



从CT图像中检测新型冠状病毒感染导致的肺炎:一种细节上采样和注意力引导的深度学习方法*

陈俊任^{1,2}, 陈芮³, 邱甲军², 殷晋², 张磊^{1△}

1. 四川大学计算机学院(成都 610065); 2. 四川大学华西医院/华西临床医学院 华西生物医学大数据中心(成都 610041);
3. 清华大学电子工程系(北京 100086)

【摘要】目的 通过对细节信息的恢复并结合局部信息的挖掘,构建基于深度学习的目标检测方法以帮助放射科医生快速诊断新型冠状病毒感染导致的肺炎(novel coronavirus pneumonia, NCP)患者CT图像中的病灶。**方法** 提出一种细节上采样和注意力引导的深度学习方法。该方法使用一种基于三双线性插值的线性上采样算法来增强特征图在上采样过程中细节信息的恢复能力,并在特征提取模块中嵌入基于垂直和水平空间的视觉注意力机制以增强目标检测算法对NCP病灶关键信息的表征能力。**结果** 在NCP数据集上的实验结果显示,使用基于细节上采样算法的检测方法与基线模型相比提升了1.07%的召回率,达到了85.14%的AP50。在特征提取模块中嵌入注意力机制后取得了86.13%的AP50和73.92%的召回率以及90.37%的精确率,优于流行的目标检测模型。**结论** CT图像中基于深度学习的特征信息挖掘能够进一步提升病灶检测能力,所提出的方法有助于放射科医生快速检测CT图像中的NCP病灶,为NCP患者的早期干预和高强度监测提供重要的临床依据。

【关键词】 新型冠状病毒感染 目标检测 深度学习 注意力机制 肺炎

Identifying Novel Coronavirus Pneumonia With CT Images: A Deep Learning Approach With Detail Upsampling and Attention Guidance CHEN Junren^{1,2}, CHEN Rui³, QIU Jiajun², YIN Jin², ZHANG Lei^{1△}. 1. School of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. West China Biomedical Big Data Center, West China Hospital/West China School of Medicine, Sichuan University, Chengdu 610041, China; 3. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100086, China

△ Corresponding author, E-mail: zhanglei@scu.edu.cn

【Abstract】Objective To construct a deep learning-based target detection method to help radiologists perform rapid diagnosis of lesions in the CT images of patients with novel coronavirus pneumonia (NCP) by restoring detailed information and mining local information. **Methods** We present a deep learning approach that integrates detail upsampling and attention guidance. A linear upsampling algorithm based on bicubic interpolation algorithm was adopted to improve the restoration of detailed information within feature maps during the upsampling phase. Additionally, a visual attention mechanism based on vertical and horizontal spatial dimensions embedded in the feature extraction module to enhance the capability of the object detection algorithm to represent key information related to NCP lesions. **Results** Experimental results on the NCP dataset showed that the detection method based on the detail upsampling algorithm improved the recall rate by 1.07% compared with the baseline model, with the AP50 reaching 85.14%. After embedding the attention mechanism in the feature extraction module, 86.13% AP50, 73.92% recall, and 90.37% accuracy were achieved, which were better than those of the popular object detection models. **Conclusion** The feature information mining of CT images based on deep learning can further improve the lesion detection ability. The proposed approach helps radiologists rapidly identify NCP lesions on CT images and provides an important clinical basis for early intervention and high-intensity monitoring of NCP patients.

【Key words】 Coronavirus disease 2019 Object detection Deep learning Attention mechanism Pneumonia

2019年一种新型冠状病毒(evere acute respiratory syndrome coronavirus 2, SARS-CoV-2)在全世界迅速传

* 成都市科学技术局重大科技应用示范项目(No. 2021-YF09-00061-SN)、四川省省级科技计划转移支付资金项目(No. 2021ZYSF007)、四川大学宜宾市人民政府校市战略合作专项资金项目(No. 2020CDYB-29)和四川省科技厅重点研发项目子课题(No. 2021KJTO012-2021YFS0067)资助

△ 通信作者, E-mail: zhanglei@scu.edu.cn

出版日期: 2024-03-20

播,其诱发的疾病被称为新型冠状病毒感染(coronavirus disease 2019, COVID-19)^[1]。大多数COVID-19患者会发展出高度传染性的肺炎(novel coronavirus pneumonia, NCP)^[2]。即使变异的Omicron毒株很少引起肺炎,但仍然会有一部分的比例导致肺炎^[3]。胸部计算机断层扫描(computed tomography, CT)是诊断NCP的常见而必要的工具^[4]。人工智能(artificial intelligence, AI)目前广泛应用

于临床医学^[5-6],可以帮助放射科医生快速诊断CT检查中的病灶^[7],并且已经有一些基于深度学习的NCP病灶分割研究^[8]。然而,病灶分割需要大量高质量和高精度的标注,并且NCP病灶的标注者需要具有专业的医学知识,这使得病灶分割任务变得困难。目标检测可以让放射科医生快速确定病灶的类别和位置,已经被广泛用于医学图像分析^[9]。现阶段,很多计算机视觉中的目标检测技术已经被广泛应用于医学图像中的病灶检测。郑天雷等^[10]利用Faster-RCNN^[11]开发了一种针对甲状腺结节超声图像的目标检测算法。Al-ANTARI等^[12]采用YOLO^[13]自动检测和定位乳腺钼靶图像中的乳腺病灶。ÜNVER等^[14]采用YOLOv3^[15]来检测皮肤镜下图像中的皮肤病灶。CAO等^[16]利用SSD^[17]从乳腺超声图像中检测乳腺肿瘤。然而,基于AI从CT图像中进行NCP病灶检测的研究仍然处于初步阶段。因上述方法没有考虑到NCP病灶中至关重要的复杂细节和关键信息^[18],故导致这些方法并不适用于NCP的病灶检测,直接应用现有的目标检测方法来检测NCP病灶可能会导致次优性能。

面对上述挑战,本课题组使用细节上采样方法来恢复更加复杂的细节信息。此外,为了使特征提取更加关

注关键的NCP病灶信息,课题组在特征提取过程中嵌入基于局部和远距离依赖的视觉注意力机制。总之,本研究通过注意力机制来引导深度学习方法聚焦于特征图中NCP病灶关键信息的挖掘。

1 材料和方法

1.1 数据集

本研究收集了15家医疗机构84例NCP患者胸部CT图像。该数据集由四川大学华西医院9位具有6年以上胸部CT诊断经验的资深放射科医师对胸部CT图像进行检查并划定边界框区域标注。此外,由3位放射科医生验证数据集的质量,并定义排除标准如下:①伪影;②不明/可疑病灶。最后,筛选了14 139张包含NCP病灶的胸部CT图像。按照8 : 1 : 1的比例将数据集分为训练集、验证集和测试集。本研究经四川大学华西医院生物医学伦理委员会审查批准,批准号2020190。

1.2 整体框架

本文提出的针对NCP病灶检查的方法整体框架如图1所示。其中,Conv2D表示二维卷积操作;BN表示批归一化操作,SiLU是激活函数,CspLayer采用了YOLOv4^[19]

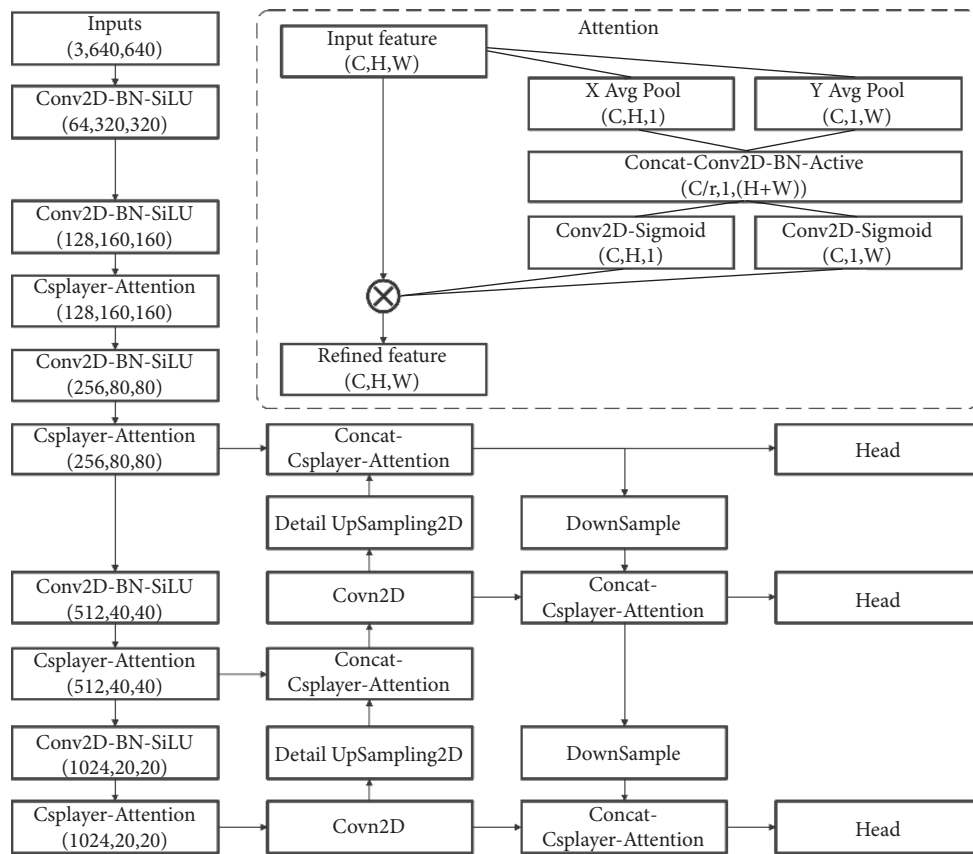


图 1 细节上采样和注意力引导的深度学习方法的框架图

Fig 1 Framework diagram of detail upsampling and attention-guided deep learning approach

的特征提取模块; DwonSample是降采样模块, 该模块在本文提出的方法中使用一个滑动步长为2的二维卷积进行降采样; Head是目标检测头, 其作用在于对神经网络提取的信息进行解码, 本文提出的方法使用了3个目标检测头, 目的在于挖掘不同尺度的特征信息。Attention和Detail UpSampling分别表示表视觉注意力和细节采样方法。

1.3 细节上采样

在特征图上采样过程中尽可能恢复目标细节信息对于NCP病灶检查至关重要。现有的检测模型中的上采样通常使用线性插值方法, 这种方法不能全面考虑像素点的邻域信息。考虑到双三次插值方法^[20]能够基于像素点的领域信息进行插值补全恢复图像中的细节, 为此, 本课题组在Detail UpSampling2D模块中引入双三次插值的方式进行特征图的上采样操作。记 (x, y) 为特征图 I 中的像素点, 则放大后的特征图 I' 坐标点 (x', y') 与其对应的原坐标关系如下:

$$(x', y') = \left(\frac{x'}{m}, \frac{y'}{m} \right) \quad (1)$$

其中, m 表示特征图的放大比例, 在Detail UpSampling模块中 $m = 2$, 即将当前特征图放大为原来的两倍。特征图 I 放大到特征图 I' 的对应像素点值的关系如下:

$$W(t) = \begin{cases} (a+2)|t|^3 - (a+3)|t|^2 + 1, & |t| \leq 1 \\ a|t|^3 - 5a|t|^2 + 8a|t| - 4a, & 1 < |t| < 2 \\ 0, & |t| > 2 \end{cases} \quad (2)$$

$$I(x, y) = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(x_i, y_j) W(x - x_i) W(y - y_j) \quad (3)$$

其中, $a = -0.5$, 并且 $n = 4$, $I(x_i, y_j)$ 表示该点 (x, y) 周围的16个像素点的值, $I(x, y)$ 表示特征图 I 中点 (x, y) 对应特征图 I' 中的插值点 (x', y') 的值。通过上述的插值计算, 特征图 I 可以恢复更加复杂的细节信息特征图 I' , 从而使神经网络能够挖掘更加丰富的特征信息。

1.4 视觉注意力

注意力机制能够使神经网络聚焦NCP病灶的特征信息, 然而当前流行的注意力机制如SENet^[21]和CBAM^[22]无法从特征图的局部信息中聚焦NCP病灶。据此, 如图1中Attention模块所示, 本课题组在特征提取过程中对特征图的每一行以及每一列分别使用平均池化操作, 通过这种交叉采样的方式, 从特征图的垂直空间和水平空间维度聚合局部信息。该过程公式表达如下:

$$\begin{cases} z^h = \text{Avg}^h(X) \\ z^w = \text{Avg}^w(X) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $X \in \mathbb{R}^{c \times H \times W}$ 表明输入的特征图; $\text{Avg}^h(X)$ 和 $\text{Avg}^w(X)$ 分别表示在特征图水平空间和垂直空间上使用平均池化进行特征信息聚合。之后对特征向量 $z^h \in \mathbb{R}^{c \times H \times 1}$ 进行保留通道位置的转置变换后, 将其与特征向量 $z^w \in \mathbb{R}^{c \times 1 \times W}$ 进行通道级的连接。然后依次使用卷积、批归一化和激活函数进行特征提取操作。该过程算法公式如下:

$$f = \text{Active}(\text{BN}(\text{Conv2D}^{c \rightarrow \frac{c}{r}}(\text{Concat}((z^h)^T, z^w)))) \quad (5)$$

其中, $\text{Active}(\cdot)$ 表示激活函数, 在本文中使用GELU函数; $\text{BN}(\cdot)$ 表示批归一化操作; $\text{Conv2D}^{c \rightarrow \frac{c}{r}}(\cdot)$ 表示将通道 c 压缩到 $\frac{c}{r}$ 的卷积操作以降低模型的复杂性和计算开销, 在本文中, $r = 16, \frac{c}{r} \in \mathbb{R}^+$; $\text{Concat}(\cdot) \in \mathbb{R}^{c \times 1 \times (H+W)}$ 表示通道级的连接操作; $(\cdot)^T$ 表示对最后两个维度的转置操作。为了提取对病灶信息的关注程度, 对特征向量 $f \in \mathbb{R}^{\frac{c}{r} \times 1 \times (H+W)}$ 进行拆分后使用卷积对特征图的通道进行还原, 并使用卷积操作来进一步提取特征信息, 最后通过sigmoid函数来获取权重。该过程算法公式如下:

$$f^h, f^w = \text{Split}(H, W, f) \quad (6)$$

$$\begin{cases} g^h = \sigma(\text{Conv2D}^{\frac{c}{r} \rightarrow c}((f^h)^T)) \\ g^w = \sigma(\text{Conv2D}^{\frac{c}{r} \rightarrow c}(f^w)) \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\text{Split}(H, W, f)$ 表示对特征向量 f 划分为 $f^h \in \mathbb{R}^{\frac{c}{r} \times 1 \times H}$ 和 $f^w \in \mathbb{R}^{\frac{c}{r} \times 1 \times W}$ 操作。 $\text{Conv2D}^{\frac{c}{r} \rightarrow c}$ 表示将通道 $\frac{c}{r}$ 扩展到 c 的卷积操作; $\sigma(\cdot)$ 表示sigmoid函数。最后将获取的权重向量 $g^h \in \mathbb{R}^{c \times H \times 1}$ 和 $g^w \in \mathbb{R}^{c \times 1 \times W}$ 通过PyTorch张量的广播机制进行相乘, 再与输入的特征图 x 进行相乘, 完成在特征图 x 对病灶特征的聚焦。公式如下:

$$X^{\text{attention}} = X \otimes g^h \otimes g^w \quad (8)$$

1.5 评价指标及评价标准

为了验证本研究提出方法的有效性, 将本方法与当前流行的应用在病灶检测领域中的目标检测方法进行比较。使用平均精度 (average precision, AP)、召回率 (Recall)、精确率 (Precision) 来进行性能的对比, 并选择最通用的AP50作为主要的对比指标。

2 结果

2.1 与先进方法的对比结果

结果如表1所示。本研究提出的方法达到了86.13%的AP50和71.04%的AP60, 优于当前流行的检测方法。并且其F1分数和精确率分别达到了81.32%和90.37%, 这些结果表明本研究提出的方法具有较强的性能。

表 1 对比实验
Table 1 Comparative experiment

Method	AP50/%	AP60/%	AP70/%	F1/%	Recall/%	Precision/%
Faster-RCNN ^[11]	70.25	52.86	26.50	52.59	82.45	38.61
EfficientDet ^[23]	75.59	56.80	27.44	66.94	54.83	85.91
SSD ^[17]	83.24	70.45	47.24	77.76	69.68	87.95
CenterNet ^[24]	84.00	69.90	46.08	58.85	42.25	96.93
YOLOv3 ^[15]	83.89	66.97	36.43	77.18	66.90	91.18
YOLOX ^[25]	85.06	68.49	42.86	78.71	70.98	88.34
Ours	86.13	71.04	45.56	81.32	73.92	90.37

AP: average precision.

出现这一结果可能的原因在于,先前的方法并没有考虑到特征提取的上采样过程中细节信息的损失带来的影响。由于CT图像中一些细节可能指向某些病变,因此在上采样过程中对细节信息恢复的忽视将降低CT图像中的病灶检测的性能。据此,本研究提出了细节上采样

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

Method	AP50/%	F1/%	Recall/%	Precision/%
Baseline	84.27	78.86	71.88	87.35
Baseline+Detail UpSampling2D	85.14	79.98	72.95	88.50
Baseline+Detail UpSampling2D+SENet ^[21]	85.21	80.00	73.28	88.08
Baseline+Detail UpSampling2D+ECA ^[26]	85.52	80.33	73.73	88.22
Baseline+Detail UpSampling2D+CBAM ^[22]	85.86	80.75	73.47	89.62
Baseline+Detail UpSampling2D+SimAM ^[27]	85.88	81.29	74.92	88.85
Baseline+Detail UpSampling2D+Attention	86.13	81.32	73.92	90.37

AP: average precision.

表2中的前两行结果显示本研究提出的细节上采样模块能够有效提升模型的性能,这是由于使用细节上采样模块能够更好地恢复细节信息,从而减少CT图像中的细节信息损失。消融实验表明在上采样过程中细节信息的恢复对于CT图像病灶检测中尤为重要。此外,本研究通过对不同注意力机制进行了消融实验。表2第3~7行的结果表明在特征提取过程中嵌入注意力机制能够有效提升CT图像中NCP病灶检测的性能。值得注意的是,本研究使用的注意力具有更好的检测性能。分析认为,引入的注意力机制能够从特征图的垂直空间和水平空间维度聚合局部信息,这种交叉采样的方式使得模型不仅能够捕获远距离依赖信息,还能聚焦于特征图中的局部,从而更有效地聚焦CT图像中的NCP病灶。

3 讨论

为了更有效地从CT图像中检测NCP病灶,本研究提出了一种细节上采样和注意力引导的深度学习方

法。该方法通过在特征图中的双三次插值计算来恢复更加细节的信息。另一方面,由于大量的CT检查表明NCP病灶通常在肺器官中占比低,从而使得局部信息对于NCP病灶检测尤为重要。因此,本研究在特征提取过程中引入了视觉注意力机制,从而能聚焦关键的病灶信息以进行提取。表1的实验结果验证了我们提出方法的有效性。

2.2 消融实验结果

本研究采用渐进式的消融实验进一步验证该方法的有效性。首先本研究在提出的方法中消除细节上采样和注意力机制作为基线(Baseline)模型,然后从逐步添加细节上采样方法和注意力机制,并对不同注意力机制进行了消融实验。如表2所示。本研究提出的细节采用以及在其基础上使用注意力机制均实现了性能的提升,这表明本研究提出方法的有效性。

验结果显示该方法在AP50(86.13%)、F1分数(81.32%)和精确率(90.37%)的指标上取得了最优秀的性能。这些结果表明该方法可以有效地协助放射科医生通过胸部CT检查来识别NCP患者。

近年来,基于深度学习的目标检测方法因其强大的自动化数据挖掘能力成为研究热点。Faster-RCNN^[11]得益于卷积神经网络出色的特征提取能力,对目标的检测表现出强大性能,并提出了区域提议网络(Region Proposal Network, RPN)来作为候选框的生成以加快检测速度。然而,基于Faster-RCNN的目标检测模型都需要进行候选框的选择后再进行分类和回归,这限制了检测速度的提升。为了进一步加速检测,SSD^[17]和YOLO系列^[12, 15]基于端到端的方式均匀地将图像划分 $S \times S$ 个网格,利用卷积神经网络提取特征后对每个网格区域进行分类与回归。当前的目标检测技术已经广泛应用于病灶检测领域^[10, 12, 14, 16],但上述算法在上采样过程中都忽略了细节信息的恢复。为了使神经网络的特征提取更加复杂的细

节信息,本研究设计了细节上采样方法。具体而言,本研究在上采样过程中使用双三次插值算法来实现特征图中目标及其邻域的16个像素点的加权进行插值计算以改进目标检测算法中的线性上采样方法,最终使得特征图在上采样过程中获取更加细致的信息恢复,这能有效增强对NCP病灶的信息挖掘能力。表2中对细节上采样方法的消融实验表明了该方法的有效性。

另一方面,视觉注意力机制可以对特征图中的信息分配不同的权重,在增强目标的表征同时并抑制背景的表达^[28]。目前最流行的注意力模型之一仍然是SENet^[21],其引入了两个完全连接层对特征图信息进行挖掘。然而,SENet在生成注意力权重的过程中压缩了特征图,这对学习通道之间的依赖关系有不利影响。为了克服这个问题,ECA^[26]通过在全局平均池化操作后使用一维卷积来替代全连接层在以高效地提取通道间的依赖关系。SENet和ECA忽略了目标的空间信息。为了克服这一挑战,CBAM^[22]对SENet进行了改进,在特征图上进行卷积运算来捕获目标的空间信息。SimAM^[27]则基于神经科学理论引入的能量函数来对通道和空间域进行信息挖掘。然而,SimAM将整个特征图被输入到能量函数中以生成注意力权重,导致其无法有效挖掘特征图的局部上下文信息。为了使卷积神经网络在特征提取过程中更加关注NCP病灶信息,本研究引入了视觉注意力机制。与当前流行的视觉注意力机制不同,本研究使用交叉采用的方式在特征图上使用平均池化、卷积、批归一化以及sigmoid函数来聚合局部信息。表2中对注意力机制的消融实验表明本研究使用的注意力机制因捕获了局部信息从而能够进一步促进检测性能的提升。

总之,本研究旨在开发一种细节上采样和注意力引导的深度学习方法以帮助放射科医生从CT图像中快速检测NCP病灶。本研究提出的方法也可以减轻卫生系统负荷过重情况下的系统压力,特别是在偏远地区,需要提供诊断专业知识。此外,该方法也可用于基于CT图像的临床教学以提升初级医生的诊断技能。最后,这一研究在CT图像上通过对NCP病灶的观察而提出的细节上采样和注意力机制的思路可以启发研究者针对具体的病灶而进行相关方法的设计。

然而,此方法仍然存在一定的局限。首先,没有考虑到CT图像中NCP病灶的多尺度特性,课题组将在未来的研究中引入多尺度的特征提取方案以克服该挑战。其次,本方法使用的患者数量有限,在未来的研究中,课题组将扩大研究队列以开发更加鲁棒性的系统。

综上,为了更有效地从CT图像中检测NCP病灶,本

研究提出了一种细节上采样和注意力引导的深度学习方法。细节上采样算法通过对特征图进行双三次插值的计算以恢复更加复杂的细节信息以促进卷积神经网络更深入的信息挖掘。此外,该方法也在神经网络的特征提取过程中嵌入基于计算机视觉注意力机制,通过对局部信息的有效挖掘从而实现了对NCP病灶信息的聚焦以提升检测性能。对比实验和消融实验表明了该方法的有效性。本研究提出的方法可以帮助放射科医生快速检测CT图像中的NCP病灶,进一步为NCP患者的早期干预和高强度监测提供重要的临床依据。

* * *

作者贡献声明 陈俊任负责论文构思、正式分析、研究方法和初稿写作,陈芮负责调查研究和验证,邱甲军负责经费获取、提供资源和监督指导,殷晋负责数据审编和提供资源,张磊负责经费获取、研究项目管理和审读与编辑写作。所有作者已经同意将文章提交给本刊,且对将要发表版本进行最终定稿,并同意对工作的所有方面负责。

Author Contribution CHEN Junren is responsible for conceptualization, formal analysis, methodology, and writing--original draft. CHEN Rui is responsible for investigation and validation. QIU Jiajun is responsible for funding acquisition, resource, and supervision. YIN Jin is responsible for data curation and resources. ZHANG Lei is responsible for funding acquisition, project administration, and writing--review and editing. All authors consented to the submission of the article to the Journal. All authors approved the final version to be published and agreed to take responsibility for all aspects of the work.

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Declaration of Conflicting Interests All authors declare no competing interests.

参 考 文 献

- [1] ZHU N, ZHANG D, WANG W, *et al.* A novel coronavirus from patients with pneumonia in China, 2019. *N Engl J Med*, 2020, 382(8): 727-733. doi: 10.1056/NEJMoa2001017.
 - [2] LIANG W, LIANG H, OU L, *et al.* Development and validation of a clinical risk score to predict the occurrence of critical illness in hospitalized patients with COVID-19. *JAMA Intern Med*, 2020, 180(8): 1081-1089. doi: 10.1001/jamainternmed.2020.2033.
 - [3] ITO N, KITAHARA Y, MIWATA K, *et al.* Can the Omicron variant of COVID-19 cause pneumonia in young patients without risk factors? *Clin Case Rep*, 2022, 10(5): e05684. doi: 10.1002/ccr3.5684.
 - [4] ZHANG K, LIU X, SHEN J, *et al.* Clinically applicable AI system for accurate diagnosis, quantitative measurements, and prognosis of COVID-19 pneumonia using computed tomography. *Cell*, 2020, 181(6): 1423-1433.e11. doi: 10.1016/j.cell.2020.04.045.
 - [5] 陈润生. 医疗大数据结合大语言模型的应用展望. *四川大学学报(医学版)*, 2023, 54(5): 855-856. doi: 10.12182/20230960301.
- CHEN R S. Prospects for the application of healthcare big data combined

- with large language models. *J Sichuan Univ (Med Sci)*, 2023, 54(5): 855–856. doi: 10.12182/20230960301.
- [6] 赵雨暄, 张啸云, 杨必, 等. 深度学习算法在角膜荧光染色分级评估中的应用. *四川大学学报(医学版)*, 2023, 54(5): 908–914. doi: 10.12182/20230960104.
- ZHAO Y X, ZHANG X Y, YANG B, *et al.* Application of deep learning algorithm in the grading assessment of corneal fluorescein staining. *J Sichuan Univ (Med Sci)*, 2023, 54(5): 908–914. doi: 10.12182/20230960104.
- [7] 陈俊任, 曾瑜, 张超, 等. 人工智能医学应用的文献传播的可视化研究. *中国循证医学杂志*, 2021, 21(8): 973–979. doi: 10.7507/1672-2531.202102036.
- CHEN J R, ZENG Y, ZHANG C, *et al.* Literature dissemination of artificial intelligence applications in medicine: a visualization study. *Chin J Evid Based Med*, 2021, 21(8): 973–979. doi: 10.7507/1672-2531.202102036.
- [8] WANG G, LIU X, LI C, *et al.* A noise-robust framework for automatic segmentation of COVID-19 pneumonia lesions from CT images. *IEEE Trans Med Imaging*, 2020, 39(8): 2653–2663. doi: 10.1109/TMI.2020.3000314.
- [9] YAN K, WANG X, LU L, *et al.* DeepLesion: automated mining of large-scale lesion annotations and universal lesion detection with deep learning. *J Med Imaging (Bellingham)*, 2018, 5(3): 036501. doi: 10.1117/1.JMI.5.3.036501.
- [10] 郑天雷, 杨娜, 耿诗, 等. 一种基于Faster R-CNN的甲状腺结节超声图像目标检测改进算法. *四川大学学报(医学版)*, 2023, 54(5): 915–922. doi: 10.12182/20230960106.
- ZHENG T L, YANG N, GENG S, *et al.* An improved object detection algorithm for thyroid nodule ultrasound image based on Faster R-CNN. *J Sichuan Univ (Med Sci)*, 2023, 54(5): 915–922. doi: 10.12182/20230960106.
- [11] REN S, HE K, GIRSHICK R, *et al.* Faster R-CNN: towards real-time object detection with Region Proposal Networks. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2017, 39(6): 1137–1149. doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.
- [12] AL-ANTARI M A, AL-MASNI M A, KIM T S. Deep learning computer-aided diagnosis for breast lesion in digital mammogram. *Adv Exp Med Biol*, 2020, 1213: 59–72. doi: 10.1007/978-3-030-33128-3_4.
- [13] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection//*Computer Vision & Pattern Recognition*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [14] ÜNVER H M, AYAN E. Skin lesion segmentation in dermoscopic images with combination of YOLO and GrabCut algorithm. *Diagnostics (Basel)*, 2019, 9(3): 72. doi: 10.3390/diagnostics9030072.
- [15] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement. (2018-04-08)[2023-03-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.
- [16] CAO Z, DUAN L, YANG G, *et al.* Breast tumor detection in ultrasound images using deep learning//*International workshop on, patch-based techniques in medical imaging*. Cham: Springer, 2017: 121–128. doi: 10.1007/978-3-319-67434-6_14.
- [17] WEI L, DRAGOMIR A, DUMITRU E, *et al.* SSD: single shot MultiBox detector. Cham: Springer, 2016. doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_2.
- [18] QIU J J, YIN J, QIAN W, *et al.* A novel multiresolution-statistical texture analysis architecture: radiomics-aided diagnosis of PDAC based on plain CT images. *IEEE Trans Med Imaging*, 2021, 40(1): 12–25. doi: 10.1109/TMI.2020.3021254.
- [19] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: optimal speed and accuracy of object detection. (2020-04-23)[2023-03-12]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [20] KEYS R. Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE Trans Acoust Speech Signal Process*, 1981, 29(6): 1153–1160. doi: 10.1109/TASSP.1981.1163711.
- [21] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks//2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Salt Lake: IEEE, 2018: 7132–7141. doi: 10.1109/CVPR.2018.00745.
- [22] WOO S, PARK J, LEE J Y, *et al.* CBAM: convolutional block attention module. Cham: Springer, 2018. doi: 10.1007/978-3-030-01234-2_1.
- [23] TAN M, PANG R, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection//2020 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 10778–10787. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01079.
- [24] ZHOU X, WANG D, KRÄHENBÜHL P. Objects as points. (2019-09-25)[2023-03-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.07850>.
- [25] GE Z, LIU S, WANG F, *et al.* YOLOx: exceeding yolo series in 2021. (2021-08-06)[2023-03-11]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.08430>.
- [26] WANG Q, WU B, ZHU P, *et al.* ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks//2020 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 11531–11539. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01155.
- [27] YANG L, ZHANG R Y, LI L, *et al.* SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks//*International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2021.
- [28] GUO M H, XU T X, LIU J J, *et al.* Attention mechanisms in computer vision: A survey. *Comput Vis Media (Beijing)*, 2022, 8(3): 331–368. doi: 10.1007/S41095-022-0271-Y.

(2023-09-05收稿, 2023-12-29修回)

编辑 刘华



开放获取 本文使用遵循知识共享署名—非商业性使用4.0国际许可协议(CC BY-NC 4.0), 详细信息请访问

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>。

OPEN ACCESS This article is licensed for use under Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (CC BY-NC 4.0). For more information, visit <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

© 2024 《四川大学学报(医学版)》编辑部 版权所有

Editorial Office of *Journal of Sichuan University (Medical Science)*