

基于改进 YOLOv8n 的高精度输液监测方法^{*}

马双宝 秦乐达 付 正

(武汉纺织大学机械工程与自动化学院 武汉 430200)

摘 要: 针对视觉传感器输液监测方式精度不足与传感器不便安装的问题,提出一种基于改进 YOLOv8n 网络的高精度输液监测方法。在原有网络基础上,使用 PuzzleMix 数据增强,提高网络泛化能力并避免关键特征被裁剪;引入层次筛选特征金字塔结构,降低参数量的同时增强对液滴特征的表达能力;添加混合局部通道注意力机制,加强液滴特征提取;提出一种 Inner-PIoU 损失函数,通过辅助回归框使回归效果更优,提升了精度。同时,提出一种使用检测框几何参数比值的方法精确测定输液速度与输液余量。实验结果表明,改进网络与 YOLOv8n 相比,mAP@0.5:0.95 提升了 2.674%,且模型大小仅 3.87 M。在多种复杂输液环境中,所提方法能够实现高精度监测输液速度与输液余量。

关键词: 输液监测;YOLOv8n;特征金字塔;混合通道注意力;辅助回归框

中图分类号: TN911.73; TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

High-precision infusion monitoring method based on improved YOLOv8n

Ma Shuangbao Qin Leda Fu Zheng

(School of Mechanical Engineering and Automation, Wuhan Textile University, Wuhan 430200, China)

Abstract: A high-precision infusion monitoring method based on improved YOLOv8n network was proposed to address the difficulties of insufficient accuracy and inconvenient installation of visual sensor infusion monitoring methods. Based on the original network, the PuzzleMix data augmentation method was used to improve its generalization ability and to avoid cutting key features. The high-level screening-feature fusion pyramid networks structure was introduced to reduce the number of parameters and enhance the expression ability of droplet features. The Mixed local channel attention was included to enhance droplet feature extraction. The Inner-PIoU was proposed to improve the loss function, which utilized auxiliary regression anchor box to improve regression performance and accuracy. Meanwhile, a method used the ratio of geometric parameters of the detection box was proposed for accurately measuring infusion speed and the remainder. The experimental results show that compared with YOLOv8n, the mAP@0.5:0.95 is increased by 2.674%, and the model size is only 3.87 M. In various complex infusion environments, the proposed method can achieve accurate monitoring of infusion speed and the remainder.

Keywords: infusion monitoring; YOLOv8n; feature pyramid networks; mixed local channel attention; auxiliary regression anchor box

0 引 言

患者在医院进行输液治疗时通常以人工监护为主,而人工监护对于护士和家属的工作负担较大^[1]。因此,设计一种准确可靠的输液监测方法可以有效减轻患者家属和医护人员的负担^[2]。目前,输液监测方法主要可分为非视觉传感器的监测方法与视觉传感器的监测方法。

非视觉传感器的输液监测方法主要是利用电容传感

器、重力传感器、光电传感器和射频传感器等技术进行输液监测^[3-7]。这些输液监测方法存在两大缺点:传感器需要安装在滴管上以及监测精度易受环境干扰。在现有的输液监测中,大多使用电容传感器进行监测,电容传感器有着成本低优点,但其需要安装在滴管表面,且在安装不当时可能影响其准确性导致误报警。

视觉传感器的输液监测方法通常使用摄像头结合目标检测算法对输液滴管图像进行检测,有着容易集成到现有

医疗设施中、能够同时监测输液速度与输液余量等优点。基于深度学习的目标检测算法分为单阶段和双阶段两大类,其中单阶段算法检测速度快、参数量少,而 YOLO 系列算法作为单阶段算法的代表模型,在推理速度与模型体积上有着显著优势,且能够同时维持较高的检测精度^[8-9]。Giaquinto 等^[10]提出了一种基于深度学习的液滴检测模型和一种液滴计数方法用于监测输液速度,但在液滴速度较快时监测精度不足。陈镇国等^[11]提出了一种改进 YOLOv5s 模型,并通过液滴面积来计算液滴速度,液位高度变化来监测输液余量,该方法满足同时监测输液速度与输液余量的要求,但需要滴管与镜头距离保持不变,否则液滴速度的测定误差将会增大。

在 2023 年初,Ultralytics 公司发布了 YOLOv8 模型,为经典单阶段检测算法的最新改进模型,相较于该公司被

广泛应用的 YOLOv5 模型,YOLOv8 有着更少的参数量和更高的精度。本文对 YOLOv8n 网络进行改进,提高输液图像的检测精度,并提出一种定量计算液滴速度和输液余量的方法,解决了上文所述镜头距离变化时测定误差增大的问题,能够实现对输液速度和输液余量的高精度监测。

1 本文方法

输液监测时,需要确保检测到完整的液滴生成过程,通过视频软件对输液视频进行逐帧分析,15 fps 以上时,可以实现液滴生成过程的完整检测,但在实际应用时,考虑到部分边缘设备内存小算力低以及滴管晃动使检测难度增加等问题,本文以降低模型大小和提高检测精度为目标,设计了一种改进 YOLOv8n 网络模型用于输液图像的检测,如图 1 所示。

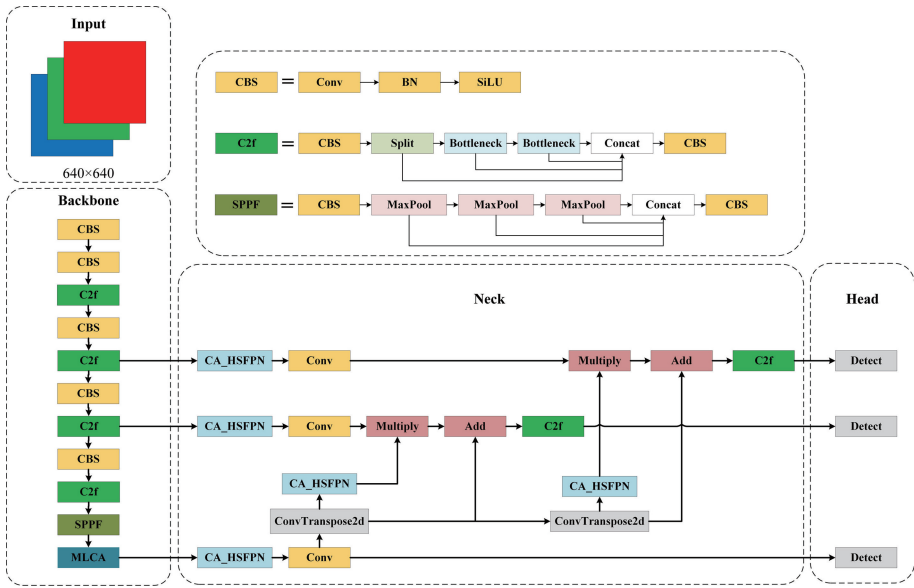


图 1 改进的输液图像检测网络

Fig. 1 Improved infusion image detection network

1.1 数据增强

输液图像检测的难点在于待检测的液滴易受滴管内壁水珠、水雾干扰,或受到外界强光、弱光环境的干扰,因此本文引入亮度变换和 PuzzleMix^[12]数据增强算法丰富输液图像数据集,以减少环境因素对滴管检测效果的影响。

Mixup 是一种经典的数据增强算法,它能够将两张图像的样本及标签数据按一定比例相加后得到新的样本及标签数据,对于提高网络泛化能力有着一定帮助,但该算法以及一些该算法的衍生算法如 cutMix^[13]等在对样本进行裁剪时,可能从图片非重要区域获得裁剪块后将目标图片的重要区域遮挡,这时所生成的标签则毫无意义。而本文使用的 PuzzleMix 数据增强算法在 cutMix 算法基础上加入了显著性分析,会先通过输入通道梯度的 L_2 范数计算样本的显著性区域,仅对显著性区域进行裁剪:

$$(1 - z) \odot \prod_0^T x_0 + z \odot \prod_1^T x_1 \tag{1}$$

式中: z 为部分区域的掩码, \odot 为逐像素相乘, $\prod_n^T x_n$ 为对于样本 n 通过 L_2 范数计算出显著性最高部分。

本文将亮度变换增强及 PuzzleMix 数据增强进行融合,提高网络的泛化能力。融合效果如图 2 所示,可以看出图 2(a)中的 Mixup 增强算法会将一些非主要特征覆盖住滴管的主要特征,导致网络训练效果变差,而图 2(b)中的 PuzzleMix 增强则只会将主要特征进行融合。

1.2 混合局部通道注意力机制

为了加强对液滴与滴管不同尺度目标特征的学习能力,引入混合局部通道注意力 (mixed local channel attention, MLCA) 机制^[14-15],其原理如图 3 所示。MLCA 的输入特征图 (C, W, H) 将被局部平均池化和全局平均池

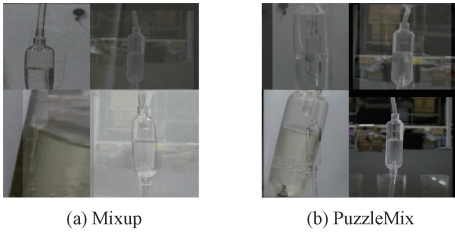


图2 数据增强效果

Fig. 2 The effect of data enhancement

化变换为两组单通道向量,其中第1个分支 $(1,1,C)$ 包含全局信息,第2个分支 $(1,1,C) \times k_s \times k_s$ 包含局部区域信息。经过一维卷积特征转换后,通过反池化恢复两个分支

的原始分辨率 (C, k_s, k_s) ,再进行信息融合,达到混合关注的目的,最后将融合特征图反池化,恢复到原始的空间维度,再通过乘法操作与输入特征图结合,融合了全局上下文信息,得到输出。现有如压缩激励(squeeze and excitation, SE)、高效通道注意力(efficient channel attention, ECA)等注意力机制将大部分关注点放在了通道的权重上,而对于通道权重分配往往会出现某一通道的权重较低,另一通道的权重较高的情况,这时低权重通道的部分重要特征信息就会丢失^[16],表现为在暗光、起雾环境下对于液滴目标难以准确预测。本文将 MLCA 注意力添加到网络的特征提取层前,加强对空间信息的关注,提高网络对于液滴、滴管、液位及其周围环境的分辨能力。

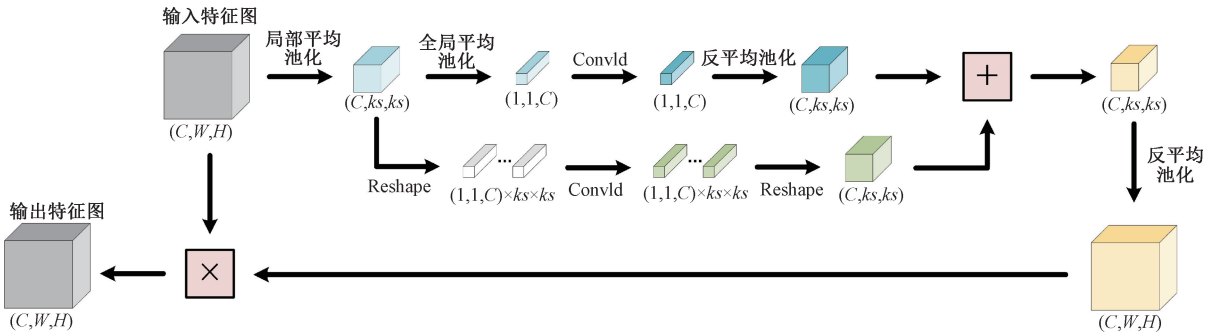


图3 MLCA 模块

Fig. 3 MLCA module

1.3 改进特征提取结构

在输液图像检测任务中滴管、液滴尺度相差很大,液滴面积小且部分液滴图像较为模糊,这使得网络难以准确预测液滴。为了应对不同形状、尺寸的液滴,本文使用基于层次尺度的特征金字塔网络(high-level screening-feature fusion pyramid networks, HSFPN)来实现多尺度特征融合,使得网络能捕获更全面的液滴特征信息^[17-18]。其结构如图4所示,主要包括两个组成部分:特征选择模

块和特征融合模块。特征选择模块利用通道注意力(channel attention, CA)机制对不同尺度的液滴特征图进行筛选,通过全局平均池化、全局最大池化操作和权重的计算,有效提取每个尺度通道中的重要信息^[19]。特征融合模块通过选择性特征融合(selective feature fusion, SFF)机制将筛选后的低尺度特征和高尺度特征相结合,高尺度特征通过双线性插值和转置卷积进行尺度调整,然后与低尺度特征融合,从而增强网络对液滴特征的表达能

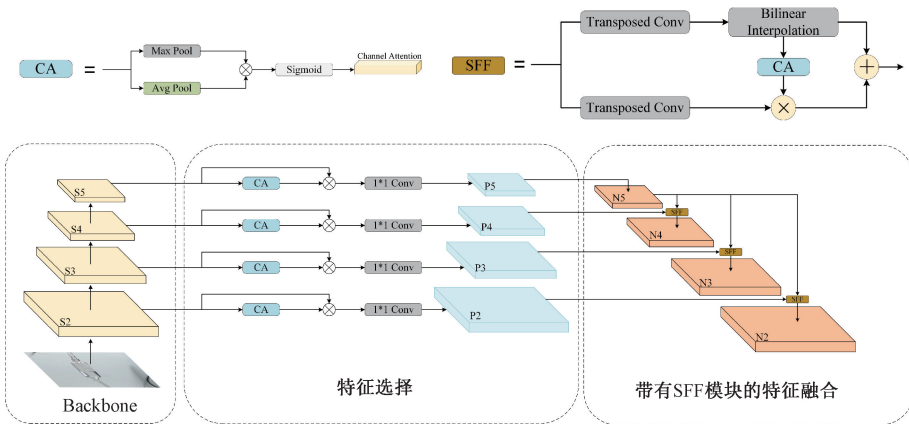


图4 HSFPN 结构

Fig. 4 HSFPN structure

1.4 损失函数改进

在对莫非氏滴管进行拍摄的输液图像检测任务中,滴管、液位的检测情况和液滴的检测情况完全不同。在检测滴管和液位时,交并比(intersection over union, IoU)往往一直处于 0.9 以上,现有的很多损失函数加入新几何约束的方法难以发挥作用^[20],而在检测液滴时, IoU 则变化较大,模型收敛缓慢,需要几何约束提高回归的质量。因此,本文提出 Inner-PIoU Loss 进行输液图像检测任务的回归计算。其中 PIoU 解决 IoU 惩罚因素导致锚框在回归过程中朝向目标方向变大而减缓收敛速度的问题, Inner-IoU 使用新的辅助边界框适应滴管和液滴不同 IoU 的检测情况,以加速回归,提高综合检测精度。 Inner-PIoU Loss 定义如下:

$$L_{Inner-PIoU} = 2 - e^{-p^2} - IoU^{Inner} \tag{2}$$

$$IoU^{inner} = \frac{|B_{inner} \cap B_{gt}^{inner}|}{|B_{inner} \cup B_{gt}^{inner}|} \tag{3}$$

$$P = \left(\frac{dw_1}{w_{gt}} + \frac{dw_2}{w_{gt}} + \frac{dh_1}{h_{gt}} + \frac{dh_2}{h_{gt}} \right) / 4 \tag{4}$$

式中: P 为适应目标尺寸的惩罚因子, $inner$ 指 InnerTarget Box 与 InnerAnchor Box(如图 5 所示)。

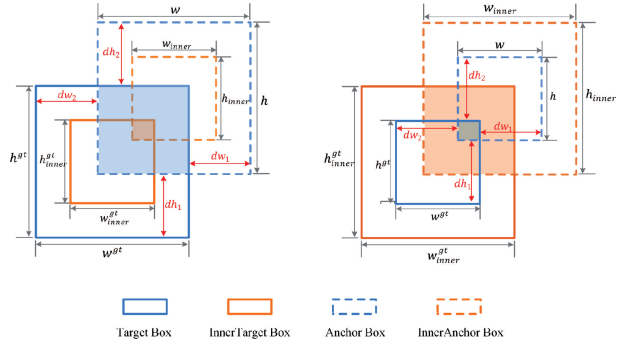


图 5 Inner-PIoU 原理
Fig. 5 Principle of Inner-PIoU

现有的损失函数如 CIoU、DIoU、GIoU 等在指导锚框回归时,会使得锚框先向真实框的方向增大,覆盖真实框后再缩小实现回归,这会使得回归速度慢,且精度容易受到惩罚因子的影响^[21]。PIoU 损失直接使锚框的 4 个边缘与真实框相应边缘之间的距离最小化,在回归的初期阶段,它引导锚框几乎以直线的路径向目标框移动,与现有的 IoU Loss 相比,收敛速度快得多。而本文使用的 Inner-PIoU 不仅实现了加速锚框回归,且在检测 IoU 较小、回归困难的液滴目标时,使用更大的辅助框适应,使输液检测网络能针对困难的液滴检测特征进行学习。

对于 Inner-PIoU 生成辅助回归框大小的比例因子 $ratio$, 当 $ratio = 1$ 时, Inner-PIoU 退化为 PIoU。本文将 YOLOv8n 原本的 CIoU 损失函数分别替换为不同 $ratio$ 值的 Inner-PIoU 损失函数进行对比,结果如表 1。实验结果表明,当 $ratio = 1.1$ 时,模型的平均精度均值(mean

average precision, mAP) 最高,可见使用一个略大于原有液滴框的辅助回归框可以有效提高对于复杂液滴的检测精度。相比与原有的 CIoU 损失函数, Inner-PIoU 的回归速度和框回归损失指标明显更优(如图 6 所示)。

表 1 Inner-PIoU 中比例因子对精度的影响
Table 1 Effect of ratio value on precision in Inner-PIoU

ratio	精度/%	召回率/%	mAP/%
0.5	99.353	96.879	89.766
0.7	99.35	96.904	89.824
0.9	99.372	96.921	89.916
1.0	99.398	96.991	90.101
1.1	99.481	97.213	90.744
1.3	99.402	97.05	90.311
1.5	99.396	97.039	90.038

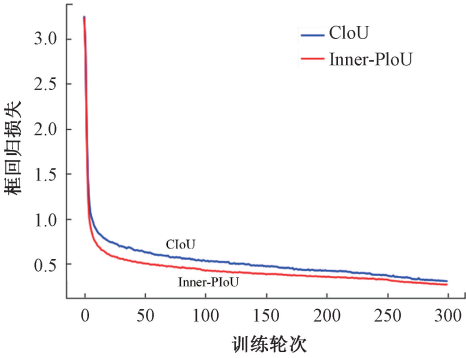


图 6 框回归损失曲线对比
Fig. 6 Box loss curve comparison

2 输液速度与输液余量测定方法

输液器材的组成部件包括药液瓶(袋)、橡胶软管、莫非氏滴管、滴速调节器、输液针等。由于莫非氏滴管有着标准的规格^[22],本文使用 OV64B 长焦镜头对莫非氏滴管进行拍摄,检测目标为滴管、液位和液滴,如图 7 所示。

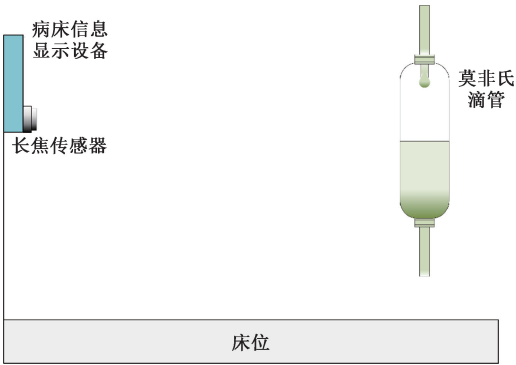


图 7 输液图像拍摄
Fig. 7 Shooting of infusion image

静脉输液过程中,当液滴速度过快时,往往等到患者出现不适后才发现;当出现液滴停滞状况时,则会额外耗费患者大量的时间;另外,在输液结束时需要按下呼叫器才能呼叫医护人员,这对于家属不在身旁的卧床输液患者十分不友好,输液结束后长时间未拔针也可能导致血液回流等问题。因此,本文将通过图7所示的方法对输液速度与余量进行监测。

2.1 液滴速度测定方法

本文以计算两相邻液滴之间的时间间隔来计算液滴速度,公式如下:

$$D = \frac{60}{t_i - t_{i-1}} \quad (5)$$

式中: D 表示输液液滴速度(单位为滴/min), $t_i - t_{i-1}$ 表示相邻两液滴之间的时间间隔(单位为s)。摄像头在拍摄下落的液滴时往往会拍摄成残影状,无法通过液滴下落过程准确进行液滴计时,因此本文使用滴管管嘴处液滴生成过程代替液滴下落过程进行计时。通过第1章的改进检测网络,可以精确地获取到液滴外接矩形的几何信息,即检测锚框。

在过去的滴速测定方法中,仅使用液滴框面积来计算输液速度,该方法存在一定缺陷:当镜头与滴管间距离改变时,液滴框面积也会随之改变,导致测定误差增大。

本文针对上述问题提出了一种方法:使用液滴的锚框面积和滴管的锚框面积比值作为相对液滴面积(如图8(a)与式(6)所示),使用相对液滴面积的变化测定液滴速度,即使镜头与滴管之间的距离改变,也不会影响滴速测量结果。

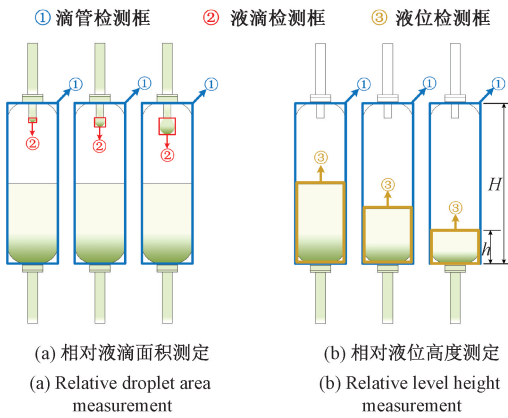


图8 相对液滴面积与相对液位高度测定

Fig. 8 Relative droplet area and relative liquid level height measurement

$$S_{rel} = \frac{S_{drop}}{S_{dropper}} \quad (6)$$

式中: S_{rel} 为相对液滴面积, S_{drop} 为液滴检测框面积, $S_{dropper}$ 为滴管检测框面积。

2.2 输液余量测定方法

本文使用液位检测锚框高度和滴管检测锚框高度的

比值作为相对液位高度(如图8(b)与式(7)所示),正常输液时,该比值约为0.5,输液结束无液滴下落后,该比值会逐渐减小,当减小到0.3或以下且无液滴下落时可认为输液已经完成,提醒医护人员换瓶或拔针。

$$H_{rel} = \frac{h}{H} \quad (7)$$

其中, H_{rel} 为相对液位高度, h 为液位检测框高度, H 为滴管检测框高度。

3 实验

3.1 输液图像数据集制作

本文以医院进行输液治疗时常用的无色溶液(如葡萄糖溶液、生理盐水等)、黄绿色溶液(如左氧氟沙星溶液等)和少量其他颜色药液作为实验溶液注入输液器材内。使用OV64B长焦图像传感器,距离滴管0.5~2.5 m的多个不同角度、不同位置进行拍摄,其中包括滴管壁上水珠、壁上水雾、多种背景、滴管倾斜、强光环境、弱光环境、不同溶液颜色、镜头距离变化等复杂情况进行采集。采集图片通过X-AnyLabeling标注软件进行图片标注,类别包括滴管、液位、液滴3类,共包含1470张图像。经过亮度变换和PuzzleMix数据增强后共4410张图像,按8:1:1的比例随机划分为训练、测试、验证集。

3.2 实验环境

为了验证本文所设计的输液图像检测网络的性能,实验采用平均精度均值作为评价指标,由于需要使用检测框的几何参数进行液滴速度与输液余量的计算,故采用对精度要求较高的mAP@0.5:0.95指标进行模型的评价, mAP@0.5:0.95越高表示目标检测越准确。后文中的mAP均指mAP@0.5:0.95。

本次实验的运行环境:CPU: Intel Xeon Gold 6128@3.4 GHz; GPU: NVIDIA Quadro P6000 24 G; 操作系统: Windows10-22H2; 深度学习框架为pytorch-2.1.1、cuda-11.8。

网络模型训练采用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)优化算法,初始学习率设置为0.01,使用余弦退火函数调整学习率(式(8))^[23],初始学习率为最大学习率, T_{max} 设置为100,使得学习率先下降,后上升,再下降,防止损失陷入局部最优与过拟合。Batch大小设置为16, epoch设置为300,并在最后50轮关闭YOLOv8内置的Mosaic增强模式,输入图像大小为640×640。

$$n_t = n_{min} + \frac{1}{2}(n_{max} - n_{min}) \left(1 + \cos\left(\frac{T_{cur}}{T_{max}}\pi\right)\right) \quad (8)$$

实验中所有的YOLO原模型和YOLO改进模型均采用上述环境训练,所有模型的输入图像尺寸均采用640×640。

3.3 消融实验

为了验证本文提出的针对输液图像检测的各模块的

有效性,在 YOLOv8n 的基础上依次引入上文中的各改进模块,结果如表 2 所示。可以看出 MLCA 注意力在几乎没有增加参数量的情况下,mAP 提升了 1.165%;Inner-PIoU 在原网络的基础上加快回归,使得在 300 个 epoch 的情况

下 mAP 提升了 1.679%;改进 HSFPN 使得模型大幅减小。添加全部改进模块后,相比于 YOLOv8n 网络,在模型大小、参数量和计算量均减小的情况下,mAP 达到了 91.739%。

表 2 消融实验结果
Table 2 Results of ablation experiments

模型	MLCA	HSFPN	Inner-PIoU	模型大小/MB	参数量/M	GFLOPS	mAP/%
YOLOv8n				5.96	3.01	8.1	89.065
YOLOv8n+MLCA	✓			5.96	3.01	8.1	90.23
YOLOv8n+HSFPN		✓		3.87	1.93	6.9	88.79
YOLOv8n+Inner-PIoU			✓	5.96	3.01	8.1	90.744
YOLOv8n+ALL	✓	✓	✓	3.87	1.93	6.9	91.739

为验证本文网络在输液图像检测任务中的性能,与各经典检测算法进行了对比实验,选择的检测算法包括 Faster-RCNN、YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8n 以及本文网络。对比实验结果如表 3 所示,可见本文网络的精度高于其他网络,模型大小、参数量、计算量也仅略高于精度最低的 YOLOv5n。

表 3 对比实验结果
Table 3 Comparison of experimental results

模型	模型大小/ MB	参数量/ M	GFLOPS	mAP/ %
Faster-RCNN	108.29	83.03	194.0	84.523
YOLOv5n	3.80	1.80	4.1	84.306
YOLOv5s	13.68	7.02	15.8	87.468
YOLOv7-tiny	11.7	6.01	13.0	87.175
YOLOv8n	5.96	3.01	8.1	89.065
Ours	3.87	1.93	6.9	91.739

为了更直观地展示改进网络对输液图像检测效果,将改进网络与 YOLOv8n 原网络对一些复杂场景下的输液图像进行检测,如图 9 所示。在黑暗和起雾的环境下,液滴特征与周围环境相似,YOLOv8n 原网络有时会出现漏检情况,而本文网络通过引入 MLCA 注意力机制,能够同时提取通道和空间信息,可以有效避免复杂环境下小液滴目标被漏检的情况。

3.4 输液速度与输液余量测定实验

本实验在不同环境下分别采集了不同液滴速度、液位高度的输液视频,用于评估模型部署后真实环境下应用的性能。在进行检测的同时,计算出本文第 2 章提出的相对液滴面积和相对液位高度,通过相对液滴面积的周期性变化计算出液滴速度,使用相对液位高度表示输液余量。

使用相对液滴面积测定液滴速度时,即使镜头与滴管间的距离发生改变,测定结果也仍然准确。不同液滴速度



图 9 复杂环境下的检测效果

Fig. 9 Detection effect in complex environment

下、镜头滴管距离不断改变时,液滴面积变化曲线与相对液滴面积变化曲线如图 10 所示,可以看见在滴速较慢时无法根据液滴面积的变化周期准确测定液滴间隔,滴速适中与较快时液滴面积曲线变化周期也存在不稳定的情况,而通过相对液滴面积曲线的变化周期则能够准确测定液滴间隔,解决了在镜头与滴管距离发生变化时测定误差增大的问题。

如表 4 所示,在 10~120 滴/min 的液滴速度下,本文方法在强光环境能准确测定液滴速度,弱光环境也仅在滴速快时存在每分钟≤1 滴的测定误差,能够满足高精度监测液滴速度的需求。

对于输液余量的测定实验,本文选取了相对液位高度从 0.05~0.75 的图片共 300 张以及输液结束药液高度下降的视频 10 段进行检测,在检测的同时打印出相对液位

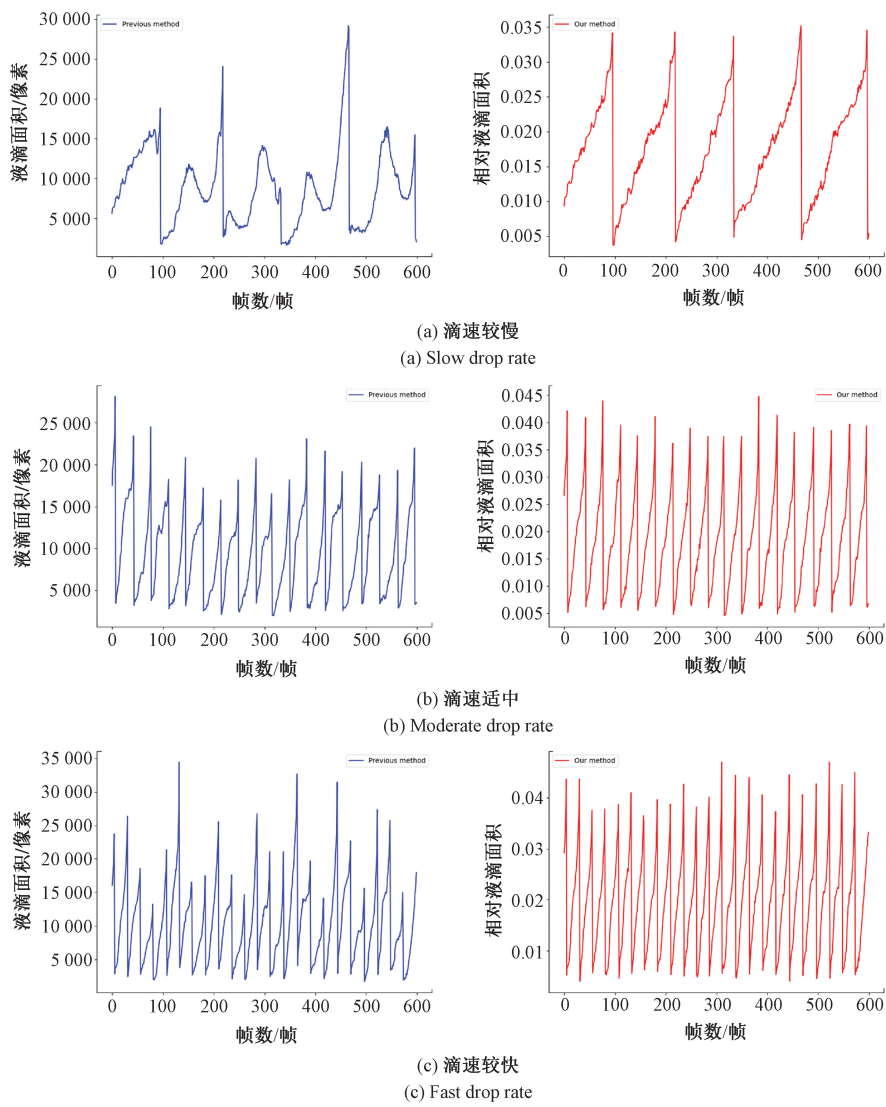


图 10 镜头距离不断变化时不同滴速下的液滴面积变化曲线

Fig. 10 The variation curve of droplet area at different drop speeds with constant lens distance variation

表 4 不同环境与滴速下的输液速度测定情况

Table 4 Determination of infusion speed under different environment and drop rate

输液环境	真实滴速/(滴/min)	测定滴速/(滴/min)	滴速差/(滴/min)	相对误差/%
正常环境	14	14	0	0
	40	40	0	0
	63	63	0	0
	87	87	0	0
	117	117	0	0
强光环境	13	13	0	0
	38	38	0	0
	58	58	0	0
	89	89	0	0
	119	119	0	0
弱光环境	11	11	0	0
	38	38	0	0
	59	59	0	0
	84	83	1	1.19
	117	116	1	0.85

高度的计算值(如图 11(b)每张图左上角),表示 4 张图中液位检测框高度与滴管检测框高度的比值分别为 0.171 9、0.347 2、0.560 6、0.710 1,均未出现与实际液位高度明显不符的计算结果,因此,该网络对输液余量的测定准确率能够达到 100%。



图 11 相对液位高度检测结果

Fig. 11 Relative level height detection results

另外,本文还在镜头与滴管距离不断发生变化的复杂状况下进行了实验,在输液瓶(袋)内的液体滴注完毕后,滴管内液位下降曲线如图 12。可以看见,即使在极端复杂环境下,对于液位的测定仍然较为准确平稳。

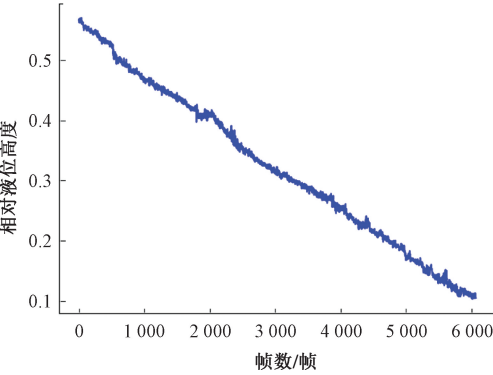


图 12 镜头距离不断改变时的余量减少情况

Fig. 12 The reduction of remainder when the lens distance constantly changed

4 结 论

本文提出了一种基于改进 YOLOv8n 的网络模型,用于准确监测输液速度与余量。使用 PuzzleMix 算法丰富数

据集;通过 HSFPN 结构改进网络,大幅降低参数量;引入 MLCA 注意力机制加强对空间、通道特征的提取能力,在参数几乎没有增加的情况下提高了精度;提出 Inner-PIoU 对复杂的液滴目标生成辅助回归框,加速网络回归,提高了精度。实验结果表明,本文网络在模型仅 3.87 M 的情况下,mAP@0.5:0.95 达到了 91.739%。

同时,本文还提出一种测定方法,使用液滴与滴管检测框面积比值作为相对液滴面积,通过相对液滴面积的周期性变化计算输液速度;使用液位与滴管检测框高度比值作为输液余量,解决了镜头与滴管距离发生变化时测定误差增大的问题,能够实现精确测定输液速度与输液余量。

参考文献

[1] NICKEL B, GORSKI L, KLEIDON T, et al. Infusion therapy standards of practice[J]. Journal of Infusion Nursing, 2024, 47(1S): S1-S285.

[2] 侯亚辉,胡伟,白岩松,等.基于 ARM 的多输液器测控安全防护系统设计[J].电子测量技术,2019,42(1): 54-58.

HOU Y H, HU W, BAI Y S, et al. Design of safety and protection system for measurement and control of multiple infusion sets based on ARM[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(1): 54-58.

[3] ALAGUNDAGI S S, PASALA K, ARORA M. Opto-electronic system for intravenous infusion monitoring [C]. 10th International Conference on Communication Systems & Networks: IEEE, 2018: 688-692.

[4] LIN Y, XIE L, WANG C, et al. Dropmonitor: Millimeter-level sensing for RFID-based infusion drip rate monitoring [J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5(2): 1-22.

[5] AJIBOLA O O E, SUNDAY O O, EYEHORUA D O. Development of automated intravenous blood infusion monitoring system using load cell sensor[J]. Journal of Applied Sciences and Environmental Management, 2018, 22(10): 1557-1561.

[6] 罗昊,钟晋.医用滴数传感器的设计[J].国外电子测量技术,2021,40(7):150-154.

LUO H, ZHONG J. Design of drop sensor for medical usage [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(7): 150-154.

[7] SALMAZ U, AHSAN M A H, ISLAM T. High-precision capacitive sensors for intravenous fluid monitoring in hospitals [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.

[8] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object

- detection[J]. ArXiv preprint arXiv: 2004. 10934, 2020.
- [9] ZHANG S, CHI C, YAO Y, et al. Bridging the gap between anchor-based and anchor-free detection via adaptive training sample selection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9759-9768.
- [10] GIAQUINTO N, SCARPETTA M, RAGOLIA M A, et al. Real-time drip infusion monitoring through a computer vision system[C]. 2020 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications(MeMeA), IEEE, 2020: 1-5.
- [11] 陈镇国, 胡国清, 付西敏, 等. 基于改进YOLOv5s网络的实时输液监测[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(1): 269-276.
- CHEN ZH G, HU G Q, FU X M, et al. Real-time infusion monitoring based on improved YOLOv5s network[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(1): 269-276.
- [12] KIM J H, CHOO W, SONG H O. Puzzle mix: Exploiting saliency and local statistics for optimal mixup [C]. International Conference on Machine Learning. PMLR, 2020: 5275-5285.
- [13] YUN S, HAN D, OH S J, et al. Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 6023-6032.
- [14] WAN D, LU R, SHEN S, et al. Mixed local channel attention for object detection [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106442.
- [15] 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.
- [16] ZHANG N, ZHANG X, FU X, et al. A Multi-scale attention-based facial emotion recognition method based on deep learning[J]. Instrumentation, 2023, 9(3): 51-58.
- [17] LYU W, XU S, ZHAO Y, et al. Detsrs beat yolos on real-time object detection[J]. ArXiv preprint arXiv: 2304. 08069, 2023.
- [18] 徐晓光, 李海. 多尺度特征在YOLO算法中的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 96-101.
- XU X G, LI H. Application research of multi-scale features in YOLO algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (6): 96-101.
- [19] CHEN Y, ZHANG C, CHEN B, et al. Accurate leukocyte detection based on deformable-DETR and multi-level feature fusion for aiding diagnosis of blood diseases [J]. Computers in Biology and Medicine, 2024, 170: 107917.
- [20] ZHANG H, XU C, ZHANG S. Inner-Iou: More effective intersection over union loss with auxiliary bounding box[J]. ArXiv preprint arXiv: 2311. 02877, 2023.
- [21] LIU C, WANG K, LI Q, et al. Powerful-IoU: More straightforward and faster bounding box regression loss with a nonmonotonic focusing mechanism[J]. Neural Networks, 2024, 170: 276-284.
- [22] 王洋, 郭森, 杨宜婧, 等. 一次性泵用输液器对输液精度的影响研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(21): 8-16.
- WANG Y, GUO M, YANG Y J, et al. Research on the influence of disposable infusion set for pump on infusion accuracy [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(21): 8-16.
- [23] GOWER R M, LOIZOU N, QIAN X, et al. SGD: General analysis and improved rates[C]. International Conference on Machine Learning, PMLR, 2019: 5200-5209.

作者简介

马双宝(通信作者), 博士后, 副教授, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: q133727395@163.com

秦乐达, 硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与系统。

付正, 硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与系统。