

基于改进 YOLOv7 模型的血细胞检测算法研究^{*}

周煜庭 余华平 肖粮钧 何彪 曾慧群
(长江大学计算机科学学院 荆州 434023)

摘要:在医学上,血细胞计数检测是衡量人体健康与否的重要诊断方法,但是血细胞图像中存在小目标和重叠目标的检测难点。针对上述问题,提出一种改进的 YOLOv7 目标检测算法。通过对原始的 YOLOv7 网络增加全局注意力机制(GAM),提升网络的感受野,提高对小目标的检测精度;提出融合了加权双向特征金字塔网络(BiFPN)和递归门控卷积 HorNet 的特征金字塔 HorNet-BiFPN 结构,利用其高阶空间交互作用增强网络的特征融合能力,实现对红细胞重叠区域的建模,解决对重叠红细胞的检测问题。实验结果表明,改进的 YOLOv7 模型的检测精确率达到了 96.3%,对单张图片的检测时间达到了 74 ms,对图像中的 3 类细胞均实现了较强的检测效果,达到了医学辅助诊断的合理性。

关键词:血细胞检测; YOLOv7; 重叠区域检测; 全局注意力机制; HorNet-BiFPN

中图分类号: TP 391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2

Research on blood cell detection algorithm based on YOLOv7 improved model

Zhou Yuting Yu Huaping Xiao Liangjun He Biao Zeng Huiqun
(School of Computer Science, Yangtze University, Jingzhou 434023, China)

Abstract: In medicine, blood count detection is an important diagnostic method to measure human health. However, there are difficulties in detecting small targets and overlapping cells in blood cell images. To solve the above problems, an improved YOLOv7 object detection algorithm is proposed. By adding global attention mechanism (GAM) to the original network, improve the Receptive field of the network and the detection accuracy of small targets. A feature pyramid HorNet-BiFPN structure is proposed that combines the BiFPN network and the recursive-gated convolution HorNet. Its high-order spatial interaction is used to enhance the feature fusion capability of the network, realize the modeling of overlapping regions of red blood cells, and solve the detection problem of overlapping red blood cells. The experimental results show that the detection accuracy of the improved YOLOv7 model reaches 96.3%, the detection time of a single image is 74 ms, and the detection effect of three types of cells in the image is relatively strong, which achieves the rationality of medical assisted diagnosis.

Keywords: blood cell detection; YOLOv7; overlap area detection; global attention mechanism; HorNet-BiFPN

0 引言

在人体血液中,血细胞分为红细胞、白细胞、血小板 3 类,其数量的异常会致人产生各种疾病。如血液中红细胞数量的增多会致人心力衰竭和脾脏肿大;白细胞数量的减少会致人疲惫和出血;血小板数量的减少会使人出现严重出血、身体抵抗力下降等症状,因此对血细胞的检测^[1]至关重要。在医学上,医生常用血涂片镜检法^[2-3]进行血细

胞的检测。血涂片镜检是由医生用显微镜检测 3 种血细胞的数量和形态,但仅凭人眼观察,易出现检测量大、耗时长和漏检等问题。

近年来,为提升血细胞的检测精度,计算机辅助治疗已逐步应用在了医学检测之中。在国内外的血细胞检测研究中,最常用的有深度学习算法、传统的图像处理技术及自动化分析系统 3 种辅助检测方法,而深度学习中的目标检测算法^[4-5]在三者中最为高效且实用。目检检测主要

收稿日期:2023-11-03

* 基金项目:新疆自治区创新人才建设专项自然科学计划(自然科学基金)(2020D01A132)项目基金

使用检测框识别和定位出图像中的目标区域,它被分为一阶段和二阶段两种方法。一阶段方法直接使用检测框在输入图像上进行检测,主要算法包括 YOLO^[6-8] 和 SSD^[9] 系列,其特点是检测速度较快,但是检测精度较低。二阶段方法是先生成候选框,再利用检测框对图像中的目标进行分类和定位,主要算法包括 R-CNN^[10]、Fast R-CNN^[11] 和 Faster R-CNN^[12] 系列,其特点是检测精度较高,但是检测速度较慢。

血涂片图像中存在的血小板小目标^[13]、重叠红细胞是一直存在的检测难点。针对血小板的检测,国内外的研究中最常使用的是基于卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)和 YOLO 算法,并常引入注意力机制的改进,对于血小板的检测手段已经较为成熟,且取得不错的检测效果。针对红细胞的检测,因为其数量较多且相互重叠,是检测的最大难点,国内外研究中常基于 Fast R-CNN 和 YOLO 算法,并在特征融合网络和损失函数上提出改进,但是一直以来对于重叠红细胞的检测并未取得有效的改进方案,且大量的研究和论文对于红细胞重叠区域的检测都是避重就轻。针对 YOLO 算法对于血细胞的检测,钟天^[14] 对 YOLOv7 中 Maxpool 尺寸、协调注意力机制(coordinate attention, CA)及上采样的卷积次序进行了改进,将模糊的血细胞图像超分辨率,提升了 3 类细胞整体的检测精度,但是对红细胞的重叠检测并无实质性改进。王榆峰等^[15] 在 YOLO 算法中采用多尺度残差模块和注意力机制等改进,解决了检测精度偏低的问题。张昊等^[16] 在 YOLOv5 算法中增加加权双向特征金字塔网络(bidirectional feature pyramid network, BiFPN)和小目标检测层,在提升检测精度的同时实现了对小目标的检测。丁启良等^[17] 使用 LabGAN 生成对抗网络,提升了图像中血细胞样本的多样性,将 3 类血细胞检测的整体精确率提升了 3.7%。以上几种研究虽然均对血细胞整体的检测精度提升较大,但都没有很好地改善红细胞重叠所导致的漏检问题。

基于上述研究,本文以 YOLOv7 算法为基础,针对目标检测中存在的血小板小目标和重叠红细胞两个检测难点,提出一种基于 YOLOv7 改进模型的目标检测算法。引入全局注意力机制^[18-19] (global attention mechanism, GAM) 提升网络的感受野,通过放大全局交互使网络提取到更多小目标信息,提升血小板的检测精度。引入 BiFPN^[20] 增加同尺度特征残差边,增强网络的特征融合能力;并对 BiFPN 融入递归门控卷积 HorNet^[21],利用其空间交互能力,进一步提取到红细胞重叠区域的特征。组成高性能的 HorNet-BiFPN 网络结构,使得改进后的 YOLOv7 能对血细胞达到高精度的检测效果。

1 数据集来源与处理

1.1 数据集来源

实验数据集采用了医学上经典的 BCCD 血涂片数据

集,该数据集包含了 10 000 张血涂片图像,图像中含有红细胞、白细胞和血小板 3 类血细胞。

1.2 数据集处理

为保证实验的准确性,对现有数据集进行丰富,对 10 000 张图片进行预处理。采用水平翻转、高斯噪声、曝光率增强、目标裁剪 4 种方法进行数据增强,得到 24 200 张增强后的图片。通过人工筛选去掉因数据增强而变形的图片 1 840 张,最终保留 22 360 张图像。血细胞数据集图像如图 1 所示。

利用随机划分法对图像按照 3 : 1 : 1 划分为训练集、测试集和验证集,并使用 labelimg 软件对图像中的 3 类细胞进行标注,构成具有 22 360 张图像的完整血细胞数据集。

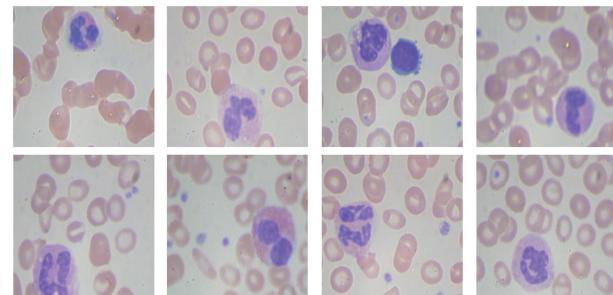


图 1 血细胞数据集图像

Fig. 1 Image of blood cell data set

2 YOLOv7 算法

YOLOv7 算法结构如图 2 所示,由输入端(Input)、主干网络(Backbone)和头部网络(Head)3 部分组成。1)Input 部分对初始图像进行数据增强,归一化等预处理操作。2)Backbone 部分由 BConv 卷积、MPConv 卷积和 E-ELAN 卷积组成。BConv 卷积、MPConv 卷积用来提取图像中的特征信息,E-ELAN 卷积使用群卷积增加特征基

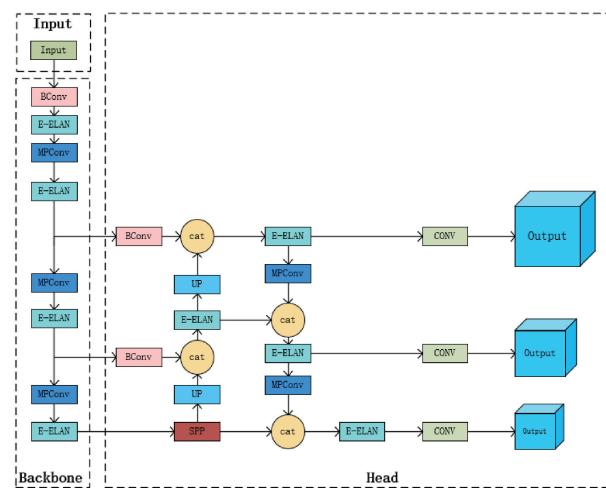


图 2 YOLOv7 结构

Fig. 2 YOLOv7 network structure

数,以学习到更多样化的特征。该部分对图像进行下采样,提取图像中的一些通用特征。3) Head 部分由双向聚合网络(path aggregation network, PANet)组成。该部分进行上下采样以提升特征提取的多样性和鲁棒性,最终输出3种不同尺寸的特征图实现目标检测。

3 改进 YOLOv7 算法

3.1 GAM

血细胞中血小板尺寸小,其信息常会在特征提取过程中丢失。因此本文采用 GAM 提升网络的感受野,使网络能关注到更多的小目标信息。

GAM 可定位网络中的重要信息,抑制无用信息,通过放大全局交互来减少重要信息的丢失,提升网络的特征提取能力。GAM 通过计算图像中每个位置的注意力权重,利用点乘的方式对图像中每个位置分配合适的权重,使网络能聚焦于图像中感兴趣的区域,而忽略无用信息。GAM 对输入的特征图进行通道注意力机制^[22]与空间注意机制^[23]加权操作,结构如图 3 所示。

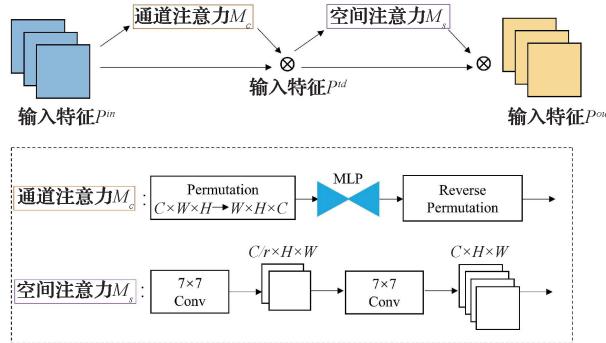


图 3 全局注意力机制

Fig. 3 Global attention mechanism

在通道注意力机制中, C 、 H 、 W 为图像通道数、高度和宽度。通道注意力先对图像进行维度转换,再使用多层次感知机(multilayer perceptron, MLP)来放大通道和空间之间的依赖关系,最后转换为原始维度。此三维排列和维度反转方式能保留图像中更多的小型特征。

在空间注意力中, C 、 H 、 W 为图像的通道数、高度、宽度和压缩因子。GAM 使用了两个 7×7 的卷积层进行空间信息融合, 7×7 的卷积层拥有比 3×3 、 5×5 的卷积层更大的感受野,可获得图像中更大范围的全局信息,且 7×7 的卷积层也保证了模型引入较少的参数量。GAM 还使用了带有通道混洗的组卷积和压缩因子 r 来缩减参数量。空间注意力能使网络在提取到更多特征的同时,防止参数量的增加。

GAM 的计算公式如下:

$$P^{td} = M_c(P^in) \otimes P^in \quad (1)$$

$$P^{out} = M_s(P^{td}) \otimes P^{td} \quad (2)$$

先对输入特征图 P^in 进行通道注意力元素点乘得到

中间特征图 P^{td} , 再对中间特征图 P^{td} 进行空间注意力元素点乘得到输出特征图 P^{out} 。

3.2 BiFPN 网络

血涂片图像中红细胞数量过多,且形态各异,其复杂的特征无法被原始的 YOLOv7 充分提取。因此对 YOLOv7 引入加权双向特征网络 BiFPN,增强网络的特征融合能力,使网络能充分提取红细胞特征。

原始 YOLOv7 使用具有自底向上结构的 PANet^[24],如图 4(a)所示。通过融合高低层 P_n 和 P_{n-1} 之间的信息,来加强网络对特征提取的完整性。但 PANet 忽略了同一尺度上输入 P_n^{in} 对输出 P_n^{out} 的信息贡献度问题,会产生训练偏差,导致特征信息的缺失。

BiFPN 在 PANet 的基础上,引入可学习权重 ω 来调整输入对输出特征图的贡献度;增加同一尺度输入 P_n^{in} 和输出 P_n^{out} 之间相连的残差边,实现同尺度特征融合,增强网络的特征融合能力,提取到更丰富的红细胞特征;去掉贡献度最小的中间节点,减少网络中不必要的参数。BiFPN 的结构如图 4(b)所示。

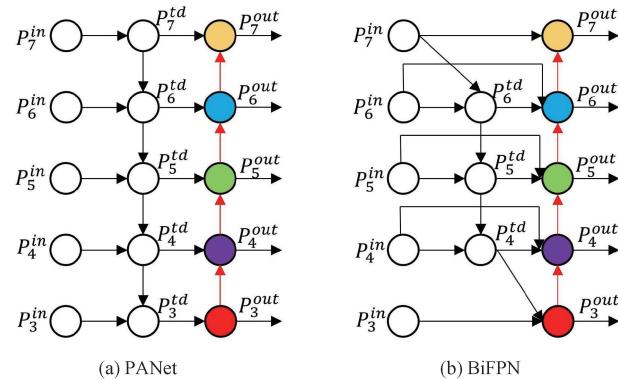


图 4 PANet 和 BiFPN 结构

Fig. 4 PANet and BiFPN structure

BiFPN 为多尺度输出的结构,通过输出多个不同尺寸的特征图 P_n^{out} 进行检测。其计算公式如下:

$$P_n^{out} = \frac{\omega_1 \cdot P_n^{in} + \omega_2 \cdot P_n^{td} + \omega_3 \cdot P_{n-1}^{out}}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3} \quad (3)$$

式中: P^in 、 P^{td} 和 P^{out} 分别为输入、中间和输出特征图; ω_i 为可学习权重,将 ω_i 的范围限制在 0~1 内,以保证网络学习的准确性。

3.3 递归门控卷积 HorNet

为提升网络对红细胞重叠区域的特征提取能力,引入具有高阶空间交互和建模能力的递归门控卷积 HorNet,实现对重叠区域的建模,以充分提取到红细胞重叠区域的特征。

HorNet 卷积使用深度可分离卷积(depthwise separable convolution, DSC) 和 7×7 的卷积对特征图升维,深度可分离卷积可通过逐点卷积的方式对特征图进行卷积实现空间升维, 7×7 的卷积为网络提供了更大的感受野。

使用此两种卷积将特征图的通道数 C_0 升维至 C_1, C_2, C_3 等高维, 再进行特征图的重新组合, 让后续的卷积层能在升维中对图像提取到更为丰富的特征。HorNet 卷积通过捕捉长距离之间的依赖关系, 进行特征图之间的 n 阶空间交互, 实现空间建模, 以提取到图像中重叠区域的特征。HorNet 的结构如图 5 所示, 它由 Layer Norm、MLP 多层感知机和 g^nConv 递归门控卷积组成。Layer Norm 为归一化操作, 以提升网络稳定性; MLP 解决非线性问题; g^nConv 卷积实现高阶空间交互。

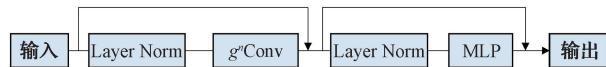
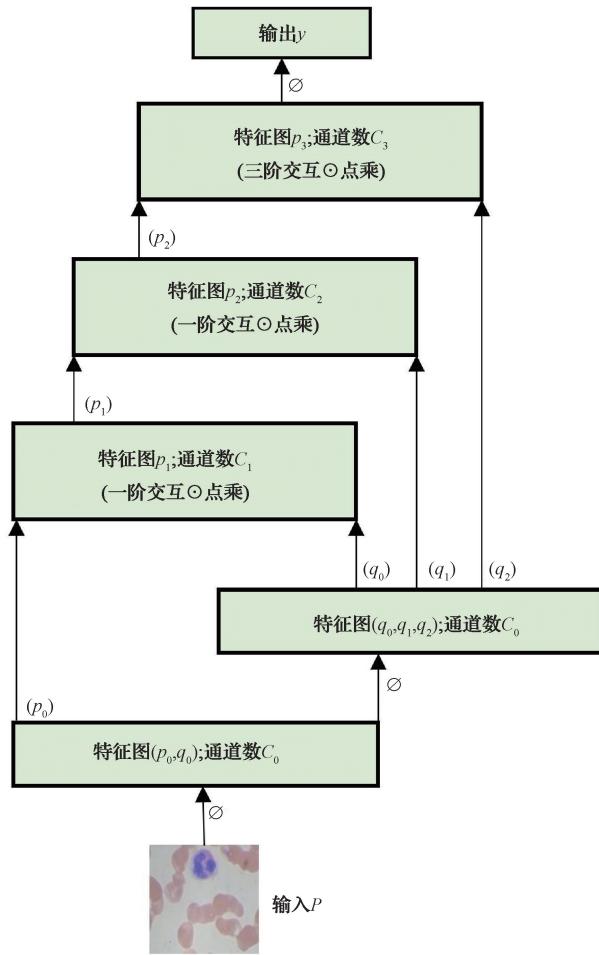


图 5 HorNet 卷积结构

Fig. 5 HorNet structure

g^nConv 递归门控卷积是 HorNet 卷积的核心, 可进行任意 n 阶的递归交互。为使检测精度提升到最大, 且引入较少的参数量, 本文使用三阶递归 g^3Conv 卷积, 其结构如图 6 所示。

图 6 g^3Conv 卷积结构Fig. 6 g^3Conv structure

以一阶递归交互为例, 输入通道数、高度和宽度为 C_0, H, W 的特征图 P 。由全连接层 Θ 线性投影得到两张初始特征图 p_0, q_0 :

$$[p_0 \in R^{C_0 \times H \times W}, q_0 \in R^{C_0 \times H \times W}, \dots, q_{n-1} \in R^{C_{n-1} \times H \times W}] = \Theta(x) \in R^{C_n \times H \times W} \quad 1 \leq n \leq 3 \quad (4)$$

经全连接层将通道数 C_0 升维为 C_1 , 并赋值给 g_n , 得到升维后的通道 g_n :

$$g_n = \begin{cases} Identity, & n = 0 \\ linear(C_n, C_{n-1}), & 1 \leq n \leq 3 \end{cases} \quad (5)$$

由 depth-wise 深度可分离卷积将 p_0, q_0 升维为 $f(q_0)$ 和 $g_1(p_0)$; 参数 $1/a$ 用于缩减计算量稳定训练。如式(6), 将 $f(q_0)、g_1(p_0)$ 点乘交互 \odot 得到一阶交互的结果 p_1 。

$$p_{n+1} = f(q_n) \odot g_n(p_n)/a, \quad 1 \leq n \leq 2 \quad (6)$$

递归运算以上操作得出二阶和三阶的交互特征图 p_1, q_1 和 p_2, q_2 , 分别 \odot 点乘交互得出二阶和三阶的结果 p_2, p_3 。 p_3 经全连接层 Θ 线性投影, 得出三阶 g^3Conv 的输出 y 。最终由 Layer Norm、MLP 多层感知机和 g^3Conv 卷积组成三阶 HorNet 卷积。三阶 HorNet 卷积对重叠红细胞的递归特征提取过程如图 7 所示, 可见 HorNet 在递归升维中将重叠区域的特征提取出来。

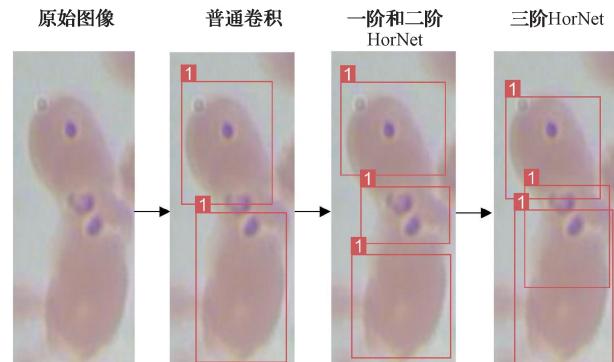


图 7 HorNet 特征提取过程

Fig. 7 HorNet feature extraction process

3.4 HorNet-BiFPN 网络结构

基于原始 YOLOv7 的 Head 部分, 引入加权双向特征网络 BiFPN 取代原始的 PANet 网络, 并融入递归门控 HorNet 卷积, 组成 HorNet-BiFPN 加权双向特征网络结构。1) BiFPN 可有效增强网络对图像中红细胞的特征提取能力; 2) 利用 HorNet 卷积通过对特征图的通道数 C 递归升维实现高阶空间交互, 使网络在递归运算中逐步提取到血细胞重叠部分的特征, 解决重叠细胞的漏检问题; 3) 能保证网络在加入少量计算量的情况下仍然能达到较快的检测速度。

HorNet-BiFPN 的输出如下:

$$P_n^{out} = HorNet \left(\sum_{i=0} \frac{\omega_i}{\sum_{j=0} \omega_j} \cdot P_i \right) \quad (7)$$

图 4 中 P_6^{out} 输出节点为:

$$P_6^{out} = \\ HorNet \left(\frac{w_1 \cdot P_6^{in} + w_2 \cdot P_6^{td} + w_3 \cdot \text{Resize}(P_5^{out})}{\epsilon + w_1 + w_2 + w_3} \right) \quad (8)$$

式中:在基于 HorNet 卷积的环境下, P_5^{out} 为 P_5 节点的输出; P_6^{in} 、 P_6^{out} 分别为 P_6 节点的输入和输出。对 P_5^{out} 、 P_6^{in} 、 P_6^{out} 三个特征图进行加权计算,输出最终结果 P_6^{out} 。

3.5 改进 YOLOv7 网络

改进后 YOLOv7 网络如图 8 所示。将 GAM 注意力机制加入到每次网络的上下采样之前,以提升网络的感受野,关注更多小目标信息;对 Head 部分引入 BiFPN 结构来增加同一尺度节点之间的残差边,实现同一尺度特征图的加权特征融合,使网络能学习到更多红细胞特征;并对 BiFPN 结构融入 HorNet 卷积,以取代 Head 部分的 BConv 卷积、MPConv 卷积和普通 Conv 卷积,组成 HorNet-BiFPN 结构,实现对红细胞重叠区域的空间建模及特征提取。

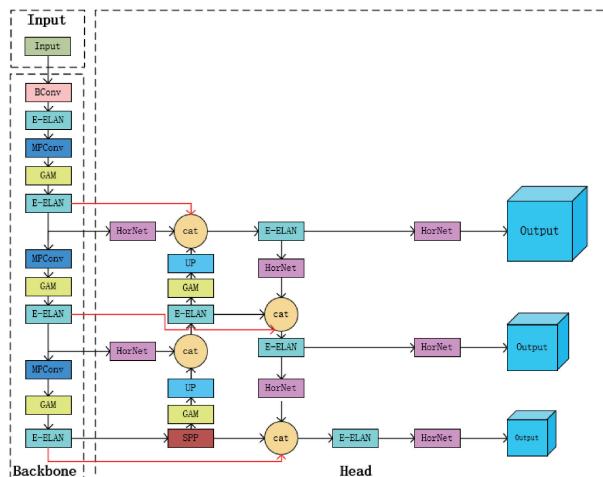


图 8 改进的 YOLOv7 结构

Fig. 8 The improved YOLOv7 network structure

4 实验与分析

4.1 实验环境和评估指标

本文研究所用到的环境参数如表 1 所示。

表 1 环境参数

Table 1 Environmental parameter

参数	配置
操作系统	Win11 操作系统
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060
CPU	Intel 酷睿 i5 11400H
深度学习框架	Pytorch1. 9. 0

对训练的参数进行如下设置:图片尺寸为 640×640 ,设置模型迭代批量为 16,模型迭代次数为 200 次,学习率

为 0.01。

实验选取召回率(recall)、精确率(precision)、平均精度(average precision, AP)、平均精度均值(mean average precision, mAP)、单张图片的检测速度(speed)5项指标进行测评。

召回率是指真实为正例的样本中预测结果为正例的比例,能衡量模型漏检程度,公式如下:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

式中： TP 是被正确检测出来的细胞； FP 是被错误检测出来的细胞； FN 是没有被检测出来的细胞，精确率是指预测结果为正样本中真实为正例的比例，能衡量模型的错检程度，公式如下：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

AP 是某一类别检测的平均精度值, AP 值越高, 其精度值越高, 公式如下:

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (11)$$

4.2 对比实验

基于相同实验环境,对原始 YOLOv7 和改进的 YOLOv7 训练,得到 $P-R$ 曲线如图 9 所示。 $P-R$ 曲线的横坐标为召回率,纵坐标为精确率,与坐标轴围成的面积为平均精度值和平均精度均值。图 9(a)为原始 YOLOv7 曲线,图 9(b)为改进的 YOLOv7 曲线。由图 9(a)、(b)可见,对于 3 类细胞,改进的 YOLOv7 比原始 YOLOv7 的 AP 值均要高,且 mAP 高出 2.4%,证明在检测精度上,改进的 YOLOv7 相比原始 YOLOv7 有较大的提升。

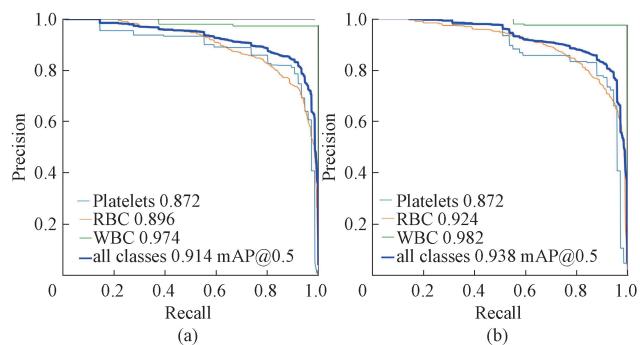


图 9 P - R 曲线对比

Fig. 9 *P-R* curve comparison

对改进 YOLOv7、YOLOv7、YOLOX、YOLOv5 4 种模型进行对比实验,结果如表 2 所示。

表 2 模型对比结果
Table 2 Comparison of model experiment results

模型	Recall/%	Precision/%	Cell	AP/%	mAP/%	单张检测时长/ms
改进 YOLOv7	92.4	96.3	Platelets	90.8		
			RBC	92.4	93.8	74
			WBC	98.2		
YOLOv7	88.5	93.8	Platelets	87.2		
			RBC	89.6	91.4	67
			WBC	97.4		
YOLOX	85.3	92.2	Platelets	88.4		
			RBC	86.2	90.4	105
			WBC	96.7		
YOLOv5	82.6	90.4	Platelets	85.8		
			RBC	84.3	88.7	89
			WBC	96.1		

由表 2 可知,在召回率上,改进的 YOLOv7 召回率为 92.4%,在 4 种模型中提升最佳,且高出原始模型 3.9%。召回率越高,证明细胞的漏检率越低,因此改进的 YOLOv7 大幅提升了细胞的检出率。在精确率上,改进的 YOLOv7 比原始的 YOLOv7、YOLOX、YOLOv5 分别高出 2.5%、4.1%、5.9%,降低了模型对 3 类血细胞的错检程度。在平均精度上,改进的 YOLOv7 对 3 类血细胞的检测精度均远优于其他模型,尤而在红细胞和小尺寸血小板的检测上,分别提升了 2.8% 和 3.6%。召回率、精确率和平均精度的提升证明改进对模型检测率提升的有效性。

在单张图像的检测速度上,原始的 YOLOv7 相比 YOLOX 和 YOLOv5 已达到最佳。但改进的 YOLOv7 加入了少量参数,导致单张检测时长降低 7 ms,但在可行性内,其仍具有稳定快速的检测速度。

4.3 HorNet 阶级对比实验

为验证对 HorNet-BiFPN 结构引入 3 阶 HorNet 卷积的有效性,对 1~5 阶的 HorNet 卷积进行阶级对比实验,结果如表 3 所示。

表 3 HorNet 阶级对比结果
Table 3 HorNet class comparison result

模型	AP(RBC)/%	参数量	单张检测时长/ms
1 阶 HorNet	89.4	115	64
2 阶 HorNet	90.9	126	68
3 阶 HorNet	92.4	141	77
4 阶 HorNet	92.6	173	95
5 阶 HorNet	92.1	221	142

HorNet 卷积主要解决对红细胞的检测,而红细胞的检出率与其平均精度值成正比,因此选取红细胞的平均精

度值、网络的参数量和检测速度作为对比参数。

在平均精度上,HorNet 卷积从 1 阶升维至 4 阶的过程中,平均精度值也逐渐提高,且提升较快;但从 3 阶升维至 4 阶,其平均精度仅提升 0.2%;从 4 阶升维至 5 阶,平均精度反而降低 0.5%,因为随着维度升高,网络中的卷积层和参数量大量增加,使模型复杂度增大,导致网络产生过拟合,降低平均精度。

在检测速度上。随着 HorNet 卷积的维度逐渐升高,对网络引入的 HorNet 卷积参数量也逐渐倍增,使得从 1 阶到 5 阶的检测速度逐渐降低。

综合检测精度和速度两项对比,3 阶和 4 阶 HorNet 对红细胞检测的平均精度达到峰值,但 3 阶检测速度更快,因此对网络引入 3 阶 HorNet 卷积最佳。

引入 3 阶 HorNet 卷积前后的检测对比如图 10 所示,可见加入 HorNet 后的模型对血细胞重叠区域和小尺寸的血小板的检出率均有较大的提升。

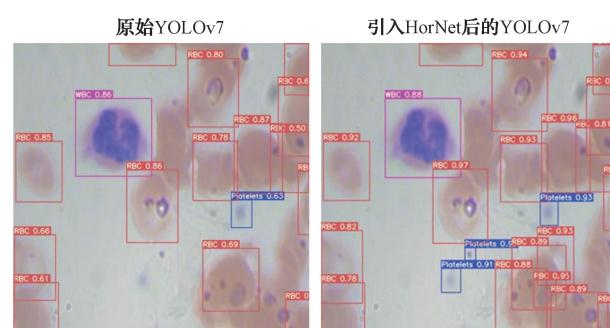


图 10 引入 HorNet 卷积前后检测对比

Fig. 10 Comparison of HorNet detection

4.4 消融实验

为验证引入 3 种改进方案的有效性,在相同实验环境

下进行消融实验,结果如表4所示。

表4 消融实验对比结果

Table 4 Ablation experimental comparison result (%)

方案	模型	Precision	Recall
原始模型	YOLOv7	93.8	88.5
方案1	YOLOv7+GAM	94.5	89.4
方案2	YOLOv7+BiFPN	94.8	89.9
方案3	YOLOv7+HorNet	95.0	90.3
方案4	YOLOv7+HorNet-BiFPN	95.6	90.8
方案5	YOLOv7+HorNet-BiFPN+GAM	96.3	92.4

方案1引入GAM注意力机制将精确率和召回率提升0.7%和0.9%,提升了网络的感受野。但该方案相比其他方案提升最少,因为GAM主要关注小目标信息,而小尺寸的血小板在图像中占比少,对精确率和召回率的影响较小。方案2引入BiFPN将精确率和召回率提升1.0%和1.4%。证明与原始的PANet网络相比,PANet存在对图像中特征提取的丢失问题,而BiFPN增强了网络的特征融合能力,提升了对细胞的检出率。方案3引入HorNet卷积将精确率和召回率提升1.2%和1.8%,其中召回率提升较大。证明引入HorNet卷积可实现对红细胞重叠区域的特征提取,降低模型对红细胞的漏检。方案4引入融合网络HorNet-BiFPN后,精确率和召回率大幅提升1.8%和2.3%。验证了改进对细胞检出率提升的高效性,及BiFPN—HorNet网络的有效性。方案5将改进同时引入,将精确率和召回率提升2.5%和3.9%,使YOLOv7达到最佳,证明3种改进提升了模型对特征提取的多样性和鲁棒性。

消融实验证明了本文提出的3种改进方案均能在不同程度上提升网络的性能,以及同时引入3种方案的可行性和高效性。

4.5 实验结果与分析

将测试图像分别加入原始YOLOv7和改进的YOLOv7两种模型中进行检测对比,结果如图11所示。

图11(a)为原始图像,图11(b)为原始YOLOv7检测图像,图11(c)为改进的YOLOv7检测图像。图11A为红细胞大量重叠的图像,原始的YOLOv7对两个血小板,及大量重叠的红细胞存在漏检,而改进的YOLOv7不仅检测出了全部血小板,且对重叠红细胞的检出率有较大提升。图11B为红细胞两两重叠的清晰图像,原始YOLOv7将图像中部分两两重叠的红细胞仅检测为一个目标,而改进的YOLOv7成功将图中所有两两重叠的红细胞检测为两个目标。图11C为存在下边界信息不全的细胞图像,原始YOLOv7对下边界信息不全的两个红细胞、一个血小板和重叠红细胞存在漏检,而改进的YOLOv7检测不仅将下边界细胞全部检出,且大幅提升了对重叠红细胞的检出率。

综上,原始YOLOv7对小尺寸血小板和重叠红细胞均存在漏检,而改进的YOLOv7对两者的检测达到了更好的效果,再次验证了改进的YOLOv7的合理性。

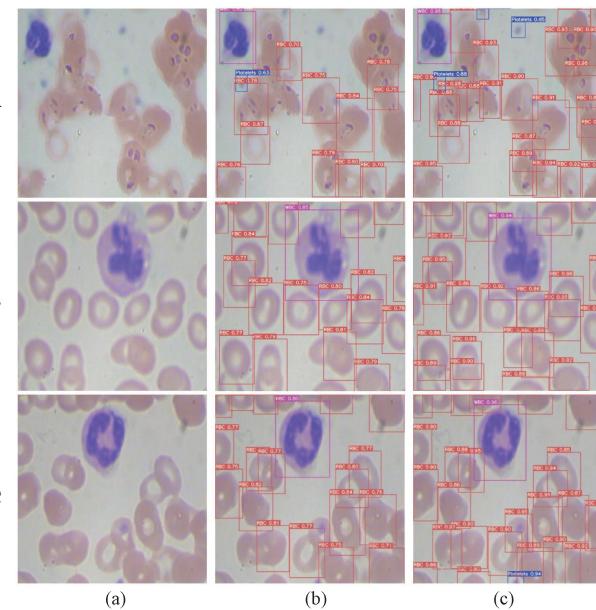


图11 引入HorNet卷积前后检测对比

Fig. 11 Comparison of YOLOv7 detection

4.6 可视化窗口

为了对血细胞中3种细胞的计数检测更直观便捷,基于改进后的YOLOv7模型,使用PYQT5构建血细胞计数检测界面,在PC上搭建可视化窗口,使其能够满足于医疗诊断中血细胞计数检测的辅助应用,如图12所示。

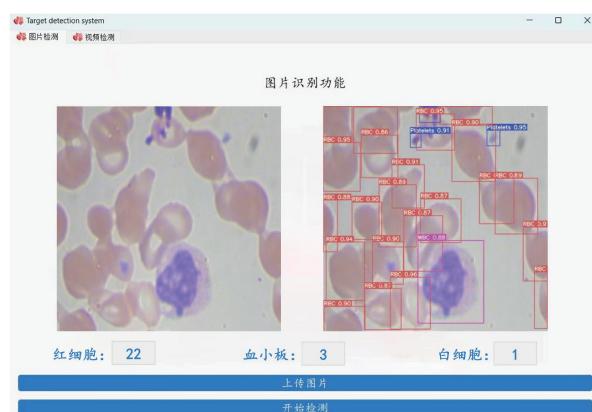


图12 可视化检测窗口

Fig. 12 Visual detection window

5 结论

本文针对血涂片图像中的血细胞目标检测问题,使用改进的YOLOv7算法。首先扩充数据集并剔除模糊图像,确保丰富的训练样本,其次对原始YOLOv7算法进行

改进。采用 GAM 注意力机制,提升网络对血小板小目标的特征提取能力;引入 HorNet-BiFPN 结构,利用 BiFPN 结构增强网络的特征融合能力,充分提取到图像中数量过多的红细胞特征;在此基础上融入递归门控卷积 HorNet,利用其高阶空间交互实现对红细胞重叠区域的建模,实现对红细胞重叠区域的检测。实验结果表明,在对血细胞检测的精确率和平均精度均值上,改进的 YOLOv7 算法在原始算法的基础上提升了 2.5% 和 2.4%,改善了血涂片图像中 3 类血细胞的漏检问题。

综上,改进的 YOLOv7 算法对血细胞检测具有很强的实用性,能对医疗上的血细胞检测提供辅助诊断帮助,以此提高诊断精确率。关于下一步的研究,应大幅提升模型的检测速度,及将其尽早应用于实际医疗之中。

参考文献

- [1] 唐晓卿,赵晨.外周血细胞形态学检查在血常规检验中的应用价值[J].现代诊断与治疗,2021,32(5):756-757.
TANG X Q, ZHAO CH. Application value of peripheral blood cell morphology in routine blood examination [J]. Modern Diagnosis and Therapy, 2021, 32(5):756-757.
- [2] 徐惠静.血涂片分析在血常规检验中的临床价值[J].中国医药指南,2020,18(23):76-77.
XU H J. Clinical value of blood smear analysis in blood routine examination [J]. Chinese Medical Guide, 2020, 18(23):76-77.
- [3] 孙宇曦.血涂片镜检在血常规检验中的意义分析[J].中国医疗器械信息,2021,27(16):63-94.
SUN Y X. Significance analysis of blood smear microscopy in blood routine examination [J]. China Medical Device Information, 2021, 27(16):63-94.
- [4] LUO H, CHEN H. Survey of object detection based on deep learning [J]. Acta Electronica, 2020, 48(6):1230.
- [5] NING X, GONG K, LI W, et al. Feature refinement and filter network for person reidentification [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 31(9):3391-3402.
- [6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:779-788.
- [7] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [J]. ArXiv Eprints ArXiv:2207.02696, 2022.
- [8] DU H, ZHU W, PENG K, et al. Improved high speed flame detection method based on YOLOv7[J]. Open Journal of Applied Sciences, 2022, 12(12):15.
- [9] 葛海波,李强,周婷,等.改进 SSD 特征融合的目标检测算法研究[J].计算机工程与应用,2023,59(22):193-201.
GE H B, LI Q, ZHOU T, et al. Research on improved target detection algorithm for SSD feature fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(22):193-201.
- [10] 叶飞,骆星智,宋永春,等.基于双特征融合的改进 R-CNN 电力小金具缺陷检测方法研究[J].电子测量与仪器学报,2023,37(7):213-220.
YE F, LUO X ZH, SONG Y CH, et al. Research on improved R-CNN defect detection method based on dual feature fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7):213-220.
- [11] 邓姗姗,黄慧,马燕.基于改进 Faster R-CNN 的小目标检测算法[J].计算机工程与科学,2023,45(5):869-877.
DENG SH SH, HUANG H, MA Y. Small target detection algorithm based on improved faster R-CNN [J]. Computer Engineering and Science, 2023, 45 (5): 869-877.
- [12] 翟永杰,王璐瑶,郭聪彬.基于 Faster R-CNN 的复杂背景下绝缘子目标检测[J].电子测量技术,2023,46(16):187-194.
ZHAI Y J, WANG L Y, GUO C B. Insulator target detection under complex background based on Faster R-CNN [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16):187-194.
- [13] 侯艳丽,唐博华.基于改进 YOLOv5 的 PCB 缺陷检测算法[J].国外电子测量技术,2023,42(11):24-32.
HOU Y L, TANG B H. PCB defect detection algorithm based on improved YOLOv5 [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(11): 24-32.
- [14] 钟天.基于改进 YOLO v7 的血细胞识别计数研究[J].应用数学进展,2023, 12(3):1083-1089.
ZHONG T. Research on blood cell recognition and counting based on improved YOLO v7 [J]. Advances in Applied Mathematics, 2023, 12(3):1083-1089.
- [15] 王榆锋,李大海.改进 YOLO 框架的血细胞检测算法[J].计算机工程与应用,2022,58(12):191-198.
WANG Y F, LI D H. Improved YOLO framework blood cell detection algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(12):191-198.
- [16] 张昊,郑广海,张鑫,等.改进 YOLOv5 框架的血细胞检测算法[J].计算机系统应用,2023,32(5):123-131.
ZHANG H, ZHENG G H, ZHANG X, et al. Improved

- YOLOv5 algorithm for blood cell detection [J]. Application of Computer Systems, 2023, 32(5):123-131.
- [17] 丁启辰, 黄小巧, 刘泓锟, 等. LabGAN: 基于生成对抗网络标签自动生成的血细胞检测方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34(7):1058-1067.
- DING Q CH, HUANG X Q, LIU H K, et al. LabGAN: Automatic generation of blood cell detection based on Generative adversarial network tags [J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2022, 34(7):1058-1067.
- [18] LIU Y, SHAO Z, HOFFMANN N. Global attention mechanism: Retain information to enhance channel-spatial interactions [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2112.05561, 2021.
- [19] 郝帅, 杨磊, 马旭, 等. 基于注意力机制与跨尺度特征融合的 YOLOv5 输电线路故障检测 [J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(6):2319-2331.
- HAO SH, YANG L, MA X, et al. YOLOv5 transmission fault detection based on attention mechanism and cross-scale feature fusion [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(6):2319-2331.
- [20] TAN M X, PANG R M, LE Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection [C]. Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2020:10778-10787.
- [21] RAO Y M, ZHAO W L, TANG Y S, et al. HorNet: Efficient high-order spatial interactions with recursive gated convolutions [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2022.
- [22] JIE H, LI S, GANG S. Squeeze-and-excitation networks [C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018.
- [23] BELLO I, ZOPH B, LE Q, et al. Attention augmented convolutional networks [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2020.
- [24] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 8759-8768.

作者简介

周煜庭, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、计算机视觉。

E-mail: 1241071287@qq.com

余华平(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为机器学习与人工智能。

E-mail: yhp@yangtzeu.edu.cn

肖粮钧, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、计算机视觉。

何彪, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能、目标检测。

曾慧群, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能、入侵检测。