光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023052801

基于改进YOLOv5的荧光图像细胞智能检测研究

谭鑫平，高志辉，韩航迪，廖广兰，刘智勇*

（华中科技大学 机械科学与工程学院，武汉 430074）

摘　要： 为解决人工对荧光原位杂交（Fluorescence In Situ Hybridization，FISH）荧光图像进行结果判读存在的效率低、劳动强度大等问题，针对FISH荧光图像细胞智能检测提出一种融合空域图像增强的改进YOLOv5算法。算法在原始YOLOv5神经网络模型基础上，加入了空域图像增强模块，并选择了模块最佳增强系数，扩大了模型对荧光图像的对比度适应范围，提高了模型的特征提取能力和细胞检测准确率。实验结果显示，改进YOLOv5模型的平均精度均值（Mean Average Precision，mAP）为0.983，达到了比原始模型更优的训练效果和收敛速度，并且，改进YOLOv5模型的细胞识别率达到91.65%，比原始YOLOv5模型提升了9.19%。将细胞智能检测算法嵌入自主开发的荧光图像智能检测软件，结合荧光点检测算法，可给出有效判读结果。

关键词： FISH技术；荧光图像；YOLOv5；神经网络；细胞检测

中图分类号： TP391　**文章编号：** 1001－5868(2023)05－0709－08

Intelligent Detection of Cells in Fluorescence Images Based on Improved YOLOv5

TAN Xinping, GAO Zhihui, HAN Hangdi, LIAO Guanglan, LIU Zhiyong

(School of Mechanical Science & Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, CHN)

Abstract: To solve the problems of low efficiency and high labor intensity in manual interpretation of FISH (Fluorescence In Situ Hybridization) fluorescence images, an improved YOLOv5 algorithm that integrates spatial image enhancement is proposed for intelligent cell detection in FISH fluorescence images. On the basis of the original YOLOv5 neural network model, the algorithm added a spatial image enhancement module, and the optimal enhancement coefficient of this module was selected. This module expanded the contrast adaptation range of the model to fluorescence images, and improved the feature extraction ability and cell detection accuracy of the model. The experimental results show that the mAP (Mean Average Precision) of the improved YOLOv5 model is 0.983, which achieves better training performance and convergence speed than the original model. Furthermore, the improved YOLOv5 model achieves a cell recognition rate of 91.65%, which is 9.19% higher than that of the original YOLOv5 model. Embedding the intelligent cell detection algorithm into the self-developed fluorescence image intelligent detection software, combined with fluorescence point detection algorithm, it can give effective interpretation results.

Key words: FISH (fluorescence in situ hybridization) technology; fluorescence images; YOLOv5; neural networks; cell detection

收稿日期：2023－05－28.

* **通信作者：**刘智勇　**E-mail:** zhiyong_liu@hust.edu.cn

0 引言

荧光原位杂交(Fluorescence In Situ Hybridization,FISH)技术是一种典型的病理染色技术,在细胞观察和病理分析中起着重要作用,被称为该领域近十年来应用最为广泛的一种诊断技术[1-2]。荧光图像判读是得到FISH病理诊断结果的关键步骤[3],显微镜下的荧光图像包括细胞、荧光点和背景区域。人工判读主观性强、劳动强度大,且极易产生视觉疲劳,从而导致判读结果不准确[4-5]。研究细胞检测算法对荧光图像自动判读具有重要意义,可以避免人为因素的影响,从而得到更加准确的诊断结果。

FISH荧光图像不但具有医学图像的普遍特征,还有其独特性[6-8],这也是荧光图像处理的难点所在,具体表现在以下几个方面:1)细胞和荧光信号强度弱,不易识别;2)细胞边缘模糊,与背景对比度低;3)细胞形态多变。受限于FISH图像的上述特点,且图像数量与日俱增,传统图像处理方法在实际使用过程中无法满足研究人员所期望的准确率和效率[9]。随着人工智能的兴起,深度学习和神经网络算法逐渐应用于医学图像处理研究中[10]。细胞识别在深度学习中属于目标检测,目标检测是一种结合图像定位与分类,根据目标特征而实现的图像分割与统计[11]。

当前主流的目标检测算法可以分为两类:双阶段算法和单阶段算法。双阶段算法基于区域候选方法,包括候选区域预测和候选区域鉴别两大步骤,代表算法有R-CNN(Region-based Convolutional Neural Network)[12],Fast R-CNN[13]和Faster R-CNN[14]等。双阶段算法的特点是目标检测的准确率高,但是由于计算量大而有着较差的实时性。单阶段算法以Redmon提出的YOLO(You Only Look Once)算法为典型,能够用单个神经网络实现目标检测的分类和定位[15]。在之后的研究中,YOLO算法被不断改进。2020年,Glenn等[16]提出了YOLOv5算法,该算法不仅对模型进行了极大简化,而且能够在高准确率的同时提高检测速度。相较于传统的图像处理方法,基于深度学习的目标检测算法不仅速度更快、准确性更高,而且在复杂条件下还具有相当的鲁棒性。

因此,本文以FISH荧光图像为研究对象,针对荧光图像中细胞形态多变、与背景对比度低导致其难以检出的问题,引入空域图像增强模块对YOLOv5神经网络算法进行改进,并结合荧光点检测算法应用于荧光图像智能检测,避免荧光图像结果判读受人为因素的影响,推进病理诊断领域智能化发展。

1 YOLOv5神经网络模型

YOLO系列算法是典型的单阶段算法,具有速度快、准确率高和泛化能力强等特点。与双阶段算法不同,YOLO将目标检测任务转化为回归问题,基于回归思想,将单个卷积神经网络(CNN)应用于整张图像,实现了端到端检测,算法原理如图1所示[17]。首先,将输入图像网格化,网格数量为$S\times S$。在训练时,根据标准框的位置,若某网格包含标准框的中心,则该网格的类别预测值将会被调整,并选择与标准框重合度最高的边界框进行拟合。其次,在一次全卷积运算中,对于每个网格,预测出其对应的B个边界框信息和C个类别的条件概率Pr。其中,类别条件概率Pr是指在边界框包含目标的条件下为该类别目标的概率;边界框信息包含5个参数:框的中心点坐标(x,y)、框的宽度w、高度h和置信度(Confidence Score)。置信度通过计算$P_{\text{Object}}\times IOU$得到,其中,$P_{\text{Object}}$是框内存在目标的概率,$IOU$是边界框和标准框的交并比(Intersection Over Union,IOU)。然后,通过边界框置信度与类别条件概率Pr相乘计算出该边界框对于特定类别的置信度(Class-Specific Confidence Score)。最后,进行置信度过滤和非极大值抑制(Non Max Suppression,NMS)。对于某一目标类别,提取每个边界框的置信度,将小于阈值的置信度置零,再根据置信度从大到小排序。之后,使用NMS去除重叠率较大的边界框。对于每一个边界框,最终结果为具有最大置信度的目标类别。

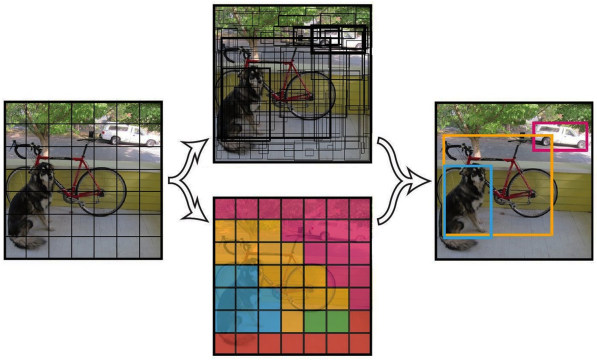


图1 YOLO系列算法原理示意图[17]

最初的 YOLOv1 虽然检测速度快，但是由于每个网格只能检测出一个目标，对密集目标和小目标检测效果较差。在 YOLOv1 基础上，YOLOv2 使用了高分辨率图像分类器，使用 K-means 算法对先验框进行聚类操作，提高了分类精度。YOLOv3 使用了新的主干网络 DarkNet-53，并实现了多尺度预测和多标签分类的功能。YOLOv4 在多方面进行了优化，但检测精度仍有待提高。经过不断改进，在上述基础上提出的 YOLOv5 算法具有更好的目标检测性能。

YOLOv5 模型是在前期 YOLO 系列算法的基础上进一步优化得到的，在模型各层分别做了不同程度的改进，算法性能得到了进一步提升，模型具有部署成本低、尺度灵活多变、检测速度更快和训练时间更少等特点[18]。YOLOv5 神经网络模型可分为以下 4 大部分：输入端 Input、主干网络 Backbone、多尺度特征融合网络 Neck 和预测端 Prediction。

a)输入端 Input

输入端主要作用是对输入数据进行处理，使得训练集适应模型要求。YOLOv5 在输入端的特色主要包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算和图片尺寸缩放三方面。

1) Mosaic 数据增强。为了扩充数据集，YOLOv5 沿用了 YOLOv4 中使用的 Mosaic 数据增强方式。该方法是将四张图像进行随机缩放、裁剪和排列之后拼接成一张新的图像，再将新图像输入模型进行训练。这种随机拼接的方式不仅使得训练集样本得到了极大丰富，而且使得样本更加均衡。在此基础上训练的模型具有更佳的鲁棒性，在小目标检测性能上也得到了提高。除此之外，由于对四张图像数据同时处理，也降低了对硬件的要求。

2)自适应锚框计算。在 YOLOv4 中，对于不同的数据集，采用单独的脚本计算先验框(Anchor Box)尺寸，然后训练时以 anchor 为基础进行预测。而 YOLOv5 中采用的是自适应锚框尺寸计算方式，即在训练中嵌入了锚框计算功能。与其他算法的固定锚框不同，YOLOv5 的 anchor 可以根据对不同的数据集进行自适应计算得到。在模型训练前，对于不同尺度特征图，需先对锚框尺寸进行初步设定；训练过程中，将在初始 anchor 的基础上输出的预测框尺寸与标准框进行比对，计算出两者之间的差值，将参数反向传播，对初始锚框尺寸不断更新，最终获得对于某一数据集的最佳锚框尺寸。

3)图片尺寸缩放。在许多检测算法中，若输入图像的尺寸不符合要求，模型会对原始图像进行尺寸统一化，导致图像被拉伸。在 YOLOv5 中，算法先在图像两端自适应地添加黑边，再缩放到标准尺寸，使得对原始图像填充像素最少，通过减少图像冗余信息的方式提高了模型推理速度。

b) 主干网络 Backbone

主干网络主要包含 Focus 模块、CSP(Cross Stage Partial Connections)结构和 SPP(Spatial Pyramid Pooling)结构。

1)Focus 模块。Focus 模块的作用是对图像进行切片操作，从而增加图像的特征数，减少模型的计算量。Focus 切片操作原理示意如图 2 所示，假设输入图像维度为 4×4×3，先对图像进行间隔采样，再重新拼接成 2×2×12 的特征图，该操作在不改变图像特征信息的前提下将通道数扩充为原来的 4 倍，再经过一次卷积操作生成下采样特征图。

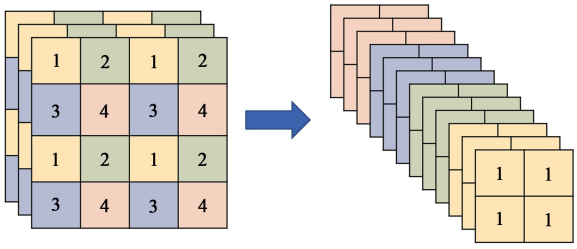


图 2　Focus 切片操作示意图

2)CSP 结构。CSP 结构可以加强网络的学习能力，解决梯度重复计算的问题，在保证准确率的同时减少计算量和内存消耗。在 YOLOv4 中，CSP 模块已经被引入，而 YOLOv5 设计了两种 CSP 结构：CSP1_X 和 CSP2_X，其中，X 表示残差组件的个数。在主干网络中使用 CSP1_X，CSP1_X 对一部分特征图进行卷积操作，另一部分构建残差组件，最后组合得到新的特征图。在多尺度特征融合网络中使用 CSP2_X，CSP2_X 将残差组件替换为卷积层，保留了更多的图像信息。

3)SPP 结构。SPP 结构使得网络更容易接收主干特征，分离出重要的上下文特征。传统特征提取对图像的剪裁和变换导致图像特征不准确，而 SPP 将不同大小的特征图转化为固定的特征图，提升了网络的特征提取能力。

c)多尺度特征融合网络 Neck

YOLOv5 的 Neck 网络采用 FPN(Feature

Pyramid Networks)和 PAN(Path Aggregation Network)二者结合的结构,如图 3 所示,其主要作用是融合特征。在 Neck 网络中使用借鉴 CSPnet 设计的 CSP2 结构,相较于 YOLOv4 的普通卷积操作具有更强大的特征融合能力。YOLOv5 的 FPN 结构是自顶向下的,能够有效传达语义特征,而两个 PAN 结构组成自底向上的金字塔,能够有效传达定位信息。这种 Neck 网络加强了模型的特征融合,能够有效避免在特征提取过程中图像局部信息被忽略的问题。

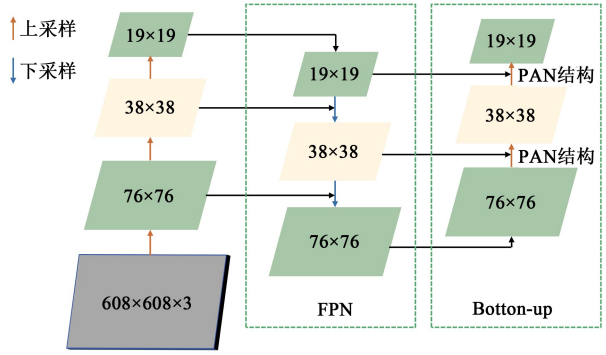


图 3 Neck 网络结构

d)预测端 Prediction。

YOLOv5 预测端的损失函数由三部分组成,分别为分类损失、置信度损失和定位损失。其中,分类损失和置信度损失通过二元交叉熵函数来计算,定位损失通过预测框和真实框的交并比、相对位置等信息计算。模型使用非极大值抑制筛选预测框,即通过抑制置信度非极大值的预测框实现从多个框中选出最佳结果。首先,对于某一目标类别,将所有预测框按类别置信度从高到低排序,并选出最高置信度的预测框作为基准框。其次,计算剩余预测框与基准框的交并比,若大于设定阈值,则剔除该预测框。通过多轮非极大值抑制,最终筛选出局部精确度最高的预测框。

2 改进 YOLOv5 算法

2.1 改进模型结构

从 FISH 荧光图像特点分析,图中细胞与背景对比度小,二者难以区分,因此使用算法检测细胞时有部分细胞难以检出。考虑在模型中加入图像处理模块以改善图像的视觉效果,从而突出细胞特征,改善模型性能。空域图像增强是图像处理中增强图像对比度的典型方法,常见的方法是基于像素点对图像灰度进行点操作。将原图像像素灰度值转换为处理后图像像素灰度值的函数称为灰度变换函数,根据函数性质可以分为线性变换函数和非线性函数。选择线性变换函数对彩色图像 RGB 三通道进行变换,结果图像灰度值和原图像灰度值关系为:

$$g(x,y)=\alpha\times f(x,y)+\beta \tag{1}$$

式中,$f(x,y)$和 $g(x,y)$分别表示原图像和结果图像在(x,y)位置处的灰度值,α 为增强系数,β 为偏移量。当 α 大于 1 时,图像对比度增大,反之对比度减小。

在 YOLOv5 神经网络模型的输入端添加空域图像增强模块,该模块以线性灰度变换为核心,增强图像特征和对比度,改进的 YOLOv5 模型结构如图 4 所示。在加入空域图像增强模块后,输入端使得图像具有更高对比度,细胞特征更加明显,训练得到的模型能够适应具有更大图像对比度范围的样本数据集;在使用模型测试时,能够自动将输入的低对比度图像进行空域增强,使得与背景相似的细胞特征变得更加明显,从而更容易检测出原本难以检出的细胞,提高模型性能。

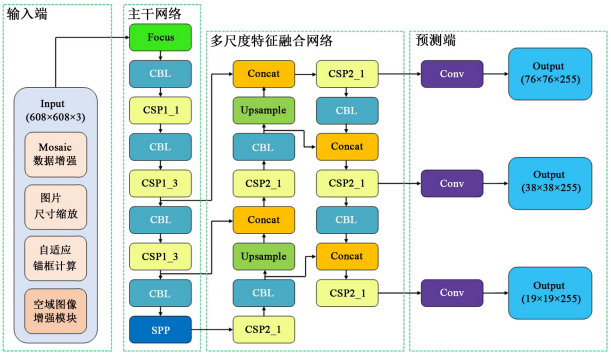


图 4 改进的 YOLOv5 神经网络模型

2.2 数据集与环境配置

全部荧光图像数据集共包含 550 张图像,图像尺寸为 1 600×1 200,共包含的细胞数量约 10 000 个。为了进行模型参数整定,从全部数据集中随机选取 250 张图像作为实验数据集,其中,80%作为训练集,共 200 张图像;另外 20%作为测试集,共 50 张图像。使用 LabelImage 软件对训练集图像进行标注,标签种类只有细胞一种,如图 5 所示。标注完毕后,将软件得到的 xml 文件转换成 txt 文件,该 txt 文件即为训练集图像对应的标签文件,文件内容为目标框的类别索引、框中心坐标,以及框的宽度和高度。

实验所用的训练环境如表 1 所示。

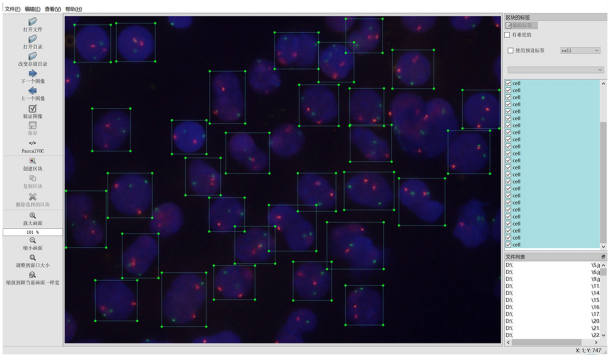


图 5　使用 LabelImage 标注的训练集

表 1　训练环境

项目	参数
操作系统	Win10
CPU	AMD Ryzen 9 3950X 16-Core Processor@3.5 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti
内存容量/GB	128
Python	3.8
Pytorch	1.7.1

模型评估指标有精度 P(Precision)、召回率 R(Recall)、训练损失 Loss、平均精度均值(Mean Average Precision,mAP)、细胞真检数量和细胞识别率等参数。根据被检测目标的性质,将目标分为真阳性、假阳性、真阴性和假阴性,则精度 P 表示预测出的阳性结果中正确的比例,用以评估模型的查准率;召回率 R 表示预测出的正确阳性结果占实际阳性结果的比例,用以评估模型的查全率。平均精度均值 mAP 作为模型的重要评价指标,是综合精度 P 和召回率 R 所得到的参数,而训练损失 Loss 用来评估模型的收敛性能。用模型做实际检测时,模型检测数量是模型在测试集上检测出来的细胞数量的总和,细胞真检数量是指模型检测结果中正确的细胞数量总和,而细胞识别率为细胞真检数量与待检细胞数量的比值。本文中,采用细胞识别率作为评估模型检测效果的最终指标。

2.3　模型参数整定

采用 YOLOv5s 模型训练,模型输入图片尺寸(img-size)为 640×640,批大小(batch-size)设置为 16。模型训练时,迭代次数(epoch)设置过大容易产生过拟合。为了得到最佳迭代次数,设置 epoch 从 100 到 300 每隔 25 取值分别训练,通过训练得到的 mAP 作为选择 epoch 的标准。得到 mAP 关于 epoch 的变化曲线如图 6 所示,可以看出,随着迭代次数增多,模型的 mAP 总体呈上升趋势。当迭代次数大于 200 时,mAP 增长较为缓慢,在 $epoch=250$ 时取得极值 0.986,在 $epoch=300$ 时取得极值 0.989,由于两极值相差不大,为了防止模型过拟合,最终选择迭代 250 次。

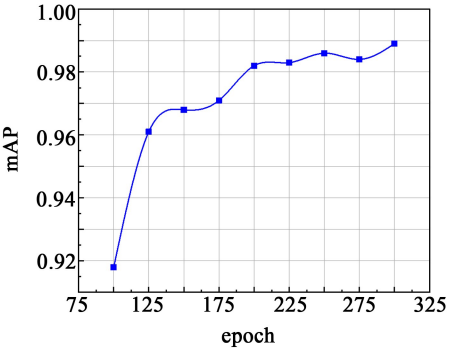
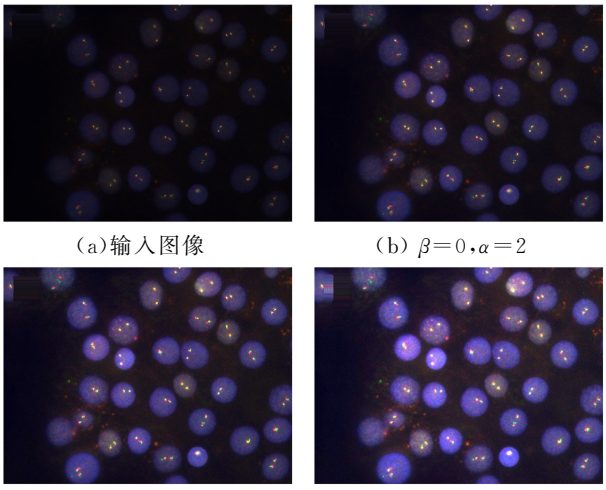


图 6　mAP 关于 epoch 的变化曲线

为了初步确定模型中空域图像增强模块的增强系数,以图 7(a)作输入图像为例,在模型输入端添加断点,输出其线性灰度变换后的图像进行分析。在偏移量 β 取值为 0,增强系数 α 分别取 2,3,4 时模型输出的变换后图像分别如图 7(b)、(c)、(d)所示。从图中可以看出,随着增强系数不断增大,图像对比度不断增强,当增强系数 $\alpha=2$ 时,原图中难以区分的细胞已经能够与背景区分开来;相较于图 7(b),增强系数 $\alpha=3$ 得到的图 7(c)对比度更强,但是已经有少数荧光点泛白失真,而增强系数 α 为 4 得到的图 7(d)已经存在许多失真的像素点。因此,为了使模型学习到视觉效果更好的图像,同时考虑保留更多原有图像信息,将增强系数 α 范围定在[2,3]区间内。



(a)输入图像　(b) $\beta=0,\alpha=2$

(c) $\beta=0,\alpha=3$　(d) $\beta=0,\alpha=4$

图 7　荧光图像的灰度线性变换结果

为了得到最佳增强系数 α,在[2,3]区间内每隔 0.2 取值,得到设置了不同增强系数的神经网络模

型，在实验数据集上进行训练和测试，使用模型检出的细胞数量作为模型性能的初步判断指标，分析模型改进效果。图 8 展示了不同增强系数下模型对测试集的细胞数量检测结果，可以看到，当增强系数取 2.6 时，模型的细胞识别数量达到极值，这说明在该增强参数下模型能够达到最优检测效果。因此，将空域增强模块融入模型输入端，设置增强系数 $\alpha=2.6$，得到改进 YOLOv5 模型。

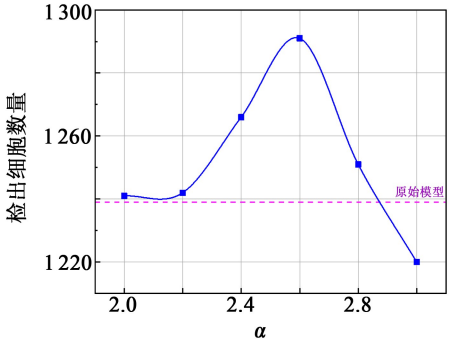


图 8 不同增强系数下的细胞检测数量结果

3 检测结果与应用

3.1 检测结果与分析

为了进行模型对比，将原始 YOLOv5 模型与改进 YOLOv5 模型应用于全部数据集（其中，80％作为训练集，共 440 张图像；另外 20％作为测试集，共 110 张图像，共包含 2 144 个待检细胞），得到训练和测试结果。使用原始 YOLOv5 模型得到的结果曲线如图 9 所示，数据显示，训练大约 200 个 epoch 之后，准确率和召回率趋于稳定；训练结束后，模型的准确率 P 达到 0.684 0，召回率 R 为 0.999 7，平均精度均值 mAP 达到 0.981；对于模型收敛性能，其训练损失 Loss 可以在 30 个 epoch 之后降低到 0.2 以下，训练结束后最终训练损失为 0.093 44。对于该荧光图像测试集，原始模型对细胞的真检数量为 1 768 个，细胞识别率为 82.46％。

改进 YOLOv5 模型的训练结果如图 10 所示。训练大约 200 个 epoch 之后，准确率和召回率也趋于稳定；训练结束后，改进模型的准确率 P 达到 0.688 2，召回率 R 为 0.999 7，平均精度均值 mAP 达到 0.983；模型训练损失 Loss 在 20 个 epoch 之后就降低到 0.2 以下，训练结束后最终训练损失为 0.094 16。对于相同数据集，改进模型的细胞真检数量为 1 965 个，细胞识别率为 91.65％。

从原始 YOLOv5 模型和改进 YOLOv5 模型的结果数据看出，改进模型的召回率 R 与原始模型一致，且准确率 P 和平均精度均值 mAP 均有所提升，说明改进模型具有更好的训练效果；且改进模型的训练损失 Loss 能够比原始模型在更短的训练轮次内下降到 0.2 以下，这说明改进模型比原始模型的收敛速度更快；在细胞识别率上，改进模型比原始模型提升了 9.19％，这说明改进模型能够准确检测出图像中更多的细胞，具有更佳的检测效果。

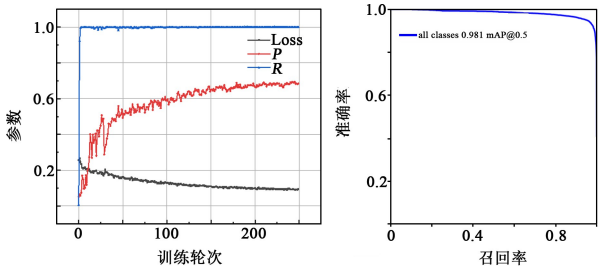


图 9 原始 YOLOv5 模型的结果曲线

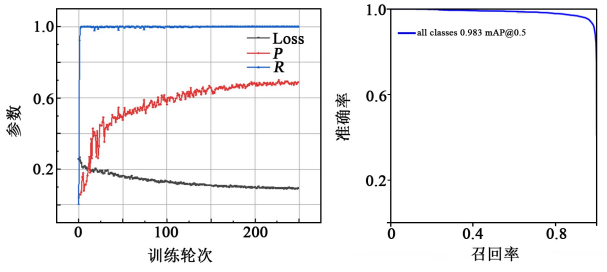
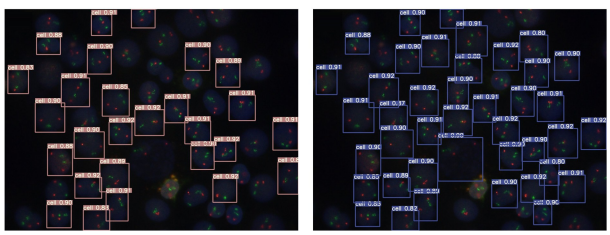


图 10 改进 YOLOv5 模型的结果曲线

对于同一张荧光图像测试，原始和改进 YOLOv5 模型的可视化检测结果分别如图 11 所示。图(a)是原始模型的检测结果，共检测出细胞 27 个，图(b)是改进模型的检测结果，共检测出细胞 41 个。从图中可以看出，对于原始模型能够检测出的细胞，改进模型依然能够检测到，并且 60％以上的细胞具有更高的置信度；另外，改进模型能够检测出更多原始模型未检出的细胞，且该部分细胞的平均置信度在 85％以上。这说明改进模型对于目标的特征识别能力更强，在细胞检测上的结果更优。



(a) 原始 (b) 改进

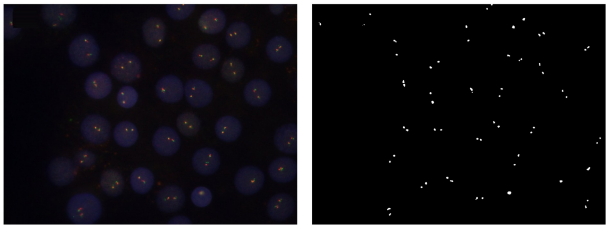
图 11 原始模型和改进模型的结果对比

3.2 细胞检测应用

FISH 荧光图像判读阳性结果分为多种，本文

以基因扩增状态判别为例，研究荧光图像智能结果判读。人工对荧光图像进行扩增结果判读分为以下几步[3]：首先，对于图像内的待检细胞，分别对细胞内红色和绿色荧光信号点进行计数，根据两种颜色信号点的比值判断该细胞是否为阳性细胞；其次，在一定数量的细胞中，计算其中阳性细胞所占的比例，当阳性细胞比例超过阈值时，判定样本为阳性样本。从判读过程可以看出，荧光图像智能结果判读需结合细胞检测算法和荧光点检测算法。

由于图像中的荧光点为红色和绿色两种信号，与细胞区域和背景颜色具有高对比度，因此使用阈值分割的方法进行荧光点检测。荧光图像是 RGB 三通道彩色图像，因此提取荧光点可以直接对 R 通道和 G 通道进行操作。以图 12(a)所示的荧光图像为例，从中提取红色荧光点。算法首先根据图像 R 通道的灰度分布数据得到全局灰度阈值，对图像进行阈值分割，得到分割后的图像为图 12(b)，可以看到，红色荧光点在分割后的图像中变为白色连通区域，与黑色背景区分明显，之后，对连通区域计数，得到图像中的红色荧光点的位置坐标和个数。



(a) 分割前　　(b) 分割后

图 12　图像的红色荧光点检测结果

结合算法和人机交互界面，自主开发了荧光图像智能检测软件，软件界面如图 13 所示。医生任意选择荧光图像，软件自动使用算法检测出该图像中的细胞和荧光点的位置和数量信息，得到最终判读结果，供医生参考。界面由工具栏和主功能区组成，工具栏包括选择图像、切换图像、结果查询和保存等功能，主功能区主要用来显示检测过程的可视化结果和检测数据。使用时，首先点击工具栏中的“选择图像”按钮，即可选择待检测的原始图像，选择完毕会后在“输入图像”显示框中显示。然后，点击“开始检测”按钮，系统使用算法对输入图像进行检测，完毕后在主功能区左侧显示细胞检测、红色荧光点、绿色荧光点的可视化结果，在主功能区右上方显示检测到的结果数据，包括细胞个数、红色荧光点个数、绿色荧光点个数和阳性细胞所占比例。将检测到的阳性细胞比例与标准阈值进行比较，得到最终判读结果。

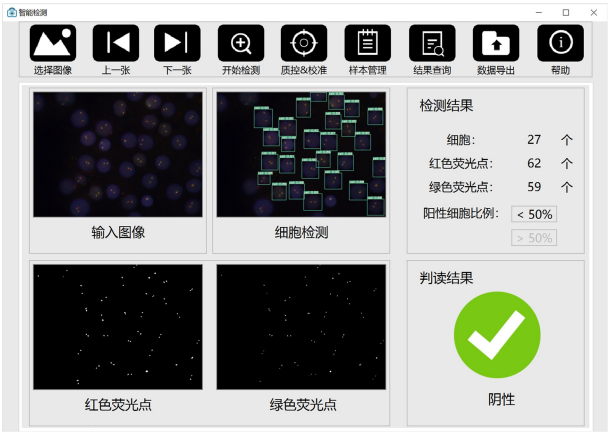


图 13　荧光图像智能检测软件界面

图 13 同时也展示了典型红绿荧光融合图像输入智能检测软件所得到的结果。对于该输入图像，算法检测得到图像中细胞个数为 27，红色荧光点个数为 62，绿色荧光点个数为 59，阳性细胞所占比例小于 50%，最终判读结果为阴性。从智能检测结果数据可以看出，算法已经能够准确识别出大部分的细胞和荧光点，并得到其位置和数量等信息，能够得到判读结果，为医生节省了大量时间和精力。

4　结语

为了解决人工对 FISH 荧光图像分析劳动强度大、主观性强，而自动图像处理因图像对比度低、细胞形态多变等特点导致细胞识别难度大的问题，本文针对 FISH 荧光图像细胞智能检测提出一种基于融合空域图像增强的改进 YOLOv5 算法。使用荧光图像数据集进行了模型参数整定，选择了空域图像增强模块的最佳参数，实验结果显示，改进 YOLOv5 模型比原始 YOLOv5 模型的收敛速度更快，训练准确率更高，平均精度均值 mAP 达到 0.983，在测试集上的细胞识别率达到 91.65%，比原始 YOLOv5 模型提升了 9.19%，结合荧光点检测算法能够实现荧光图像智能检测，给出判读结果，具有很好的应用前景。

参考文献：

[1] 《荧光原位杂交检测技术共识》编写组. 荧光原位杂交检测技术共识[J]. 中华病理学杂志，2019，48(9)：677-681.
Compiling group of fluorescence in situ hybridization detection technology consensus. Consensus on fluorescence in situ

hybridization detection technology[J]. Chinese J. of Pathology, 2019, 48(9): 677-681.

[2] 姜春秀, 姚 伟, 张木清, 等. 新型寡聚核苷酸荧光原位杂交: 发展与应用[J]. 植物遗传资源学报, 2023, 24(2): 349-356.
Jiang Chunxiu, Yao Wei, Zhang Muqing, et al. New oligonucleotide fluorescence in situ hybridization: development and application[J]. J. of Plant Genetic Resources, 2023, 24(2): 349-356.

[3] 李月娇. FISH 图像基因扩增状态判别算法研究[D]. 福州: 福州大学, 2013.
Li Yuejiao. Research on recognition algorithm to evaluate gene amplification status in FISH image [D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2013.

[4] 吴 毅, 张小勤. 人工智能在医学图像处理中的研究进展与展望[J]. 第三军医大学学报, 2021, 43(18): 1707-1712.
Wu Yi, Zhang Xiaoqin. Research progress and prospects of artificial intelligence in medical image processing[J]. J. of the Third Military Medical University, 2021, 43(18): 1707-1712.

[5] Shahalinejad S, Nooshyar M. Segmentation of retinal blood vessels in glaucoma using a comparative study of edge detection methods in medical image processing [J]. J. of Clinical and Experimental Ophthalmology, 2021, 12(6): 892.

[6] 杨 冉. 细胞 FISH 图像分割、计数和检索研究[D]. 新乡: 河南师范大学, 2016.
Yang Ran. Research on cell fish image segmentation, counting and retrtieval[D]. Xinxiang: Henan Normal University, 2016.

[7] Markiewicz T, Cichowicz M, Kozłowski W. Alternative colour space construction of the stain reaction in FISH image analysis for quantification of the HER2 gene amplification[J]. Przeglad Elektrotechniczny, 2012, 88(3A): 10-12.

[8] Shirley J W, Ty S, Takebayashi S, et al. FISH Finder: A high-throughput tool for analyzing FISH images [J]. Bioinformatics, 2011, 27(7): 933-938.

[9] 刘树杰. 基于卷积神经网络的红细胞检测和计数方法[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
Liu Shujie. Red blood cell detection and counting based on convolutional neural network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.

[10] 李增辉, 王 伟. 基于深度学习的医学图像分割方法研究进展[J/OL]. 电子科技, (2022-12-05) [2023-5-27]. https://doi.org/10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2024.01.011.
Li Zenghui, Wang Wei. Research progress in medical image segmentation methods based on deep learning [J/OL]. Electronic Technology, (2022-12-05) [2023-5-27]. https://doi.org/10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2024.01.011.

[11] Jin H S, Cho H, Huang J F, et al. Hovering control of UUV through underwater object detection based on deep learning[J]. Ocean Engineering, 2022, 253: 111321.

[12] Zhang N, Donahue J, Girshick R, et al. Part-based R-CNNs for fine-grained category detection [C]// Computer Vision-ECCV 2014: the 13th European Conf., Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proc., Part Ⅰ 13. Springer International Publishing, 2014: 834-849.

[13] Girshick R. Fast R-CNN [C]// Proc. of the IEEE Inter. Conf. on Computer Vision, 2015: 1440-1448.

[14] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

[15] 龙 赛, 宋晓凤, 张 苏, 等. 改进 YOLOv5s 的航拍图像车辆检测研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(10): 22-29.
Long Sai, Song Xiaofeng, Zhang Su, et al. Research on improving YOLOv5s for aerial image vehicle detection [J]. Laser Magazine, 2022, 43(10): 22-29.

[16] Hu W, Xiong J, Liang J, et al. A method of citrus epidermis defects detection based on an improved YOLOv5 [J]. Biosystems Engineering, 2023, 227: 19-35.

[17] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.

[18] 何 颖, 陈丁号, 彭 琳. 基于改进 YOLOv5 模型的经济林木虫害目标检测算法研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(4): 106-115.
He Ying, Chen Dinghao, Peng Lin. Research on economic forest pest target detection algorithm based on improved YOLOv5 model [J]. China J. of Agricultural Machinery Chemistry, 2022, 43(4): 106-115.

作者简介:

谭鑫平(1999—),男,湖南省衡阳市人,硕士研究生,主要研究方向为深度学习和数字图像处理;

刘智勇(1990—),男,湖北省监利市人,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为机电装备开发、微纳米加工制造。