

基于改进 EfficientDet 的药丸检测算法^{*}

王敏 王康 李晟 孙硕 吴佳
(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 针对药剂师在药丸分拣过程中因疲劳而出错的问题,本文提出了一种基于改进 EfficientDet 的药丸检测算法。首先,引入 Mosaic 数据增强技术来提高采样数据的复杂度;然后,对主干网络 EfficientNet 进行改进优化,嵌入了 CBMA 模块的特征融合层,通过增强学习特征提高对药丸关键特征的提取能力;最后,对 BiFPN 特征融合部分增加了下层到上层的跨级数据流,通过充分利用多级数据,提高了不同层次的多尺度特征融合效率。实验表明,改进后的 EfficientDet 算法在测试中 mAP 值达到 99.84%,相比较原始 EfficientDet 算法提高了 0.65%,同时也比 YOLOv3, YOLOv4 和 YOLOv4-Tiny 等性能较好的目标检测网络具有更高的准确率和更好的实际应用性。

关键词: 深度学习;药丸检测;EfficientDet;CBMA;目标检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Pill detection algorithm based on improved EfficientDet

Wang Min Wang Kang Li Sheng Sun Shuo Wu Jia

(School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the problem that pharmacists make mistakes due to fatigue in the process of pill sorting, a pill detection algorithm based on improved EfficientDet is proposed in this paper. Firstly, mosaic data enhancement technology is introduced to improve the complexity of sampling data. Then, the backbone network EfficientNet is improved and optimized, and the feature fusion layer of CBMA module is embedded to improve the extraction ability of key features of pills by enhancing learning features. Finally, a cross level data stream from the lower layer to the upper layer is added to the feature fusion part of BiFPN. By making full use of multi-level data, the efficiency of multi-scale feature fusion at different levels is improved. Experiments show that the improved EfficientDet algorithm has a map value of 99.84% in the test, which is 0.65% higher than the original EfficientDet algorithm. At the same time, it also has higher accuracy and better practical application than the target detection networks with better performance such as YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv4-Tiny.

Keywords: deep learning; pill detection; EfficientDet; CBMA; object detection

0 引言

据国家食品药品监督管理总局统计,我国每年约有 250 万人因用药错误而面临生命健康,其中约有 20 万人死亡,是全国每年道路交通死亡人数的两倍,医疗失误同时也是第 3 大最常见的死亡原因^[1]。医疗失误的泛起在医学研究所的报告中引起了关注,在研究所的报告中发现,最常见的可预防的医疗失误类型是用药失误,仅仅这一项就导致每年超过 150 万人的生命健康收到损害,并发症的成本费用更是极其昂贵^[2]。

药丸检测是用药安全的重要任务之一,基于视觉外观

的药物正确识别是提高用药安全性的关键步骤。在我国,由于医疗保险政策的要求,住院病人的口服药丸是由住院药房按照规定的剂量分开配药,药剂师需要开包进行配药。这些情况通常需要将药丸从它们原来贴有标签的容器中取出。SFDA 并不强制要求药丸具有印记代码,因此当包装被移除时,由于一些固体口服剂型在大小、形状或颜色上彼此不能清楚地区分,医院药剂师可能难以区分药丸,像这样外观相似但无法辨认的药丸如果一不小心弄混就必须被丢弃,这也导致了医疗资源浪费。解决这个问题不仅需要药剂师具备长期的知识和经验,还需要对工作的高度关注^[3]。然而随着中国人口的增长和老龄化,医疗需求不断增加,这

收稿日期:2022-04-11

* 基金项目:国家自然科学基金(41775165,41775039)、南京信息工程大学人才启动经费(2021r034)项目资助

对有限的医疗资源造成了相当大的压力^[4]。在许多现有的医院和药店中,药剂师根据处方进行人工分拣和包装药丸,这是一个十分耗时的过程。此外,简单的重复性任务也会使人疲劳,从而导致在药丸分拣过程中出错,往往这种情况会导致医疗事故^[5]。尽管一些大医院现在已经采用了昂贵的自动药片分发机,但似乎灌装错误、药物意外落入机器以及其他人为错误仍然不可避免^[6],因此想要解决这个问题,我们需要在药丸分发给病人之前,进行检验核实所分发给病人药丸的准确性。

近年来,随着深度学习的快速发展,深度学习在计算机视觉、医学图像处理等领域得到了广泛的应用。在药物发现^[7]、药物生产^[8]和药物半定量^[9]方面都取得了一些进展,但在药丸识别方面的研究却很少。比如 Swastika 等^[10]提出使用 3 个 LeNet 或 AlexNet 模型来提取药丸的 3 个主要特征,形状、颜色和印记,并将 3 个 CNN 组合成一个集成网络用于药丸识别,该网络对 24 000 张 8 种药丸的图像进行了训练,识别准确率达到 99.16%,但由于药丸种类很少且形状差异很大,因此并不能做到泛用和实用性。Ou 等^[11]提出了一种类似于基于 ResNet 的两阶段目标检测算法的毒品药丸检测系统用于定位检测,训练集包括 131 个类别和 1 680 幅用于训练的图像,经过训练的网络 Top-1 准确

率为 79.4%,尽管采用多种药丸进行识别,但是由于医疗方面对待准确率的严格性,这样的模型准确率是无法进行医院药房的实际工作。

模型的准确性及泛用性是决定药丸检测算法能否辅助药剂师工作的基本指标,此外,模型的效率也很重要。例如,模型计算时间太长,就不适合在繁忙的环境中使用。因此本文提出一种基于 EfficientDet 轻量级药丸检测算法,不但采集了多种药丸类别进行实验,而且拥有高精度,而且模型很小,更利于在移动端或嵌入式设备上部署,从而来辅助药剂师和其他医疗保健工作者进行分配和检查药丸。

1 EfficientDet 算法

EfficientDet^[12]是谷歌团队在 CVPR2020 上提出的一种目标检测算法。从图像分类到目标检测,它被视为 EfficientNet 的延伸,同时还平衡了时效性和准确性。EfficientDet 由 3 部分组成,如图 1 所示。第 1 部分是用于提取特征的 EfficientNet 网络,输入图像由 EfficientNet 以 5 种不同比例的特征图输出。第 2 部分是双向特征金字塔网络(Bi-directional Feature Pyramid Network, BiFPN)对提取的特征图进行多尺度特征融合,以获得更丰富的特征信息。第 3 部分是预测网络,用于对物体进行分类和定位。

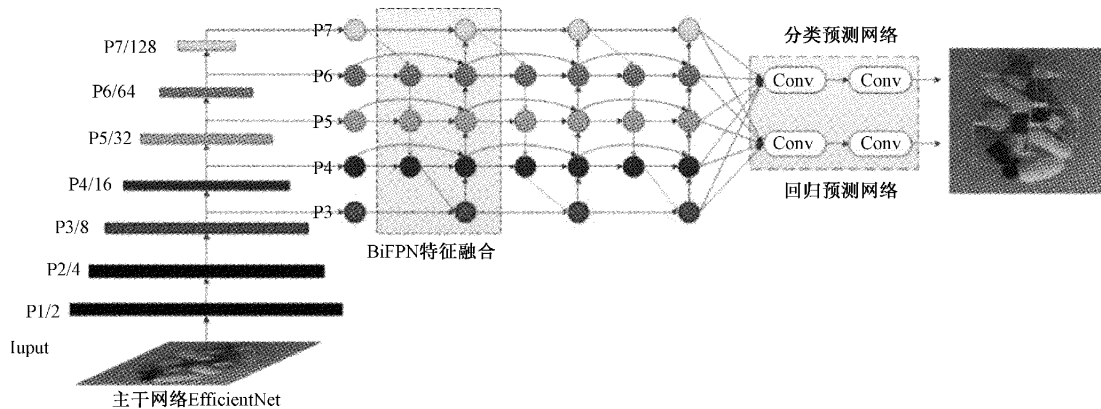


图 1 EfficientDet-D0 算法网络结构图

EfficientNet 的主干特征提取网络由 8 个卷积层组成。除了第一层上的普通卷积(Conv+BN+Swish)操作外,其他所有层都是由卷积块 MBConv 进行堆叠的,如图 2 所示。首先,通过普通的 1×1 卷积增加维度。然后,用 SE-Net 信道注意力机制进行 3×3 或 5×5 深度可分卷积。剩下的七层网络可以表示为:MBConv 卷积块在第二层和第八层堆叠一次,第三层和第四层堆叠两次,第五层和第六层堆叠三次,第七层堆叠四次。其中第四、第六和第七层都采用 5×5 可分离卷积,其他层使用 3×3 可分离卷积。因此随着特征提取网络的深度增加,骨干网络的第四、第六和第八层分别作为有效特征层 P3、P4 和 P5 层输出,接着还需要对 P5 层进行两次下采样获得 P6 和 P7 层,将这 5 个有效特征层传入中间的加强特征提取网络进行进一步

的特征提取。

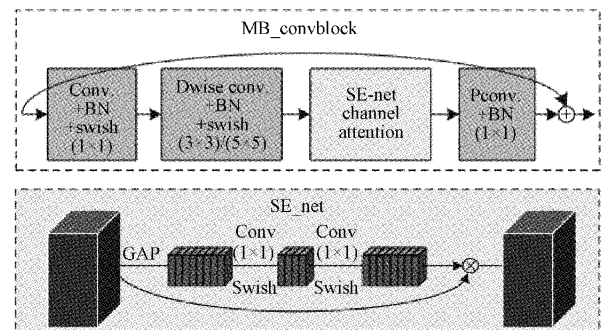


图 2 MBConv 卷积模块

加强的特征提取网络 BiFPN 增加了 FPN 中所没有的

自下向上路径的融合,并且通过使用跳跃连接提高了效率,使得网络在不增加额外计算参数的情况下可以更充分地融合不同尺度的特征。加强的特征提取网络是由 3 个串行连接的 BiFPN 层组成的,融合特征后,输出 5 个语义信息丰富的特征映射,用于最终的分类和定位信息检测。在融合的 5 个特征映射上分别进行两个深度可分离的卷积操作,从而预测最终的分类和定位信息。

2 改进的 EfficientDet 算法

2.1 Mosaic 数据增强

Mosaic 数据增强是与 YOLOv4 算法^[13]同时提出的一种新型数据增强方案。它是从 CutMix 增强发展而来的,能够利用少量样本提高图像背景的复杂性,从而提高模型的泛化能力。因此,在这项研究中采用了 Mosaic 增强。考虑到 EfficientDet 是一个端到端的网络,采用了端到端的网络,并将数据增强嵌入到模型训练中。

具体 Mosaic 数据增强流程如图 3 所示。首先,从药丸样本数据集中选择一批。接下来,从该批图像中随机选取 4 幅图像,并通过拼接这 4 幅所选图像的左上、右上、左下和右下部分来生成一幅新图像;重复此步骤,直到创建新的批次;最后,将新生成的批次和以前的样本反馈给模型进行训练。但是用于训练的样本总数并没有改变,这使得网络能够以端到端的方式在训练之前执行数据增强。

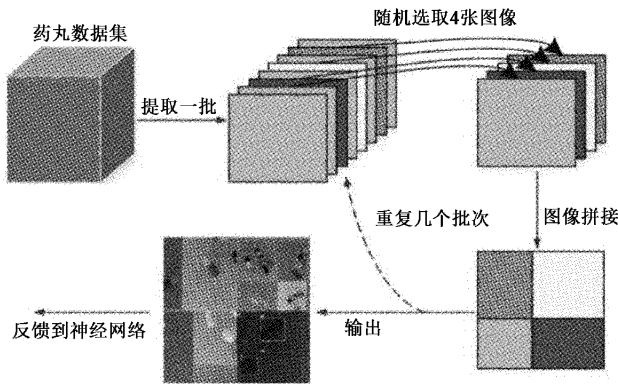


图 3 Mosaic 数据增强流程图

2.2 改进的 EfficientNet 主干网络结构

尽管 EfficientDet 模型通过 BiFPN 充分融合特征,来提高目标检测的准确性,但由于药丸种类很多且相似度高,将 EfficientDet 直接应用到药丸图像检测中仍存在不足。在 EfficientNet 网络中使用的 SE (squeeze-and-excitation) 模块会造成信道信息的部分丢失,容易忽略特征图中的细节信息,不利于对药丸图像中的目标进行很好的分类和检测。因此针对这一问题,我们引入卷积注意力模块 CBMA(convolutional block attention module) 机制,提高网络对药丸检测的精度。

近年来,在人类视觉注意力机制的启发下,注意力机制也被广泛使用。注意力机制是通过增强学习特征来提

高网络性能的有效途径。Woo 等^[14]提出了一个卷积块注意力模块 CBMA,一个从空间维度和通道维度进行双重特征权重标定来提升网络准确率。受此启发,在 EfficientNet 网络中嵌入了 CBAM 模块,有效地利用了通道和特征空间位置信息之间的相互依存关系,提高网络的特征提取能力,对通道特征具有强化重要信息,抑制无关信息的作用,并使网络能够提取更多关键的药丸特征信息。

CBAM 中包含两个子模块:通道注意力模块(channel attention module, CAM)和空间注意力模块(spatial attention module, SAM)。通道注意力模块主要是针对每个通道,并在每个通道维度中学习不同的权重。在目标检测中通道注意力可看作根据上下文语义选取相关特征的过程,当要预测目标时,此目标对应的特征图就会被分配更大的权重,以便网络能够进行更精确的药丸分类。

改进后的 EfficientNet 主干网络结构如图 4 所示。本文将 EfficientNet 网络中前一个卷积块输出特征向量作为 CBAM 的输入,首先进入通道注意力模块,通过平均池化(average pooling)层和最大池化(max pooling)层获取每个通道上的平均信息及通道上的显著性信息,再通过共享全连接层输出 2 个特征进行求和运算,并将结果经过 Sigmoid 激活函数得到一维的通道注意力权重;然后通过广播机制得到中间层特征,作为 CBAM 空间注意力模块的输入特征,在通道维度上依次通过 Max Pooling 层和 Average Pooling 层,将两次池化后的结果再经过一个卷积层,通过 Sigmoid 激活函数输出得到的空间注意力特征;然后再将空间注意力特征以广播的形式发送给通道注意力特征,以获得整个 CBAM 模块的最后特征,其中通道注意力侧重于关注药丸的高级语义特征信息,空间注意力侧重于关注重要特征的空间位置,使网络能够侧重于感兴趣的区域;最后,对获得的特征信息进行两次下采样,分别获得 P6 和 P7 特征层。

2.3 改进的 BiFPN 特征融合

对多尺度特征进行有效表示和处理是目标检测网络的主要难点。EfficientDet 中的 BiFPN 特征融合,如图 5(a)所示,使用了双向的特征融合路径提高了高层级和低层级之间特征信息的传输效率,加入跳跃连接融合更多特征信息,删除只有一个输入的节点以简化网络。

为了解决不同输入特征具有不同分辨率输出不均匀性的问题,BiFPN 对每个输入增加权重,使网络了解每个输入的重要性。快速归一化特征融合的公式如下:

$$O = \sum_i \frac{\omega_i}{\epsilon + \sum_j \omega_j} I_i \quad (1)$$

其中, O 是特征融合的输出, ω_i 和 ω_j 是可学习的权重, I_i 是向量,为避免数值不稳定性, ϵ 取值 0.000 1,快速融合方法与基于 Softmax 的融合方法具有非常相似的学习行为和准确性,其中 $\omega_i \geq 0$,再通过 Relu 函数来确保数值的稳定,这里以第六层为例,介绍该层输出表达式为:

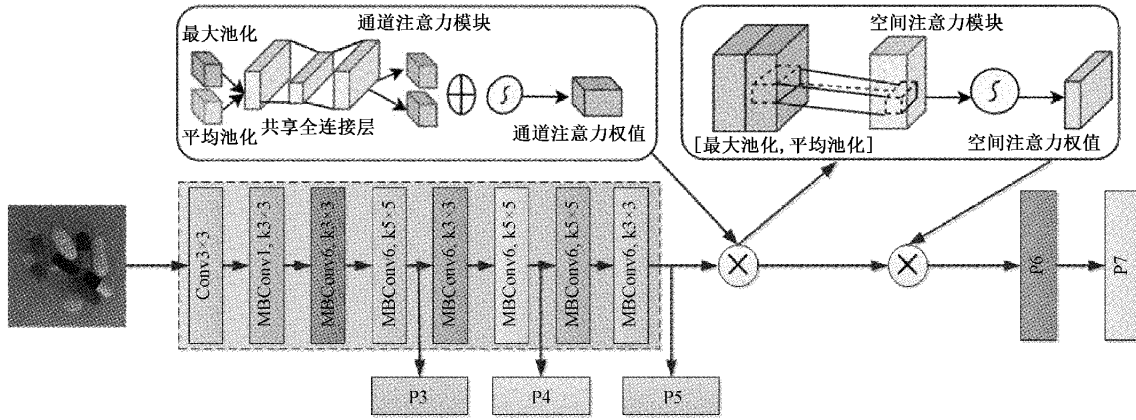


图 4 改进的 EfficientNet 主干网络结构

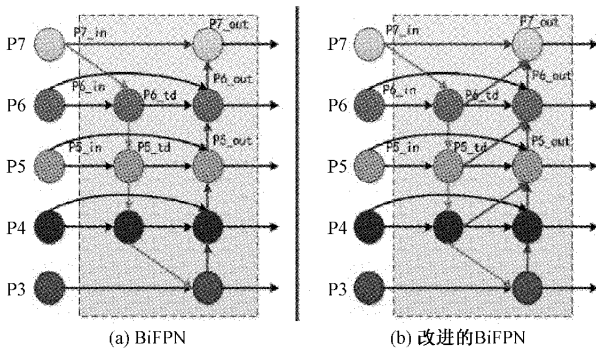


图 5 改进的 BiFPN 网络结构

$$P_6^{td} = \text{Conv}\left(\frac{\omega_1 P_6^{in} + \omega_2 \text{Resize}(P_7^{in})}{\omega_1 + \omega_2 + \epsilon}\right) \quad (2)$$

$$P_6^{out} = \text{Conv}\left(\frac{\omega'_1 P_6^{in} + \omega'_2 P_6^{td} + \omega'_3 \text{Resize}(P_5^{out})}{\omega'_1 + \omega'_2 + \omega'_3 + \epsilon}\right) \quad (3)$$

其中, P_6^{in} 和 P_7^{in} 表示输入特征, P_6^{td} 表示第六层自上而下路径上的中间特征, P_5^{out} 和 P_6^{out} 分别表示第五和第六层在自下而上路径上的输出特征, ω_1 和 ω_2 为 P_6^{td} 的输入权重, ω'_1 、 ω'_2 和 ω'_3 是 P_6^{out} 的输入权重。

由于 BiFPN 不同层级之间也存在丰富的特征信息,为了更充分地利用不同层级的语义和位置信息,在 BiFPN 的设计基础上增加数据流,将下层节点特征融合到上层节点中共同学习,增加了跨级的数据流,提升了此网络的性能,其网络结构如图 5(b)所示,其中红色线条为增加的跨级数据流路径。改进后的 BiFPN 特征融合在第六层的公式如下:

$$P_6^{td} = \text{Conv}\left(\frac{\omega_1 P_6^{in} + \omega_2 \text{Resize}(P_7^{in})}{\omega_1 + \omega_2 + \epsilon}\right) \quad (4)$$

$$P_6^{out} = \text{Conv}\left(\frac{\omega'_1 P_6^{in} + \omega'_2 P_6^{td} + \omega'_3 \text{Resize}(P_5^{out}) + \omega'_4 P_5^{td}}{\omega'_1 + \omega'_2 + \omega'_3 + \omega'_4 + \epsilon}\right) \quad (5)$$

其中, P_5^{td} 是表示第五层自上而下路径上的中间特征, ω'_4 是 P_6^{out} 的输入权重,其他变量含义用以上公式解释。

3 实验结果与分析

3.1 实验平台

本文的实验平台使用 Linux 系统, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-11200H CPU@2.40 GHz, GPU 为 NVIDIA RTX2080Ti, 11 G 运行内存。模型采用 Pytorch1.7.1 框架, 编程语言采用 Python3.7。

3.2 数据采集

深度学习模型的训练通常需要许多数据样本来获得可靠的参数和模型^[15]。在 2016 年, 美国国家医学图书馆发表了关于药丸识别的算法挑战竞赛, 并公开发布了药丸图像数据集。然而, 该数据集是针对单个药丸图像做分类任务, 每类药丸只有正反面两张图像, 其中还有一些种类的药丸没有印记代码, 所以这个药丸数据集用于本文的检测是不合适的。因此我们决定自己创建一个药丸数据集用于本文的训练与测试。

本文拍摄药丸图像使用的是海康机器人工业相机, 型号为 MV-CA060-10GC, 将分辨率大小固定为 960×960 , 其中有红霉素肠溶胶囊、氯化钾片、阿莫西林克拉维酸钾胶囊、复合乳酸菌胶囊和依帕司他片等 24 种不同处方的药丸。如图 6(a)所示, 为每种药丸的单片样本图, 由于药丸种类太多且中文名称很杂, 因此我们对每种药丸进行了编号。另外在进行拍摄时每张图像的药丸数量都 ≥ 3 个, 共拍摄了 3 000 张图像, 以训练集: 验证集: 测试集为 7:2:1 的比例进行数据集的随机划分, 图 6(b)为 4 张数据集样本图片。

之后再利用 Labelimg 标注软件^[16]进行手工标注, 自动生成相应图片中每个药丸位置信息的 xml 标签文件, 最后将制作好的数据集保存为 PASCAL VOC2007 格式, 以便于网络的训练和测试。

3.3 网络训练

本实验模型训练的超参数设置如下: 初始学习率为 10^{-2} , 并使用余弦退火策略控制训练过程中学习率的变化, 实验在训练和测试中所设置的图片大小为 224×224 , batch-size 大小设置为 16, epoch 大小设置为 200。

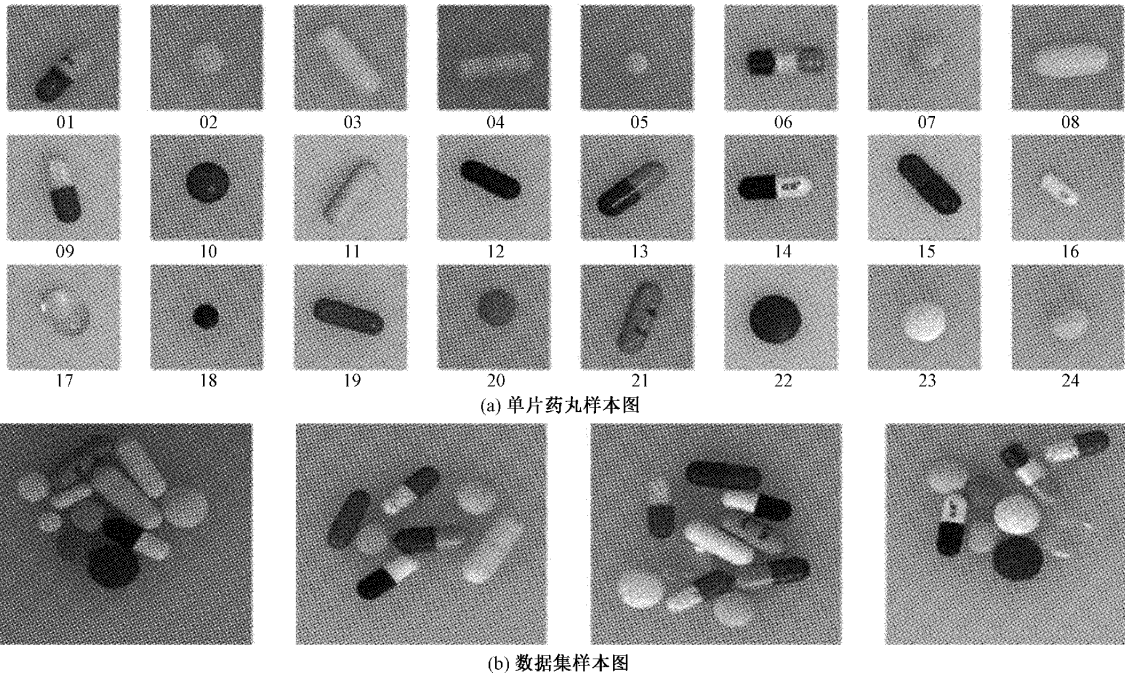


图 6 药丸样本图

本文利用迁移学习的思想,加载在 PASCAL VOC 数据集上已经训练好的 EfficientDet-D0 权重。先冻结主干特征提取网络前端,训练 50 个 epoch,利用已经训练好具有较强特征提取能力的预训练模型先进行特征提取。之后根据训练集和测试集对特征融合网络和分类检测网络的参数,对网络进行微调。最后解冻训练整个网络,训练 150 个 epoch,对整个网络的参数进行训练和调整并输出最后的分类检测结果。如图 7 所示,为网络模型随训练次数增加而变化的训练集和验证集损失函数图。从图 7 中可以看出,网络在 epoch 为 50 时,因网络解冻原因,损失函数会急剧下降,随着迭代次数的进一步增加,损失函数值又逐渐减小趋于稳定。

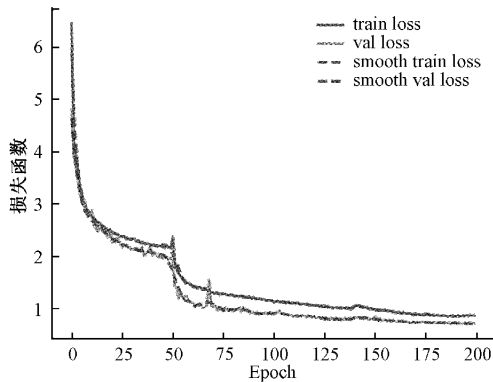


图 7 网络模型损失函数图

3.4 评价指标

药丸的识别检测需要得到目标检测框的位置信息和分类结果,本实验选取的评估指标主要包括精确率(P)、召

回率(R)、平均精确率(AP)和平均 AP(mAP),模型的评价指标对于反应模型的真实性能有着关键的作用,其公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{8}$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^C AP_i}{C} \tag{9}$$

其中,TP 为模型正确检测到的样本数,FP 是检测为正样本但实际为负样本的例子,FN 是检测为负样本但实际是正样本的例子,C 是药丸的种类。

3.5 结果与分析

为了验证改进模型的效果,进行了以下实验来验证不同改进对模型的效果,实验设置如表 1 所示。

表 1 不同的改进方法

实验	Mosaic	CBMA	改进 BiFPN
EfficientDet	×	×	×
改进模型 1	√	×	×
改进模型 2	√	√	×
改进模型 3	√	×	√
本文	√	√	√

其中,改进模型 1 是增加一个 Mosaic 数据增强技术,

改进模型 2 是在增加了 Mosaic 的基础上引入 CBMA 模块,改进模型 3 是在增加了 Mosaic 的基础上对 BiFPN 进行改进。实验结果如图 8 所示。

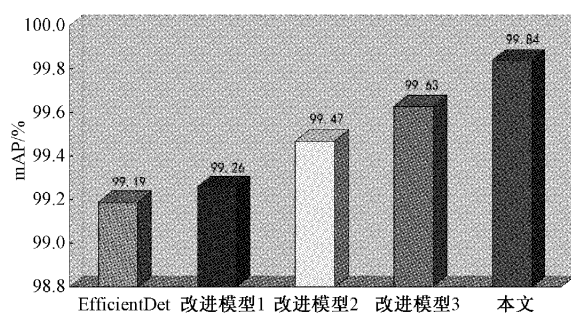


图 8 不同改进方法的 mAP

由图 8 可知,在加入了 Mosaic 数据增强技术后,与原始模型相比评估指标 mAP 提高了 0.07%;在这基础上分别引入了 CBMA 模块和对 BiFPN 改进后,与原始模型相比 mAP 分别提高了 0.27% 和 0.44%;当同时加入所有改进部分时,此时的模型比原模型性能指标 mAP 提高了 0.65%。

为了进一步验证改进后的 EfficientDet 药丸检测算法在目标检测网络方面的优势,将改进后的网络模型结构与其他算法进行对比,实验结果如表 2 所示。

首先在参数量和模型大小方面,本文采用的算法是以 EfficientDet 轻量化网络模型为基础,模型在分类和回归卷积层都采用了“参数共享”的方式来减小模型的参数量,由表 2 可以看出,本文算法的参数量和模型大小要远远小于

表 2 不同检测算法对比

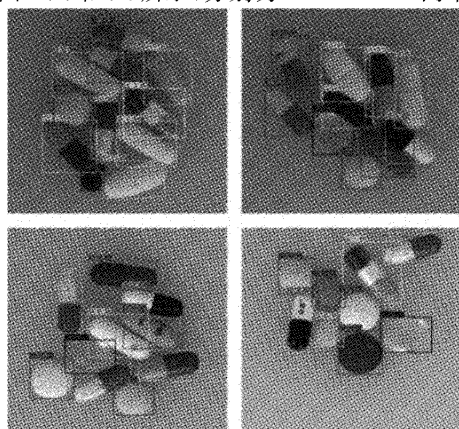
实验	Params 个数	模型大小/M	单张图片处理时间/ms	FPS	mAP/%
YOLOv3	约 6.19×10^7	241.2	约 54.11	18.48	99.20
YOLOv4	约 6.44×10^7	250.7	约 34.23	29.21	99.36
YOLOv4-Tiny	约 6.06×10^6	23.2	约 14.12	70.83	98.52
本文算法	约 3.87×10^6	15.5	约 27.58	46.26	99.84

YOLOv3 和 YOLOv4 两种网络模型,另外还要小于 YOLOv4-Tiny 轻量化网络模型。

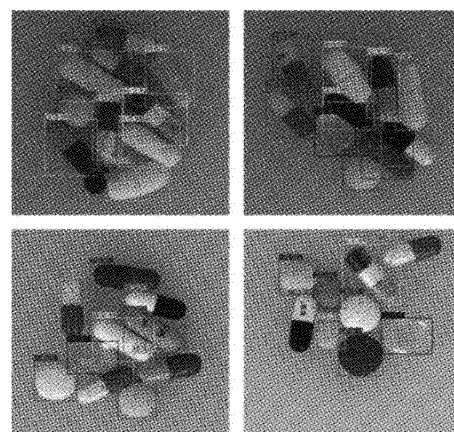
其次在性能指标 mAP 方面,本文在算法上分别改进了 EfficientDet 网络的主干和特征融合部分,在不提高的参数量和计算量的同时,使模型的性能指标 mAP 具有明显的提高,其 mAP 值大于另外 3 种网络。

最后在处理图片速度方面,YOLOv3 算法最差为 18.48 帧/s,YOLOv4 算法 29.21 帧/s,本文算法处理速度为 46.26 帧/s,虽然不如 YOLOv4-Tiny 算法的 70.83 帧/s,但是与相比 YOLOv4 算法提升了 17.05 帧/s,在拥有更高精准度的同时,还拥有更好的实时性,也更易于移植到移动端平台上。因此改进后的药丸检测模型能够很好的完成药丸检测的任务。

如图 9(a)和(b)所示,分别为 EfficientDet 网络和改进



(a) 原 EfficientDet 网络检测结果



(b) 改进 EfficientDet 网络检测结果

图 9 算法检测结果比较

后的 EfficientDet 网络算法检测结果图。观察检测结果可以看出,改进的 EfficientDet 网络模型的检测结果均正确且置信度得分普遍高于原网络模型,符合实际辅助药剂师分拣任务的要求。

4 结 论

针对药剂师在药丸分拣过程中因疲劳而出错的问题,本文提出了一种基于改进 EfficientDet 的药丸检测算法。通过引入 Mosaic 数据增强技术,再对主干网络 EfficientNet 嵌入了 CBMA 模块的特征融合层,再对 BiFPN 特征融合部分增加了跨级的数据流,来大大提升网络的性能。同时使用迁移学习冻结模型前 50 个 epoch,增

加网络训练速度。试验结果相较原始 EfficientDet 算法和其他目标检测算法,药丸检测效果显著提高,可以更精确更快速的检测药丸。

在下一步的研究中,需要增加数据集的多样性,同时优化所提出的药丸检测模型,使其更好的完成药丸检测任务,更高效的应用在药房的药剂师分拣辅助任务中。

参考文献

- [1] BEKKER C L, GARDARSDOTTIR H, EGBERTS T, et al. Unused medicines returned to community pharmacy: An analysis of medication waste and possibilities for redispensing[J]. International Journal of Clinical Pharmacy, 2017, 39(1): 240.
- [2] 陈岳飞,王思思,田明棋,等. 数字孪生技术在医疗健康领域的应用及研究进展[J]. 计量科学与技术, 2021, 65(10): 6-9.
- [3] DUAN J, JIAO F, ZHANG Q, et al. Predicting urban medical services demand in China: An improved grey Markov chain model by Taylor approximation[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2017, 14(8): 883.
- [4] RODRIGUEZ G C G, HERRANZ A A, ESCUDERO V V, et al. Robotic dispensing improves patient safety, inventory management, and staff satisfaction in an outpatient hospital pharmacy[J]. J Eval Clin Pract, 2019, 25(1): 28-35.
- [5] WONG Y F, NG H T, LEUNG K Y, et al. Development of fine-grained pill identification algorithm using deep convolutional network [J]. Journal of Biomedical Informatics, 2017, 74: 130-136.
- [6] USUYAMA N, DELGADO N L, HALL A K, et al. ePillID dataset: A low-shot fine-grained benchmark for pill identification[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 910-911.
- [7] ALIPER A, PLIS S, ARTEMOV A, et al. Deep learning applications for predicting pharmacological properties of drugs and drug repurposing using transcriptomic data [J]. Mol Pharm, 2016, 13(7): 2524-2530.
- [8] GONZALEZ F I, IGLESIAS O M A, ESTEKI M, et al. A critical review on the use of artificial neural networks in olive oil production, characterization and authentication[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2019, 59(12): 1913-1926.
- [9] CHIEN C Y, HSU S W, LEE T L, et al. Using

artificial neural network to discriminate Parkinson's disease from other Parkinsonisms by focusing on putamen of dopamine transporter SPECT images[J]. Biomedicines, 2020, 9(1): 12.

- [10] SWASTIKA W, PRILIANTI K, STEFANUS A, et al. Preliminary study of multi convolution neural network-based model to identify pills image using classification rules[C]. 2019 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), IEEE, 2019.
- [11] OU Y Y, TSAI A C, WANG J F, et al. Automatic drug pills detection based on convolution neural network[C]. 2018 International Conference on Orange Technologies (ICOT), IEEE, 2018.
- [12] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10781-10790.
- [13] 吕禾丰,陆华才. 基于 YOLOv5 算法的交通标志识别技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 137-144.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3-19.
- [15] 张培培,王昭,王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 34-39.
- [16] 薛瑞晨,郝媛媛,张振,等. 基于改进 YOLOv3 的头盔佩戴检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(12): 115-120.

作者简介

王敏,硕士生导师,主要研究方向为计算机视觉,深度学习,图像处理等。

E-mail: yu0801@163.com

王康(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为机器视觉,深度学习等。

E-mail: 706605948@qq.com

李晟,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉,深度学习等。

E-mail: 1667918717@qq.com

孙硕,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉,深度学习等。

E-mail: 1159143907@qq.com

吴佳,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉,深度学习等。

E-mail: 2726178518@qq.com