据如表 2 所示。

根据表 2 中列出的 4 种不同弯曲程度导管的重建结果,本文所提出的算法在导管形状重建上具有较好的性能。具体而言,这些重建结果的最大距离误差不超

表2 介入手术导管形状重建的实验数据

Table 2 Experimental data for interventional surgery catheter shape reconstructions (mm)

形状编号	C1	C2	C3	C4
最大距离误差	1.20	1.15	1.53	1.55
均方误差	0.55	0.63	0.84	0.89
豪斯多夫距离	1.05	1.10	1.45	1.49

过 1.55 mm, 均方误差分别为 0.55、0.63、0.84、0.89 mm, 而豪斯多夫距离最大也仅为 1.49 mm, 表明本研究算法具有较好的精确度和可靠性。值得注意的是, 在实验过程中, 由于双相机系统标定过程存在不可避免的误差, 以及相机内部参数的影响, 导致重建形状存在一定误差。可通过优化标定方法、提高图像质量、校正畸变、精细调整相机参数等措施, 进一步提高三维重建形状的精度。此外, 形状 C3、C4 的最大误差和均方根误差明显大于形状 C1 和 C2。这主要是因为 C3、C4 的打印形状具有更为复杂的弯曲情况, 在曲线拟合过程中更容易引入误差。为了减小这种误差, 可以进一步优化拟合算法, 例如提高拟合算法的阶数或使用更先进的拟合技术, 以确保在复杂形状下也能实现高精度的重建。在心血管介入手术的临床实践中, 介入导管形状重建误差一般要求在 2 mm 以内。本研究所介绍的方法, 在形状重建上表现出了优于该标准的性能, 表明该方法在临床介入手术中具有极高的潜力和实用价值。

4 结 论

针对血管介入手术中导管无法三维可视化的问题, 提出了一种基于 U-Net 网络和对极几何的介入手术导管空间形状重建方法。首先通过 U-Net 网络从荧光透视图像中分割出导管的二维轮廓, 然后进行骨架化提取导管的中心线, 实现了对二维平面上导管形态的捕捉。其次, 结合对极几何极线与导管中心线有效地解决了立体视觉匹配问题, 准确计算出了双平面图像间的点对应关系。此外, 结合双平面投影模型进行三维反投影, 成功实现了介入手术导管的三维形状重建。实验结果表明, 该算法在导管三维形状重建中, 最大形状重建误差 < 1.55 mm, 均方误差 < 0.89 mm, 豪斯多夫距离不足 1.49 mm, 显示了较好的导管形状拟合程度和较小的整体偏差。本研究所提出的方法能够准确重建介入手术导管三维形状, 在介

入手术领域具有广阔的应用前景, 可为介入手术精准导航提供一定的方法和技术支撑。

参考文献

- [1] CIMEN S, GOOYA A, GRASS M, et al. Reconstruction of coronary arteries from X-ray angiography: A review[J]. *Medical Image Analysis*, 2016, 32(3):46-68.
- [2] 董兆苒, 董明利, 何彦霖, 等. 血管介入手术导丝末端检测方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(2): 221-229.
DONG ZH R, DONG M L, HE Y L, et al. Study on the detection method of putting guide wire end in vascular interventional surgery[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(2): 221-229.
- [3] LU Y, LU B, LI B, et al. Robust three-dimensional shape sensing for flexible endoscopic surgery using multi-core FBG sensors[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3), 4835-4842.
- [4] 张帆, 何彦霖, 周康鹏, 等. 穿刺手术柔性针路径规划技术现状和展望[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(6): 1-13.
ZHANG F, HE Y L, ZHOU K P, et al. Current situation and prospect of flexible needle path planning technology for puncture surgery[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(6): 1-13.
- [5] HA X T, OURAK M, AL-AHMAD O, et al. Robust catheter tracking by fusing electromagnetic tracking, fiber Bragg grating and sparse fluoroscopic images[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(20): 23422-23434.
- [6] HA X T, WU D, TRAUZETTEL F, et al. Fusion framework for coaxial catheter tracking[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(19): 22580-22591.
- [7] WAGNER M G, STROTHER C M, MISTRETTA C A. Guidewire path tracking and segmentation in 2D fluoroscopic time series using device paths from previous frames[C]. *Conference on Imaging Processing*, 2016, 9784: 621-627.
- [8] CHANG P L, ROLLS A, PRAETERE H D, et al. Robust catheter and guidewire tracking using B-spline tube model and pixel-wise posteriors[J]. *IEEE Robotics and*

- Automation Letters, 2016, 1(1): 303-308.
- [9] LI W, QUE D, OMISORE O M. A Gaussian-based guidewire segmentation and tracking method for teleoperated robotic intravascular interventions [C]. International Conference on Robotics and Automation Sciences. IEEE, 2021;38-43.
- [10] AMBROSINI P, RUIJTERS D, NIESSEN W J, et al. Fully automatic and real-time catheter segmentation in X-ray fluoroscopy[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2017, 10434: 577-585.
- [11] WU Y D, XIE X L, BIAN G B, et al. Automatic guidewire tip segmentation in 2D X-ray fluoroscopy using convolution neural networks[J]. 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2018;1-7.
- [12] ZHOU Y J, XIE X L, BIAN G B, et al. Real-time guidewire segmentation and tracking in endovascular aneurysm repair[C]. Neural Information Processing, 2019, 11953: 491-500.
- [13] WANG R SH, LEI T, CUI R X, et al. Medical image segmentation using deep learning: A survey [J]. IET Image Processing, 2022, 16(5): 1243-1267.
- [14] VINODHINI C A, SABENA S. An integrated XI-UNet for accurate retinal vessel segmentation [J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2022, 32(11): 2350182.
- [15] 邸拴虎, 杨文瀚, 廖苗, 等. 基于RA-Unet的CT图像肝脏肿瘤分割[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8): 65-72.
- DI SH H, YANG W H, LIAO M, et al. Liver tumor segmentation from CT images based on RA-Unet [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 65-72.
- [16] CHI J N, HAN X Y, WU CH D, et al. X-Net: Multi-branch UNet-like network for liver and tumor segmentation from 3D abdominal CT scans [J]. Neurocomputing, 2021, 459(8): 81-96.
- [17] 庄苏锋, 屠大维, 张旭, 等. 水下双目立体视觉对应点匹配与三维重建方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 147-154.
- ZHUANG S F, TU D W, ZHANG X, et al. Research on corresponding point matching and 3D reconstruction of underwater binocular stereo vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 147-154.
- [18] SCHENDERLEIN M, STIERLIN S, MANZKE R, et al. Catheter tracking in asynchronous biplane fluoroscopy images by 3D B-snakes [J]. Medical Imaging, 2010, 7625: 578-586.
- [19] PETKOVIĆ T, HOMAN R, LONČARIĆ S. Real-time 3D position reconstruction of guidewire for monoplane X-ray [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2014, 38(3): 211-223.
- [20] WAGNER M, SCHAFFER S, STROTHER C, et al. 4D interventional device reconstruction from biplane fluoroscopy [J]. Medical Physics, 2016, 43(3): 1324-1334.
- [21] ZHOU Y J, ZHAO J N, LUO CH. A novel method for reconstructing general 3D curves from stereo images [J]. The Visual Computer, 2021, 37(7): 2009-2021.
- [22] GUTJAHR K, PERKO R, RAGGAM H, et al. The epipolarity constraint in stereo-radiogrammetric DEM generation [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(8): 5014-5022.
- [23] HARTLEY R I. In defense of the eight-point algorithm [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1997, 19(6): 580-593.
- [24] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [25] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

作者简介



王康, 2020年于青海大学取得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉和生物医学图像处理。

E-mail: wangkang957@163.com

Wang Kang received his B.Sc. degree from Qinghai University in 2020. He is currently a master's student at Beijing Information Science and Technology University. His research interests include computer vision and biomedical image processing.



何彦霖, 2011 年于兰州交通大学获得工学学士学位和文学学士(双学位), 2018 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博士生导师, 光电测试技术及仪器教育部重点实验室副主任。主要研究方向为光纤传感与机器人智能导航技术、红外探测与超表面增强技术等。

E-mail: heyianlin@bistu.edu.cn

He Yanlin received her B. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 2011, and Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2018. She is currently a professor and a Ph. D. advisor at Beijing Information Science and Technology University, and the associate director of the Key Laboratory of Optoelectronic Test Technology and Instruments of the Ministry of Education. Her main research interests include optical fiber sensing and

robotic intelligent navigation technology, infrared detection, and metasurface-enhanced technology, etc.



娄小平(通信作者), 1998 年于北京航空航天大学获得硕士学位, 现为北京信息科技大学教授, 博士生导师, 光电测试技术及仪器教育部重点实验室副主任, 主要研究方向为视觉与光电检测技术。

E-mail: louxiaoping@bistu.edu.cn

Lou Xiaoping (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 1998. She is currently a professor and Ph. D. supervisor at Beijing Information Science and Technology University, and the deputy director of the Key Laboratory of Optoelectronic Measurement Technology and Instruments of the Ministry of Education. Her main research areas include vision and optoelectronic detection technology.