

基于改进的YOLOv5肺结节检测方法

宋方方, 孙兆永, 田益民, 高 雪

北京印刷学院信息工程学院, 北京

收稿日期: 2023年2月24日; 录用日期: 2023年4月6日; 发布日期: 2023年4月17日

摘 要

近年来随着深度学习的不断发展, 基于YOLO的算法成为当前在目标检测的主流方法, 但针对肺结节这种小目标的检测, 检测精度和检出率有待进一步提升。因此对YOLOv5网络模型进行改进, 在骨干网络中加入注意力机制, 提高肺结节在浅层网络的特征提取能力, 并在颈部网络中使用加权双向的特征金字塔网络进行特征融合, 将不同层次的特征进行融合, 实现整体算法的提升。最后通过实验证明改进后的方法在肺结节检测上获得了较好的检测精度的查全率。

关键词

深度学习, 肺结节检测, YOLOv5, 注意力机制

Based on the Improved YOLOv5 Lung Nodule Detection Method

Fangfang Song, Zhaoyong Sun, Yimin Tian, Xue Gao

School of Information Engineering, Beijing Institute of Printing, Beijing

Received: Feb. 24th, 2023; accepted: Apr. 6th, 2023; published: Apr. 17th, 2023

Abstract

In recent years, with the continuous development of deep learning, the YOL-based algorithm has become the mainstream method in target detection. However, for the detection of small targets such as pulmonary nodules, the detection accuracy and detection rate need to be further improved. Therefore, the YOLOv5 network model was improved, the attention mechanism was added into the backbone network to improve the feature extraction ability of pulmonary nodules in the shallow network, and the weighted bidirectional feature pyramid network was used in the neck network for feature fusion to integrate features at different levels, thus achieving the im-

provement of the overall algorithm. Finally, experiments show that the improved method can obtain a better recall rate in the detection of pulmonary nodules.

Keywords

Deep Learning, Pulmonary Nodule Detection, YOLOv5, Attention Mechanism

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

肺癌是全世界所有癌症范围内发病率和死亡率较高的一种癌症，病死率高的主要原因是错过了早期的最佳治疗时机，而患者被诊断出肺癌时已经到中后期了。根据国际抗癌联盟(Union for International Cancer Control, UICC)与美国癌症联合会(American Joint Committee on Cancer, AJCC)联合发布的分期标准，肺癌从早期到晚期被分为四个阶段，分别是 T1、T2、T3 和 T4 [1]。在 T1 和 T2 诊断治疗的患者 5 年生存率为 60%~90%，而在 T4 诊断治疗的患者 5 年生存率预计低于 5% [2]。因此专家提倡尽早进行检查，发现肺癌早期表现的肺结节，及时进行治疗提高患者生存率。

随着计算机技术的发展，各种检测算法相应出现，其检测效果参差不齐。而当下深度学习的方法，能使网络自动学习特征，有着端到端的优势且效率非常高[3]，尤其是当前热门的 YOLO 的检测方法，成为目标检测技术的首选。因此选用 YOLOv5 的检测算法研究，进行改进，使得在肺结节检测上获得更高的检测精度。

2. 原始网络架构

选用 YOLOv5 6.0 版本的网络结构进行研究，主要包括主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)以及检测头部分(Detect) [4]。在主干网络主要由 5 个卷积模块即 CBS、4 个 C3 模块和 1 个 SPPF 模块组成。其中 CBS 模块包括卷积层、BN 层、激活函数层，C3 模块也是由卷积模块和残差模块构成，构成了骨干网络的核心部位，用于输入图像进行特征提取。经过对输入图像进行多次卷积和 C3 模块的下采样和特征提取，最后汇集到 SPPF 结构中，进行多次池化操作，提取深层次高级特征，实现骨干网的特征提取。Neck 部分主要是进行特征融合的，它采用 FPN 和 PAN 结构，以自顶向下和自底向上的方式将浅层网络的位置信息与深层网络的语义信息进行集成。Detect 部分包含用于目标预测的三种不同大小的检测头，分别对应了颈部得到的 3 个不同大小的特征图，实现对目标的预测。其 YOLOv5 6.0 版本的网络结构如图 1 所示，YOLOv5 作为单阶段目标检测网络，不仅在速度上有很大优势，而且检测精度也获得了很大提升。

3. 对 YOLOv5 网络模型进行改进

基于 YOLOv5 的目标检测算法在速度上具有优势，但对于肺结节这种小目标来说，其检测精度和查全率需要进一步提升，因此对其的改进主要以提高这两个指标为目的，通过对上述网络结构的分析，以及结合肺结节自身特点，明确了两点改进思路，首先应该加大对浅层信息的特征提取力度，减少网络加深带来的信息丢失。其次针对特征融合方面，由于特征融合后直接对检测头有着直接的影响，所以需要确保融合后的特征图有助于检测头进行肺结节检测。因此对这两点的改进可以使网络对肺结节的检测具有更高的准确率，减少漏检的情况。

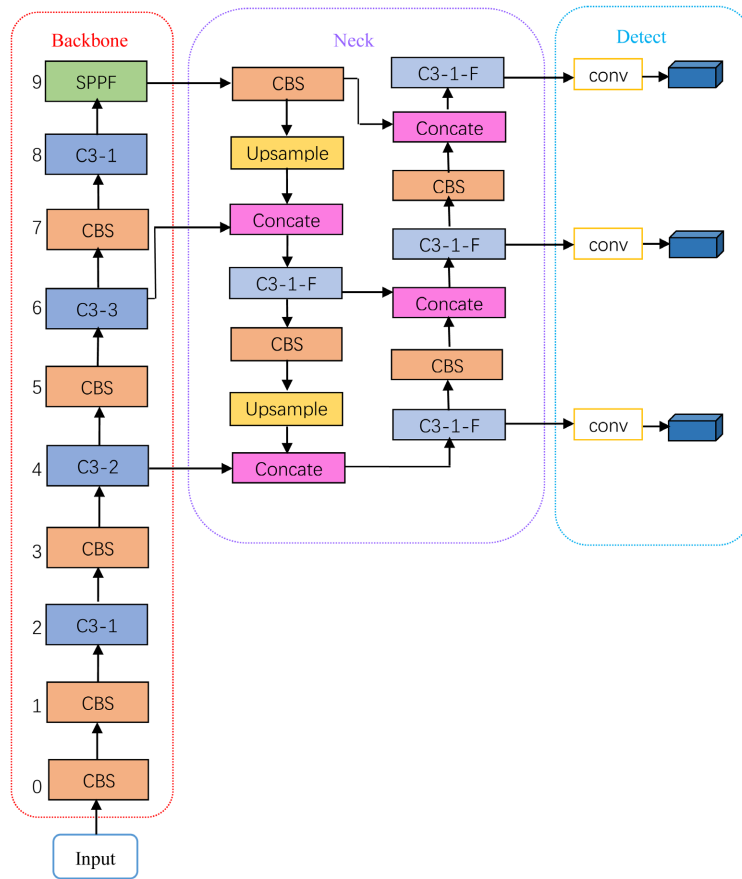


Figure 1. YOLOv5 network structure diagram
图 1. YOLOv5 网络结构图

3.1. 在 C3 模块融入注意力机制

由于在肺结节检测中，目标像素所占比例小且形状各式各样，其特征信息会随着网络加深而不明显，因此要更加关注肺结节在浅层网络的特征提取。而骨干网络主要是进行特征提取的，其 C3 模块是特征提取的核心部位，C3 模块是由 3 个标准的卷积层、多个 Bottleneck 模块和拼接模块组成。而 CBAM (Convolutional Block Attention Module) 注意力机制是一种轻量级的模块可以插入到任何部位[5]，且兼顾了通道和空间上的信息，能够帮助网络获取目标区域大量位置和细节信息。将该模块加入到 C3 模块形成新的 C3CBAM 模块，能够促使肺结节小目标的特征更多的被提取，为促使更多的结节被检测出来有很大的帮助。如图 2 所示为 C3CBAM 结构。

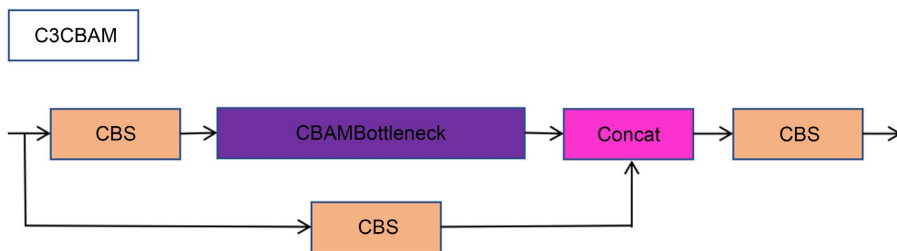


Figure 2. C3CBAM structure
图 2. C3CBAM 结构

CBAM 包含了空间注意力和通道注意力[6]。特征图首先经过通道注意力，将图像同时进行全局最大池化保留丰富的上下文信息和全局平均池化汇聚空间特征，然后通过共享的多层感知机制将两者信息共享，在经过激活函数后，形成关于通道注意的特征图。将通道注意的特征图作为进行空间注意的输入，首先经过最大平均池化层操作提取通道维度的信息，然后在进行拼接和卷积操作，得到最后的输出，CBAM 的结构图如图 3 所示：

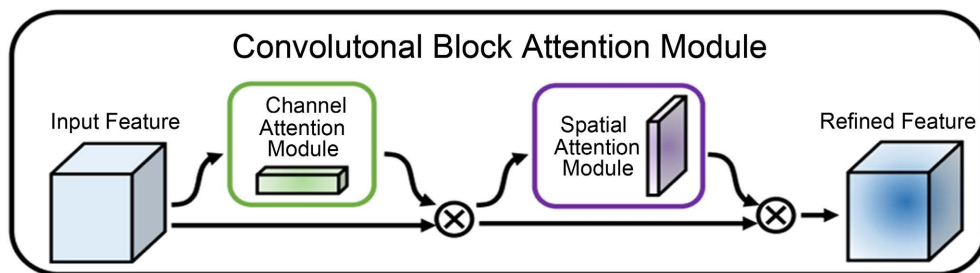


Figure 3. CBAM structure
图 3. CBAM 结构

3.2. 采用 BiFPN 特征融合

原始网络使用的特征融合方式是采用 FPN + PAN，是一种自上而下结合自底向上的路径，这种特征融合方式虽然将深层网络的语义信息与浅层的位置信息进行了融合，但是缺乏原始的特征信息，会限制算法检测精度。因此改用加权双向的特征金字塔网络(Bidirectional Feature Pyramid Network, BiFPN) [7]结构进行特征融合，该方法在自顶向下和自底向上的路径方式上加入了跨尺度的连接，减少浅层信息的丢失，并赋予不同特征图不同的权重，调节不同尺度的贡献力度，实现快速的多尺度特征融合，帮助提升网络肺结节定位判断的准确性。如图 4 所示为三种特征融合方式的对比图：

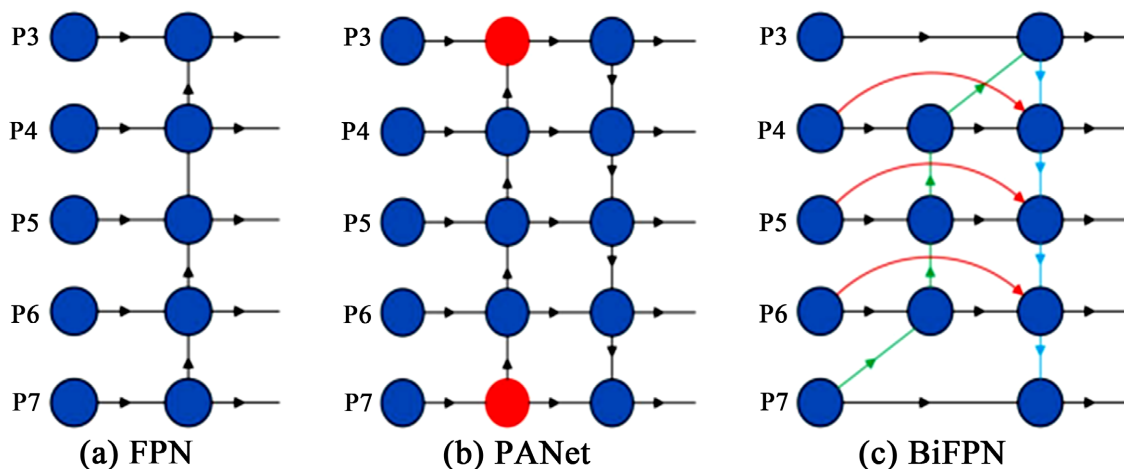


Figure 4. Comparison of fusion modes of different features
图 4. 不同特征融合方式对比图

与 PANet 相比 BiFPN 删除了红色的两个节点，这两个节点对特征融合的贡献力度极小，删除后不会产生影响还减少了网络的计算，图中又增加了一条输入节点的连接，使得最终的输出包含了原始特征，可以看到融合了上层、原层、下层 3 层不同尺度的特征，在不增加成本的情况下融合更多的特征，实现了更多层次信息的叠加，能够提升目标定位的准确性。

4. 实验及分析

4.1. 数据集

使用的数据集为公开数据集为 ISBI LUNG Nodule Analysis 2016 (LUNA16) [8], 共包含了 888 个病例的肺部医学 CT 影像, 且每张 CT 图像均由四位经验丰富的医生对诊断的结果进行标注, 被标注的肺结节共 1186 个, 保证了数据库中目标区域的正确率。实验首先将 CT 图像进行肺实质分割, 在分割后的图像上进行肺结节检测。

4.2. 实验配置

本章的实验环境是 Python3.7 的 TensorFlow 学习框架, Windows10 64 位操作系统, NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU, Intel(R) Core(TM) i5-4210U CPU@1.70GH CPU 处理器。实验的参数具体设置是, 批处理大小设置为 8, 初始学习率设置为 0.0001, 衰减系数为 0.0005, 迭代次数为 200, 置信度阈值为 0.5, 锚框个数设置为 3。

4.3. 实验结果与分析

使用的评价指标为召回率(Recall)、平均精确度 mAP (mean Average Precision, mAP)。召回率又称查全率可以反映检出情况, mAP 兼顾了精确率(Precision)与召回率(Recall), 更能反映出整体性能。首先需要了解四个评价含义, TP (True Positives)肺结节被正确识别, TN (True Negatives)非肺结节没有被识别成肺结节, FP (False Positives)非肺结节被识别成肺结节, FN (False Negatives)肺结节没有被正确识别。计算方式如图 5 所示:

$$\begin{aligned}
 Precision &= \frac{TP}{TP + FP} \\
 Recall &= \frac{TP}{TP + FN} \\
 AP &= \int_0^1 P(R) dR \\
 mAP &= \frac{\sum_{i=1}^K AP_i}{K}
 \end{aligned}$$

Figure 5. Evaluation index calculation formula
图 5. 评价指标计算公式

为了验证方法的有效性, 使用横向对比的方式进行验证, 与双阶段架构的 Faster R-CNN 和单阶段 YOLOx 以及原始 YOLOv5 进行对比, 其结果如表 1 所示:

Table 1. Comparison of experimental data of different methods
表 1. 不同方法实验数据结果对比

方法	Recall (%)	mAP (%)
Faster R-CNN	89.77	82.42
YOLOx	86.54	78.04
YOLOv5	87.02	77.93
改进的 YOLOv5	91.36	86.51

表中展示了不同方法进行肺结节检测所得出的结果。其中 Faster R-CNN 是双阶段检测网络的代表，可以看出在查全率(Recall)和平均精确度上双阶段方法展现出了较好的优势，分别获得了 89.77%和 82.42 的好成绩，与另外两种没有改进的方法相比在肺结节检测上表现得更出色，然而 YOLOv5 经过加入注意力机制和使用加权双向特征金字塔融合后，在肺结节检测上查全率达到 91.36%，平均精确度也高出 Faster R-CNN 4.09 个百分点。与原始网络相比查全率提高了 4.34%，平均精确度提升 8.58%。以上均证明改进后的 YOLOv5 有效的改善了漏检情况，提升了整体的平均精确度。

如图 6 所示依次为原图数据、YOLOx、Faster R-CNN 和原始 YOLOv5、改进后的 YOLOv5 进行试验后获得的结果图，在实质的图像检测上比较，第一行 Faster R-CNN 与改进后的 YOLOv5 在肺结节的置信度上有着较高的值，且改进后的 YOLOv5 的肺结节置信度大于 Faster R-CNN，说明单结节检测改进后的 YOLOv5 表现更加。第二行是多结节检测图，后三种方法平均相比都有很高的置信度。第三行是边界微小结节的检测难度更大，YOLOx 的方法没有检测出该部位的肺结节，其余三种方法都检测出了，置信度 Faster R-CNN 和改进后的 YOLOv5 相同，虽然值不高，但是在现实中能对医生进行诊断给予一定的建议。总之通过对数据结果分析与检测结果分析后，改进后的 YOLOv5 肺结节检测方法整体性能更优。

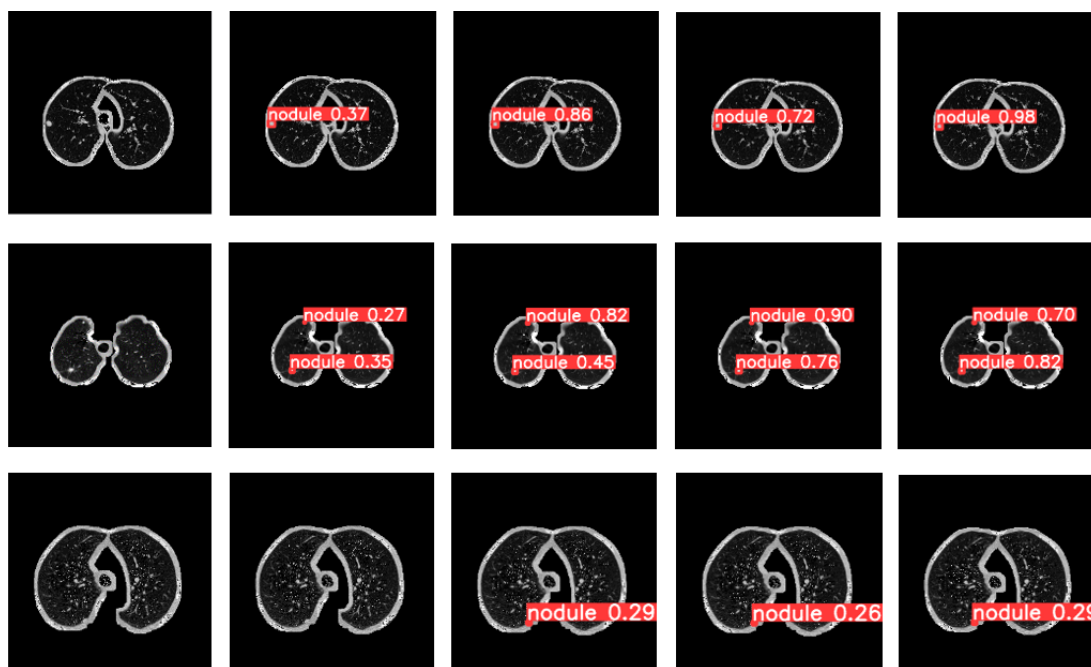


Figure 6. Comparison of detection results of different methods

图 6. 不同方法检测结果对比

5. 结论

针对当前肺结节检测存在肺结节直径小、形态各不相同检测难，导致的漏检和精度不足的问题，研究了具有速度优势的单阶段架构的检测方法，即当前流行的 YOLOv5 的算法，致力于提高检测精度和检出率，进行一系列的改进。通过实验证明，改进后的方法在各项评价指标都有明显提高，能够高效辅助医生进行肺结节的筛查工作，帮助患者早治疗提高生存率。

基金项目

BIGC20190122011, BIGC 27170122003。

参考文献

- [1] Detterbeck, F.C., Boffa, D.J., Kim, A.W. and Tanoue, L.T. (2016) The Eighth Edition Lung Cancer Stage Classification. *Chest*, **151**, 193-203. <https://doi.org/10.1016/j.chest.2016.10.010>
- [2] 李子祺. 非小细胞肺癌的预后因素分析[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 中国医科大学, 2019.
- [3] 张家伟. 基于深度学习的肺结节检测方法研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022. <https://doi.org/10.27049/d.cnki.gglde.2022.000193>
- [4] 朱梦凡, 陈博源. 基于改进 YOLOv5s 的口罩佩戴检测方法[J]. 现代计算机, 2022, 28(20): 37-41.
- [5] 肖毅, 谢珺, 谢刚, 续欣莹. 融合注意力特征的多任务肺结节检测和分割[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(9): 2525-2532. <https://doi.org/10.16208/j.issn1000-7024.2022.09.017>
- [6] 贾世娜. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测算法研究[D]: [硕士学位论文]. 南昌: 南昌大学, 2022. <https://doi.org/10.27232/d.cnki.gnchu.2022.004449>
- [7] 余平平, 林耀海, 赖云锋, 程树英, 林培杰. 融合 BiFPN 和 YOLOv5s 的密集型原木端面检测方法[J]. 林业工程学报, 2023, 8(1): 126-134. <https://doi.org/10.13360/j.issn.2096-1359.202204006>
- [8] 陈静. 基于深度学习的肺结节检测系统[D]: [博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2018.