

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210419

血管介入手术导丝末端检测方法研究*

董兆苒^{1,2}, 董明利^{1,2}, 何彦霖^{1,2}, 历文宇^{1,2}

(1. 北京信息科技大学光电测试技术与仪器教育部重点实验室 北京 100192;

2. 北京信息科技大学光纤传感与系统北京实验室 北京 100016)

摘要:介入手术导丝的末端检测是保证手术精准控制和安全性的关键,本文针对术中导丝末端检测的临床需求,提出一种基于改进YOLOv4Tiny网络的导丝末端检测方法。该方法基于YOLOv4Tiny网络架构,通过优化特征提取网络中的残差结构,增加注意力机制和混合膨胀卷积网络,实现算法对小目标特征提取能力和检测精度的提升、感受野的扩大,且在保证图像的分辨率的同时不增加计算量。为了验证本文改进算法的有效性,对算法在构建数据集和实际手术数据集中分别进行了测试。实验结果表明:本文改进算法在构建数据集的平均精度可达97.6%,导丝末端的检测误差不足5%,在实际手术数据集中的平均精度为92.8%。本文改进算法为介入手术导丝的末端检测提供了有效方法,在生物医学机器人等领域具有广阔的应用前景。

关键词:介入手术导丝;图像目标检测;网络优化;特征提取

中图分类号: TP212 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Study on the detection method of putting guide wire endin vascular interventional surgery

Dong Zhaoran^{1,2}, Dong Mingli^{1,2}, He Yanlin^{1,2}, Li Wenyu^{1,2}

(1. Key Laboratory of the Ministry of Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing Laboratory of Optical Fiber Sensing and System, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100016, China)

Abstract: The end detection of guide wire in interventional surgery plays a vital role in ensuring the accurate control and safety of surgery. In this article, a method of end detection of guide wire based on the improved YOLOv4Tiny network is proposed for the clinical demand of end detection of guide wire during surgery. The YOLOv4Tiny network architecture is utilized in the proposed method. By optimizing the residual structure in the feature extraction network, and enhancing the attention mechanism and the hybrid expansion convolution network, the small target feature extraction ability and detection accuracy are greatly improved. The receptive field is also expanded, which ensures the image resolution without increasing the computation amount. To evaluate the effectiveness of the improved algorithm, it is tested in the constructed dataset and the actual surgical dataset. According to the experimental results, the average accuracy of the improved algorithm in the constructed dataset reaches 97.6%, with the detection error of the guide wire end be less than 5%, and the average accuracy in the actual surgical dataset is 92.8%. The improved algorithm is of great reference significance for the end detection of interventional surgical guide wire, which has broad application prospects in fields related to biomedical robots.

Keywords: interventional guide wire; detection of image target; network optimization; feature extraction

0 引言

日益高发的心血管疾病已跃居人类死亡病因之首,

且患病率和死亡率仍不断上升,经皮介入手术是治疗心血管疾病的有效手段,介入手术导丝末端检测是保证手术精准控制和安全性的关键。目前经皮介入手术中导丝末端检测一般采用减影血管造影(digital subtraction

angiography, DSA) 的方法, 虽然已经成熟并且被广泛应用于临床中, 但仍存在一些问题, 比如术中大量造影剂的使用, 会对医生和患者产生辐射危害。但是如果减少造影剂剂量, 导丝在血管中的图像就会非常模糊, 医生由于看不清术中导丝末端的状态反复推送导丝, 从而增大导丝刺激血管导致的并发症发生率^[1-4]。近年来, 国内外不同机构在介入手术导丝末端检测方面做了大量的研究^[5]。美国温彻斯特医疗中心研究部的 Khan 等^[6]设计了 Amigo 远程导航系统, 通过荧光图像跟踪和心内膜电图, 判断导管末端是否成功到达指定位置, 实验证明通过荧光图像跟踪导管末端具有可行性, 但须手动操控起搏阈值和心内膜电图。文献[7-8]通过荧光立体成像系统和电磁位姿传感器实时定位微创手术中导尿管的位置。但因为导管尖端目标太小, 这种方法难以精确定位到导管末端, 且此方法非常依赖高精度传感器, 易受术中白噪声干扰, 鲁棒性差。文献[9-10]不依赖 3D 信息, 在单视图荧光透视序列中跟踪导丝运动, 跟踪精度小于 0.4 mm, 此算法模拟导丝形状精度较高, 但由于导丝尖端活动范围较大, 算法难以跟踪导丝尖端。美国普林斯顿西门子研究中心的 Park 等^[11-12]设计一种检测分割曲线模型, 真正使用实际术中视频跟踪定位导丝末端, 虽然跟踪精度达到 1 mm, 但检测速度难以满足手术实时检测需求。伦敦大学 Chang 等^[13]提出一种基于图像处理的可变形 b 样条拟合法, 较精确的显示导管形状, 通过区域概率算法进行拟合, 不依赖梯度, 增强算法鲁棒性, 但是在导丝快速运动时容易漏检。同样, 为了更准确地提取导管的形状, 文献[14-15]在基于图像提取导管的方法研究中使用了概率框架和边缘空间等方法, 但这些方法仍然难以准确获取位置信息。韩国庆北大学的 Ullah 等^[16]提出一种基于卷积神经网络(convolution neural network, CNN)的图像跟踪方法, 通过检测和分割网络在 X 光视频序列中实时跟踪导丝末端, 实时速度可达 19 ms, 但算法检测的精确度高度依赖之前检测的结果, 在上一帧检测失误后, 下一帧的检测精度会大幅下降。2020 年, Bochkovskiy 等^[17]提出了 YOLOv4 目标检测算法, 缓解了神经网络中梯度信息消失的问题, 增大了网络输入分辨率, 使之对小目标的检测更加精准^[18]。YOLOv4 因为集合了多种模块导致检测速度变慢, 难以实时检测。2022 年 3 月, 南京航空航天大学闫钧华等^[19]提出了增加注意力机制 CA 的方法来改进算法, 使地面弱小目标检测准确率从 42.3% 提高到 94.6%, 速率可达 58.8 FPS。2020 年 11 月, 东北大学的 Jiang 等^[20]提出在嵌入式设备上开发 YOLOv4Tiny 算法用于目标检测。检测速度可以达到 294 FPS, 实时效果很好, 但平均检测准确率只能达到 38%。

针对以上研究存在的问题, 本文提出一种基于改进 YOLOv4Tiny 网络的血管介入手术导丝末端检测方法, 实现对导丝末端的精确检测。该方法基于 YOLOv4Tiny 网络架构, 首先对其特征提取网络中的残差结构进行了优化, 同时增加了注意力机制模块, 在不增加计算量的前提下, 提高算法对小目标的特征提取能力和检测准确度。其次, 本文通过增加混合膨胀卷积网络, 在保证不降低图像分辨率、且像素的相对空间位置不变的前提下, 扩大图像的感受野。最后, 为了验证本文所提出方法的有效性, 在血管模型数据集上进行测试, 并通过多次调节参数得到训练的网络模型, 模拟血管介入手术中导丝末端的运动轨迹, 同时利用实际的血管介入手术导丝操作视频对算法进行了测试。

1 介入手术导丝末端位置检测方法

1.1 YOLOv4Tiny 网络

YOLOv4Tiny 网络由特征提取网络、特征融合网络和特征检测网络 3 部分组成, 特征提取网络对输入样本进行多尺度提取得到不同大小的特征图, 特征融合网络将不同尺寸的特征图融合加强对小目标的检测, 最后通过特征检测网络得到目标坐标信息。YOLOv4Tiny 的特征提取网络由 CBL 模块和 CSP 模块叠加构成, 其中 CBL 模块由卷积层(Conv)、批量正则化(BatchNorm)和激活函数(LeakyReLU)构成, CSP 模块卷积核大小 3×3, 步长 2, 起到下采样的作用, 可以有效减少运算过程中的计算量。特征融合网络是一个连接部分, 由特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)构成, 特征金字塔模块自顶向下传达强语义特征, 从不同主干层对不同检测层进行参数聚类, 提高了网络对小目标物体特征提取能力。检测网络用于检测分类, 它包含 1 个 3×3 的卷积和 1 个普通卷积, 通过对特征整合和通道数调整得到目标先验框。

1.2 YOLOv4Tiny 网络的改进优化

改进后算法结构如图 1 所示, 首先对特征提取网络中的 CSP 模块进行优化, 通过改进其中的残差网络结构, 以及增加注意力机制模块, 增强算法对目标的检测准确度。其次, 在特征融合部分, 在上采样之前增加了混合膨胀卷积代替下采样, 在不增加网络计算量的同时减少了下采样丢失重要信息的可能性, 增加算法对导丝末端这类小目标物体的召回率。

1) 特征提取网络优化

由于导丝与血管外轮廓均成线性结构, 在部分结构图片中差异较小, 容易造成错检, 本文通过增大细粒度划分来区分二者, 增强对导丝特征的提取。首先对特征提取网络中的残差结构进行了优化。为了提高特征图的检

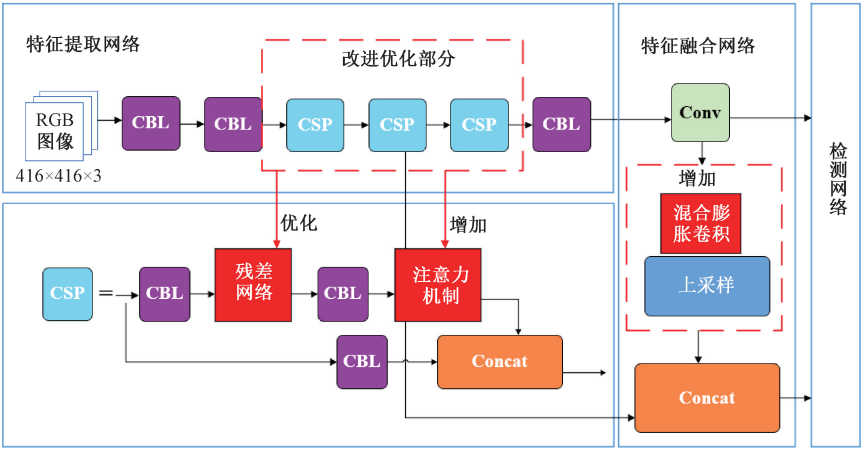


图 1 YOLOv4Tiny 改进结构图

Fig. 1 The improved YOLOv4Tiny architecture

测,将原有特征提取网络中残差结构的输入特征分为 4 组,用一组较小的滤波器组替换 64 通道的 3×3 卷积滤波器,每个滤波器组有 16 个通道,每个小滤波器从输入特征图中提取特征要素,将提取到的特征要素与另一组输入特征图一起输送到下一组滤波器。此过程重复 3 次,处理完所有特征图,将得到的所有组的特征图进行张量连接并送入一个 1×1 的卷积滤波器中,将得到的信息融合。将原本的通道划分为 4 条支路,分别进行卷积,通过块间融合和通道拼接实现细颗粒特征融合,增强小目标的特征提取,减少相似特征混淆所导致的错检概率。重建后的主干网络的网络参数如表 1 所示,参数对应含义[output channel, kernelsize, stride, padding]。

表 1 特征提取网络结构表

Table 1 Network architecture of feature extraction			
堆叠数	输入	模块	参数
1	$3\times416\times416$	Conv	[32,6,2,2]
1	$32\times208\times208$	Conv	[64,3,2,1]
1	$64\times104\times104$	ResBlock	[64,3,1,1]
1	$64\times104\times104$	Conv	[128,3,2,1]
3	$128\times52\times52$	ResBlock	[128,3,1,1]
1	$128\times52\times52$	Conv	[256,3,2,1]
3	$256\times26\times26$	ResBlock	[256,3,1,1]
1	$256\times26\times26$	Conv	[512,3,2,1]
1	$512\times13\times13$	Conv	[512,3,2,1]

2 048 pixel 的图片,导丝末端通常只有 $10\text{ pixel}\times10\text{ pixel}$,甚至更少。这导致系统要处理大量无意义的参数,降低了计算速度影响检测的实时性。并且小目标包含像素少,导致能提供的原始信息少,极易容易漏检,因此尽量选择小型、浅层次网络提取特征。针对这些特点,本文将特征提取网络提取到的特征层进行特征融合,为了避免提取特征图通道的特征冗余造成计算负担导致检测误差增大,在残差模块之后加入通道注意力(efficient channel attention, ECA)模块构建 REC 模块,如图 2 所示。忽略冗余特征,对目标检测部分进行加权处理,提升对小目标精确定位的能力。

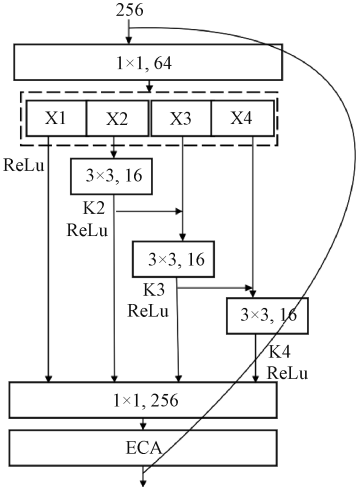


图 2 REC 模块图

Fig. 2 REC module diagram

ECA 模块主要由全局平均池化层(global average pooling, GAP)、卷积核为 k 的一维卷积和激活函数组成。为了降低通道个数而减少计算量,使用全局平均池化层将原本尺度为 $C\times H\times W$ 的特征图压缩为 $C\times1\times1$ 。再使用

2) 注意力机制模块的增加

由于导丝末端尖、小、薄的特点,图片中需提取特征部分像素少,而背景部分像素太多。一张 $2\,448\text{ pixel}\times$

$1 \times k$ 的一维卷积共享学习参数让各通道共享权重信息,实现跨通道信息交互,这种方式不仅避免了降维,还大幅降低模型的复杂度。其中卷积核 k 大小和通道数 C 关系如式(1)所示。

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

3) 混合膨胀卷积

常见的神经网络通常使用下采样来增加感受野(receptive filed),再采用上采样来补偿使图像恢复原本大小,下采样的本质就是抽取,目的就是用来降低特征的维度并保留有效信息得到更多不同尺寸的特征图。由于导丝末端为小目标,像素信息很少,下采样的过程中很容易丢失信息致使目标丢失。

本文通过用混合膨胀卷积替代普通卷积,通过更改膨胀率,学习不同尺度的感受图,避免下采样的使用,减少小目标的丢失几率。在增加感受野的同时保持特征图的尺寸不变。感受野是指当前尺寸特征图上的像素点在原图上的覆盖范围,感受野越大,特征图中包含原图语义信息越多。感受野的计算如式(2)所示,其中 $i+1$ 代表层数, RF_{i+1} 是第 $i+1$ 层特征图的感受野。

$$RF_{i+1} = (2^{i+2} - 1) \times (2^{i+2} + 1) \quad (2)$$

如图3中 3×3 的深色色块表示经过卷积后产生 3×3 像素的特征图。浅色色块中的元素用0填充,膨胀卷积通过填充0扩大了普通卷积的尺寸,并未改变参与运算的特征图单元。通过膨胀卷积的方式在避免使用下采样的前提下,可以获取更多不同尺寸的特征图增大感受野。但大量空洞会导致目标信息丢失。针对膨胀卷积这一缺点,混合膨胀卷积用将膨胀率设计成锯齿状循环结构的方式,来覆盖掉所有的空洞,如图4所示。

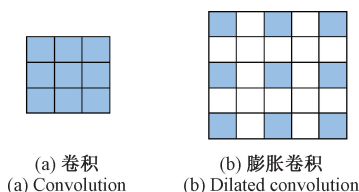


图3 膨胀卷积

Fig. 3 The dilation process of convolution

图4(a)、(b)、(c)输出同一尺寸的特征图,但由于膨胀率设置不同,输出图像的感受野不同。图4(a)中设置膨胀率 $a=1$,原始卷积核为 3×3 ,就是常规卷积,此时感受野较小。图4(b)中设置膨胀率 $a=2$,此时为加入空洞之后的卷积核为 5×5 ,对应的感受野可计算为: $(2^{(a+2)} - 1) = 7$ 。图4(c)中设置膨胀率 $a=5$ 时,卷积核尺寸可以变化到 11×11 ,感受野则增长到 $(2^{(a+2)} - 1) = 127$ 。在相关的参数的数量不变的情况下,更大的感受野不会有额外计算的成本。使用不同膨胀率的空洞卷积

增强感受野提取到不同尺度特征替代原本的下采样,避免下采样的过程中的精度损失。实现更高精度多尺度特征提取与融合的目的,且不增加计算量。

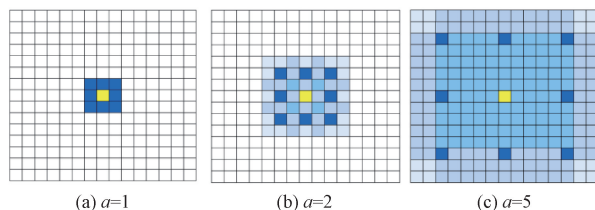


图4 混合膨胀卷积

Fig. 4 Hybrid dilated convolution

2 数据采集与模型训练

2.1 实验系统的建立

介入手术导丝末端检测实验系统如图5所示,主要包括数据采集模块、控制导丝的运动模块、亚克力血管模型、介入导引导丝。亚克力血管模型模拟人体冠脉左前降支的直支和弯曲动脉,以及有阻塞异常的血管弯曲动脉,血管的直径约5 mm。该模型最大限度的模仿了术中正常和有阻塞血管的构型。检测导丝是 Abbott Vascular 公司生产的术中常用导丝 1001780-HC,末端形状为平头结构,导丝直径仅为0.36 mm,末端横截面积仅 0.1 mm^2 。数据采集模块采用海康威视 MV-CA050-10GC 工业相机获取目标导丝样本,利用 UR5 机械臂控制导丝运动,利用亚克力血管模型和医用导引导丝模拟医疗环境。

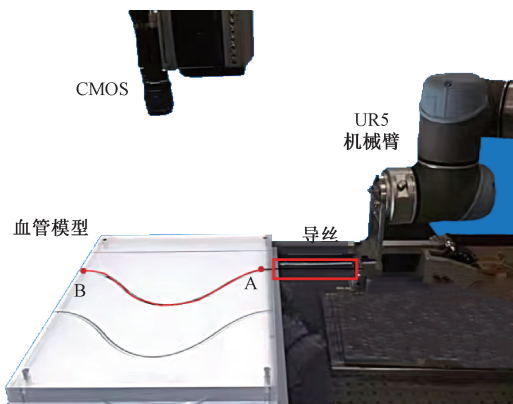


图5 介入手术导丝末端检测实验系统

Fig. 5 Experimental system of putting guide wire end in interventional surgery

2.2 数据采集与模型训练

首先通过 UR5 机械臂控制医用导丝依次通过正常直支、弯曲血管和有阻塞的弯曲血管模型,同时使用 CMOS 从俯视角度正向拍摄获取导丝运动的图片构建成

原始样本数据库。使用 lambellimg 标注软件对原始数据进行标注制作样本库,使得每张图片得到一个对应的 xml 文件,文件中记录图片路径、图片色彩通道、大小、标注框的大小。把标注好的 xml 数据集转化为训练需要用的 txt 数据,并且将数据集按比例 9:1 划分为训练集和测试集,将训练集数据输入改进后的 YOLOv4Tiny 网络,通过对训练集的学习调整网络的参数。最后将测试集数据输入调整后的网络中,得到目标点在图片中的像素坐标值。

为了更好的训练本文提出的方法,对图片进行预处理,以 Mosaic 数据增强的方式扩大数据库增加样本数数量。通过实例分割,将图片按比例截取,再重新拼接成 416×416 的图片。随机增加了每张样本中的小目标个数,增加匹配目标样本的数据。提高了算法的检测精度。图 6 是训练集的损失值、测试集的损失值和迭代次数之间的关系。可以看出,第一次迭代前损失值为 3,随着迭代次数的增加损失值迅速减小,在迭代次数为 200 后损失值缓慢变化。在迭代次数为 250 后损失值逐渐趋于 0,说明网络训练达到了预期效果。

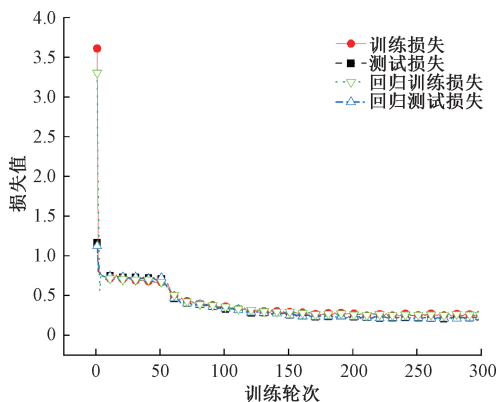


图6 Loss 损失函数

Fig. 6 Loss Function

为准确获得像面坐标与空间坐标的转换关系,需要对实验所用相机的内方位参数、外方位参数及畸变系数进行高精度标定定向。首先,通过对空间中控制场及高精度定向靶进行多站位拍照,利用光束平差算法对相机的内方位参数及畸变系数进行标定,参数优化后控制点像面误差小于 $1/35$ pixel。其次,通过棋盘格如图 7 所示,提供的已知空间角点坐标约束,采用角点识别算法提取图像上对应角点的像面坐标,通过已知空间坐标及其对应的像面坐标,使用后方交会算法对相机外方位参数进行空间位姿定向。最后,在相机正摄获得图像的条件下,通过已经获得的相机内方位参数、畸变系数及外方位参数,将导丝末端的图像定位坐标从图像坐标系映射至空间坐标系,获得导丝末端运动任意时刻的空间坐标。

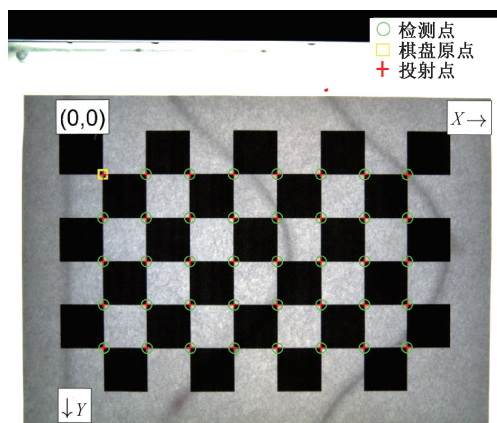


图7 棋盘格角点识别

Fig. 7 Recognition of checker corner point

3 实验结果分析讨论

3.1 评价设置

实验以跟踪精度由精度 (precision, P) 召回率 (recall, R)、平均精度 (average precision, AP) 和检测速度 (frames per second, FPS) 等评价指标来评价模型性能。

P 和 R 由混淆矩阵推出的理论公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

其中, TP 表示正确检测的数量, FP 表示错误检测的数量, FN 表示漏检的数量。由公式理论可以推得,精度和召回率呈一种反比状态 (P-R 下降曲线), 精度提升会使得召回率下降, 需要通过反复训练找到一个平衡点, 即阈值。AP 表示为:

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (5)$$

式中: AP 是某个类别在不同置信度阈值下的预测准确率, FPS 表示模型每秒钟可检测的帧数, 常用来衡量算法速度。

3.2 结果及讨论

为了验证改进后 YOLOv4Tiny 算法的有效性, 逐步将注意力机制模块 (efficient channel attention, ECA)、优化特征提取网络 (Res2Block) 和混合膨胀卷积 (hybrid dilated convolution, HDC) 应用到模型中。基线 (baseline) 方法为 YOLOv4Tiny 算法如图 8 中 a 曲线所示, 实验通过 AP 来判断改进是否有效。AP 值越高检测效果就越好, AP 值是以召回率为 x 轴, 以精度为 y 轴所围成的面积。可以看出特征提取网络优化给基线方法增加了 0.7% 的 AP 值如图 8 中 b 曲线所示。特征提取网络优化后, 增强了信息提取的细粒度, 减少了因导丝与其他线状物体混

淆而导致的误检问题。增加注意力机制模块后的结果如图8中c曲线所示,改进了17.47%的精度均值。注意力机制通过对不同通道的加权,使得导丝末端的特征增强,无意义的背景信息特征减弱,使得算法的特征指向性增强,不但增加了特征提取的精度,同时减少了算法的冗余计算。在此基础上增加混合膨胀卷积使得精度均值提升3.41%如图8中d曲线所示,混合扩展卷积通过设置不同的膨胀率来代替算法中的下采样,避免了下采样带来的小目标损失,提高了算法的精度。由图8可知本文改进后算法的AP由76.01%提升至97.6%。

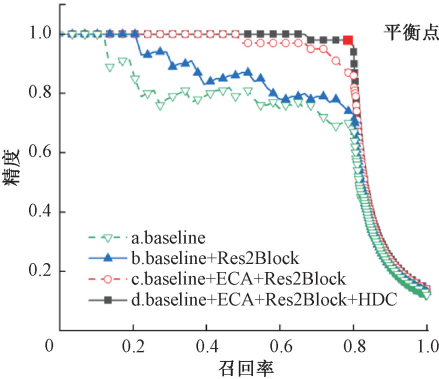


图8 改进前后 YOLOv4Tiny 算法平均精度结果
Fig. 8 Average precision of YOLOv4Tiny algorithm before and after improvement

经过测试了解到以上的方法均能提高导丝末端位置检测的成功率,为得到最佳的检测性能,将上述的改进部分全部融合在一个 YOLOv4Tiny 网络,经过训练后得出的导丝末端检测结果和原始的 YOLOv4Tiny 检测结果进行比较。如图9所示,通过增加这两种方法,原网络的R从68.09%提高到89.36%。从得到的结果和式(3)可以看出,改进后的算法减少了漏检数(FN),增加了正确检测数(TP),提高了召回率。

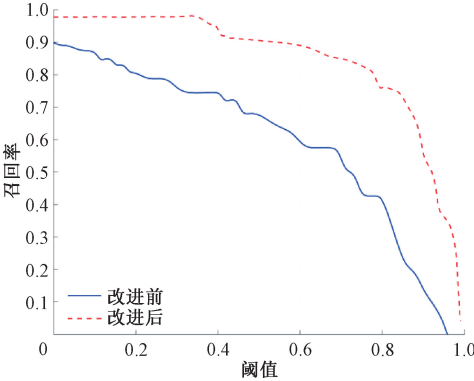


图9 改进前后 YOLOv4Tiny 算法召回率结果
Fig. 9 Recall rate of YOLOv4Tiny algorithm before and after improvement

如图10所示,通过改进原始 YOLOv4Tiny 网络P从80%提高到97.67%。从得到的结果和式(4)可以看出,改进的算法减少了错误检测的次数(FP),增加了正确检测的次数(TP),提高了准确率。

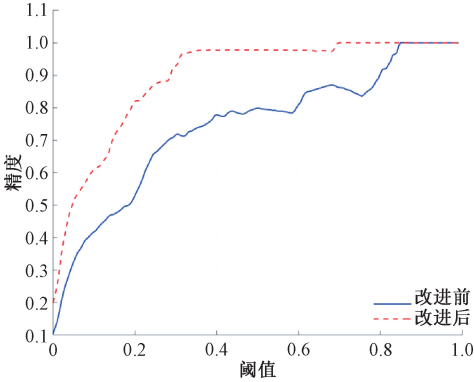
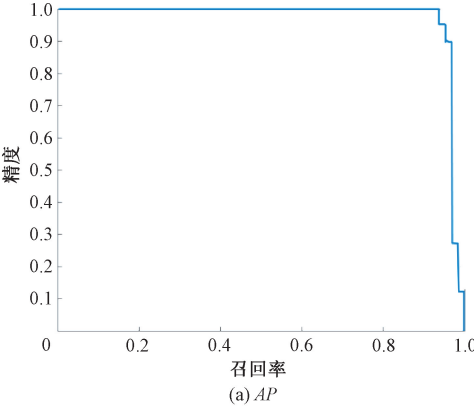
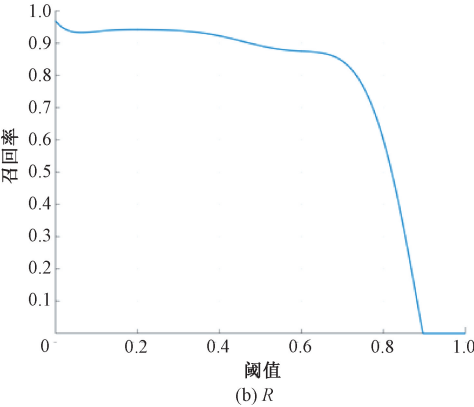


图10 改进前后 YOLOv4Tiny 算法测试精度结果
Fig. 10 Test accuracy of YOLOv4Tiny algorithm before and after improvement

为增强算法检测准确性的说服力,本文利用安贞医院多名患者的实际手术操作视频作为样本集,对算法进行了测试,实验结果如图11所示。本文所提出的检测方法在实际手术数据集上测试的AP可达92.8%,P达到了76.1%,R达到92.1%。表明本文所改进的方法可以实现对尖小介入手术导丝的末端检测。



(a) AP



(b) R

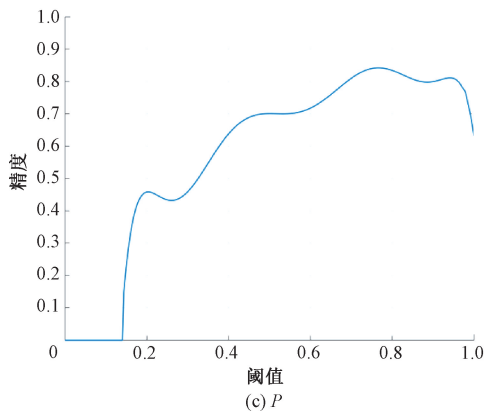


图 11 实际手术数据集测试实验结果

Fig. 11 Test results of actual surgical dataset

从表 2 可以看出,改进后算法的检测 AP 达到 97.6%,比原始 YOLOv4Tiny 算法增加 21.59%。在实际手术操作视频中检测 AP 可达 92.8%。表明该算法可以实现尖小导丝目标的精确检测。

表 2 算法改进前后实验测试结果

Table 2 Experimental test results before and after algorithm improvement

算法	$AP/\%$	$P/\%$	$R/\%$
YOLOv4Tiny	76.01	80.00	68.09
改进 YOLOv4Tiny	97.60	97.67	89.36
实际手术数据集测试结果	92.80	76.10	92.10

3.3 实验跟踪结果

为了验证本文提出的改进 YOLOv4Tiny 算法的有效性,使用 UR5 机械臂控制导丝从 A 运动到 B,如图 5 所示。实验结果如图 12 所示,从图中可以看出,改进后算

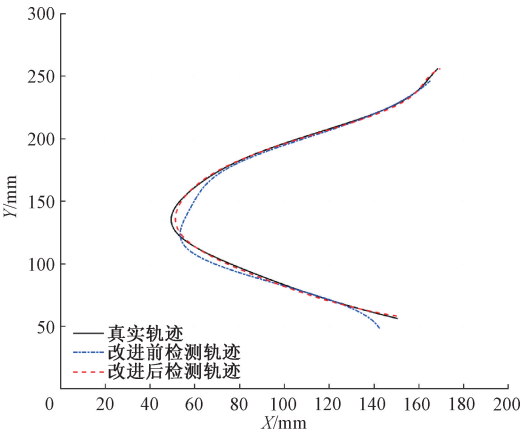


图 12 模拟血管轨迹导丝末端检测结果

Fig. 12 Simulate the detection results of the end of the guide wire of the blood vessel trajectory

法对导丝末端的检测轨迹更接近真实轨迹,且通过计算得出算法改进前后的最大平均误差百分从 15%降为 5%,错误率明显下降。

4 结 论

本文针对尖小介入手术导丝的特点,提出了一种基于改进 YOLOv4Tiny 网络的导丝末端检测方法。首先对算法特征提取网络中的残差结构进行了优化,解决网络特征融合不充分的问题。接着通过增加注意力机制模块,提高了模型对局部小目标的特征提取能力和检测准确度。此外,利用不同膨胀率的空洞卷积增强感受野提取到不同尺度的特征替代原本的下采样,实现了特征融合网络中多尺度深度特征表达能力的提高。最后通过实验验证了本文所改进方法的有效性和检测精度。实验结果表明:本文所提出方法相较于改进前算法精度提高了 21.59%,平均准确性达到 97.6%,在模拟血管轨迹中导丝末端的检测误差不足 5%,且实际手术中算法的平均检测精度可达 92.8%。

本文所提出的测量方法在心脑血管等介入手术导航领域具有广阔的应用前景,并可扩展应用于软体手术机器人、柔性生物传感监测等领域。

参考文献

[1] 李叔祥,刘文志,毛昊阳,等. 心血管介入手术机器人技术实现和临床研究[J]. 中国医疗器械杂志,2022, 46(3):254-258.

LI SH X, LIU W ZH, MAO H Y, et al. Realization and clinical study of robotic technology in cardiovascular interventional surgery [J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2022, 46(3): 254-258.

[2] 李晨光,葛均波. 介入手术机器人系统在经皮冠状动脉介入治疗中的临床应用探讨[J]. 外科研究与新技术,2021,10(1):1-3.

LI CH G, GE J B. Clinical application of interventional robot system in percutaneous coronary intervention [J]. Surgical Research and New Technologies, 2021, 10(1): 1-3.

[3] 毕津滔,张永德,孙波涛. 基于电磁跟踪与超声图像的介入机器人穿刺导航方法及实验研究[J]. 仪器仪表学报,2019,40(7):253-262.

BI J T, ZHANG Y D, SUN B T. Puncture navigation method and experiment study of interventional robot based

- on electromagnetic tracking and ultrasound image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 253-262.
- [4] 凌颢,王国慧,易波,等. 基于 FNTFSMC 的国产腹腔镜手术机器人轨迹控制 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 179-186.
- LING H, WANG G H, YI B, et al. Trajectory control of domestic laparoscopic surgery robot based on FNTFSMC[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 179-186.
- [5] 王洪波,关博,闫勇敢,等. 微创血管介入手术机器人的力反馈与导丝定位精度分析[J]. 中国科技论文, 2020, 15(11): 1260-1269.
- WANG H B, GUAN B, YAN Y G, et al. Force feedback and guidewire positioning accuracy analysis of minimally invasive vascular interventional surgery robot[J]. China Science Paper, 2020, 15(11): 1260-1269.
- [6] KHAN E M, FRUMKIN W, NG G A, et al. First experience with a novel robotic remote catheter system: Amigo mapping trial [J]. Journal of Interventional Cardiac Electrophysiology, 2013, 37(2): 121-129.
- [7] PENNING S R, JUNG J, BORGSTADT J A, et al. Towards closed loop control of a continuum robotic manipulator for medical applications [J]. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011, 5: 9-13.
- [8] BORGSTADT J A, ZINN M R, FERRIER N J, et al. Multi-modal localization algorithm for catheter interventions [J]. Proceedings of IEEE International Conference, 2015, 7(2): 5350-5357.
- [9] HOSHIAR A K, JEON S, KIM K, et al. Steering algorithm for a flexible microrobot to enhance guidewire control in a coronary angioplasty application [J]. Micromachines (Basel), 2018, 23, 9(12): 617.
- [10] JEON S, HOSHIAR A K, KIM S, et al. Improving guidewire-mediated steerability of a magnetically actuated flexible microrobot[J]. Micro and Nano Systems Letters, 2018, 6: 15.
- [11] PARK S H, LEE S, YUN I D, et al. Hierarchical MRF of globally consistent localized classifiers for 3D medical image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(9): 2408-2419.
- [12] PARK S H, LEE S, YUN I D, et al. Structured patch model for a unified automatic and interactive segmentation framework[J]. Medical Image Analysis, 2015, 24(1): 297-312.
- [13] 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 Robot and Automation, 2016, 1(1): 303-308.
- [14] WANG P, CHEN T, ZHU Y, et al. Robust guidewire tracking in fluoroscopy [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 691-698.
- [15] BARBU A, ATHITSOS V, GEORGESCU B, et al. Hierarchical learning of curves application to guidewire localization in fluoroscopy [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [16] ULLAH I, CHIKONTWE P, PARK S H. Real-time tracking of guidewire robot tips using deep convolutional neural networks on successive localized frames[J]. IEEE Access, 2019, 7: 159743-159753.
- [17] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. Scaled-YOLOv4: Scaling cross stage partial network[J]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 13024-13033.
- [18] 贾可心,马正华,朱蓉,等. 注意力机制改进轻量 SSD 模型的海面小目标检测 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(4): 1161-1175.
- JIA K X, MA ZH H, ZHU R, et al. Attention-mechanism-based light single shot multi box detector modelling improvement for small object detection on the sea surface[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(4): 1161-1175.
- [19] 闫钧华,张琨,施天俊,等. 融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 221-229.

YAN J H,ZHANG K,SHI T J, et al. Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 221-229.

[20] JIANG Z, ZHAO L, LI S, et al. Real-time object detection method for embedded devices [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.

作者简介



董兆苒,2018 年于大连民族大学取得学士学位,现为北京信息科技大学硕士研究生,主要研究方向为导丝末端检测和图像目标检测。
E-mail: dongzhaorand1@sina.com

Dong Zhaoran received her B. Sc. degree from Dalian Minzu

University in 2018. She is currently a master student at Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include the detection method of guide wire end and image object detection.



董明利(通信作者),2009 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,主要研究方向为光电与视觉测量、光纤传感与器件。
E-mail: dongml@bistu.edu.cn

Dong Mingli (Corresponding author) received Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2009. She is currently a professor at Beijing Information Technology University. Her main research interests include photoelectric and vision measurement, fiber sensing and devices.