

## 基于改进 ConvNeXt 的 COVID-19 胸部图像分类

李学松<sup>a</sup>, 瞿远近<sup>b</sup>, 黄凯文<sup>a</sup>, 宋乾坤<sup>c</sup>

安徽理工大学 a. 电气与信息工程学院; b. 计算机科学与技术学院; c. 人工智能学院, 安徽 淮南 232001

**摘要:**针对新型冠状病毒感染胸部 X-ray 图像分类任务数据集样本过少, 现有的两阶段分类器和三阶段分类器模型对高纬度的图像特征提取效果差, 模型训练慢等问题, 提出一种基于 ConvNeXt 卷积神经网络改进的分类任务算法 ConvNeXt-AT。ConvNeXt-AT 分类模型首先通过在 ConvNeXt Block 层添加混合域注意力机制 CBAM 来提高图像特征提取能力, 不仅考虑了通道间的信息交互能力还考虑到了空间域上像素间的联系, 得到 ConvNeXt-AT 模型; 然后针对 X-ray 图片常见的泊松噪声使用全变差正则化方法对数据集进行降噪处理; 最后在 COVID-19 公开的大型数据集共 21165 张图片进行对比实验。实验结果表明, 在训练数据集充分的情况下, 改进的 ConvNeXt-AT 模型相较于常用分类模型 ResNet-50、MobileNet、EfficientNet 以及原 ConvNeXt-T 在准确率上分别提升了 2%、2.7%、2.1%、1.9%。最后通过 Grad-CAM 显示类激活图的图像可视化方法证明改进方法是可行的, 模型具有很好的鲁棒性。

**关键词:** COVID-19; ConvNeXt-AT; 图像分类; 注意力机制

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0004.005

### Classification of COVID-19 Chest Images Based on Improved ConvNeXt

LI Xuesong<sup>a</sup>, QU Yuanjin<sup>b</sup>, HUANG Kaiwen<sup>a</sup>, SONG Qiankun<sup>c</sup>

a. School of Electrical and Information Engineering; b. School of Computer Science and Technology; c. School of Artificial Intelligence, Anhui University of Science & Technology, Anhui Huainan 232001, China

**Abstract:** There are too few samples in the dataset for the chest X-ray image classification task for COVID-19, and the existing two-stage classifier and three-stage classifier models are poor for image feature extraction at high latitudes, and the model training is slow. To solve the above problems, an improved classification task algorithm ConvNeXt-AT based on the ConvNeXt convolutional neural network was proposed. Firstly, the ConvNeXt-AT classification model improved the image feature extraction ability by adding the mixed domain attention mechanism CBAM to the ConvNeXt Block layer. It not only considered the information interaction ability between channels but also the connection between pixels on the spatial domain. The ConvNeXt-AT model was obtained. Then, the total variation regularization method was used to denoise the data set for the common Poisson noise in X-ray images. Finally, a comparison experiment was conducted with 21 165 images from a large data set made public during the COVID-19 pandemic. The results show that in the case of sufficient training datasets, the improved ConvNext-AT model improved the accuracy rates by 2%, 2.7%, 2.1%, and 1.9% over ResNet-50, MobileNet, EfficientNet, and the original ConvNext-T. The improved method has been proved to be feasible

收稿日期: 2022-03-05 修回日期: 2022-05-18 文章编号: 1672-058X(2023)04-0035-06

基金项目: 安徽省自然科学基金(2008085MF220); 安徽省自然科学基金(2008085UD06); 安徽高校与人工智能研究院协同创新项目(GXXT-2021-006)。

作者简介: 李学松(1998—), 男, 安徽六安人, 硕士研究生, 从事计算机视觉研究。

引用格式: 李学松, 瞿远近, 黄凯文, 等. 基于改进 ConvNeXt 的 COVID-19 胸部图像分类[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40(4): 35—40.

LI Xuesong, QU Yuanjin, HUANG Kaiwen, et al. Classification of COVID-19 chest images based on improved ConvNext[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(4): 35—40.

and the model has good robustness through the image visualization method of Grad-CAM to display the class activation graph.

**Keywords:** COVID-19; ConvNeXt-AT; image classification; attention mechanism

## 1 引言

新型冠状病毒感染(Corona Virus Disease 2019, COVID-19)疫情到目前已经两年多了,截至 2022 年初,全球累计确诊近 5 亿,累计死亡病例高达 600 万例<sup>[1]</sup>。随着世界各地的防疫战略方针不同,始终没有解决病毒的蔓延问题,甚至出现了多种变体,科学家们对新冠病毒是否会出现新的变体,其传播性和致病性如何而感到担忧,因此对于新冠病毒感染患者的检测有着至关重要的现实意义。常用的基于逆转录聚合酶链反应检测方式,是通过收集咽拭子或者鼻拭子样本,对比是否含有病毒的基因序列,该方法不仅采集样本的过程耗时耗力,而且消耗大量的财力。据 Johns Hopkins 研究发现,在检测结果中有多达 38% 的假阴性检测结果<sup>[2]</sup>。

随着计算机硬件的飞速发展,医学影像用于疾病的计算机辅助诊断(Computer-aided Diagnosis, CAD)已经成为一种常见、有效的方法<sup>[3]</sup>。因此对于新型冠状病毒感染者或无症状病毒携带者表现出与其他肺炎患者非常相似的临床表现<sup>[4]</sup>,可通过深度学习的方法识别胸部 X 射线(Chest X-ray, CXR)图像进行初步的诊断,使患者得到相应的救治。相比于 CT 影像,成本更低、速度更快的 X-ray 影像被广泛用于描述病灶的图像信息。文献[5]提出基于极限学习机的三阶段分类模型,其利用梯度下降的方式使收敛速度更快,与传统的方法相比训练时间更短,但是其模型结构相对简单,对于图像的特征提取效果不是很好;近几年随着卷积神经网络的发展,国内外学者已经证实了卷积神经网络在医学图像的分类上效果显著。文献[6]提出引入统计学的高斯过程进行训练的两阶段混合分类器,其融合了卷积神经网络无监督学习方法和高斯过程方法,实现了对标签的有效分类,但对图像的高纬度数据特征不能进行很好地提取,并且由于目前数据集样本过少影响分类效果。随着越来越多样化的开源数据集,使得准确识别 COVID-19 医学图像成为可能。本文以 ConvNeXt 模型为基础进行改进,通过引入 CBAM(Convolutional Block Attention Module)混合域注意力机制提高对图像的特征提取能力,更好地利用像素间的

图像相关性和通道间地信息交互。对公开的 COVID-19 大型数据集进行四分类,区分新型冠状病毒感染(COVID-19)、细菌性肺炎(Bacterial Pneumonia)、病毒性肺炎(Viral Pneumonia)以及正常人(Normal)的胸部 X 射线影像。与其他常用的分类网络相比,本文所提出的改进 ConvNeXt 模型不仅特征提取效果好,而且模型的训练速度较快,能达到预期效果,从而减轻影像科医生的工作强度,防止医生在过度劳累的情况下出现误判的情况。

## 2 COVID-19 分类模型结构

### 2.1 ConvNeXt-T 模型结构

图像的分类任务在日常生活中随处可见,因此计算机视觉的发展为图像分类领域的应用提供了坚实基础。文献[7]提出通过标准化处理数据和在残差块中引入捷径分支,来解决深度模型带来的梯度消失、梯度爆炸以及模型退化问题,该方法给后面的研究提供了很重要的思路;文献[8]针对传统分类模型参数量大、模型训练慢等缺点,提出深度可分离卷积层大大减小了模型的计算量,使得深度模型部署在小型嵌入式设备上成为可能;文献[9]提出通过权衡图像输入分辨率、网络的深度以及通道的宽度三者之间的关系,来实现准确快速分类,但卷积神经网络在计算机视觉领域的改进也遇到了瓶颈。随着近两年各专家及学者将自然语言处理的模型应用到计算机视觉领域,Transform 架构得到了越来越多的关注,文献[10]提出将卷积神经网络按照 Transform 架构进行搭建,相比于常见的卷积分类网络模型以及 Swin-Transform<sup>[11]</sup>模型,新模型 ConvNeXt 在精确度上得到了小幅度的提升,模型结构也相对简单。

本文以 ConvNeXt-T 模型为基础实现对胸部 X-ray 图像的分类,ConvNeXt-T 是该 ConvNeXt 系列网络搭建的最小模型结构,其主要针对的是输入图片尺寸为  $224 \times 224$  大小。ConvNeXt-T 模型如图 1 所示,首先对输入图片进行卷积核大小为  $4 \times 4$ ,步距为 4 的下采样,对比 Swin-Transform 深度为 96 的结构,将卷积核个数调整为 96,再经过数量分别为(3, 3, 9, 3)的 4 层 ConvNeXt

Block 进行特征提取。ConvNeXt Block 模块里通过组卷积(Group Convolution)替换 Transform 结构中的自注意力层(Self-attention),提高了原卷积神经网络的特征提取能力,最后通过全连接层实现本文的四分类任务。

自然语言处理领域,近几年学者们发现其在计算机视觉领域对改善卷积神经网络同样发挥着重要的作用,目前常用的注意力机制包括空间域、通道域以及混合域。文献[12]提出非局部结构来获取全局上下文的加权信息,考虑了空间域之间信息的相关性;文献[13]针对文献[14]只注重本通道的内部信息问题,实现了一种无需降维的局部跨通道交互策略,通过一维卷积获得每个通道及其相邻通道注意力权重;文献[15]提出全局上下文模块(Global Context Block, GC Block),不仅学习到空间域之间的依赖性信息,还通过两个  $1 \times 1$  的卷积层获取通道间的权重;文献[16]先通过通道注意力对原始特征进行重新标定,再通过空域注意力建立空间特征间的相关性。因此本文通过引入注意力机制来提高了对病灶区域的特征提取能力。

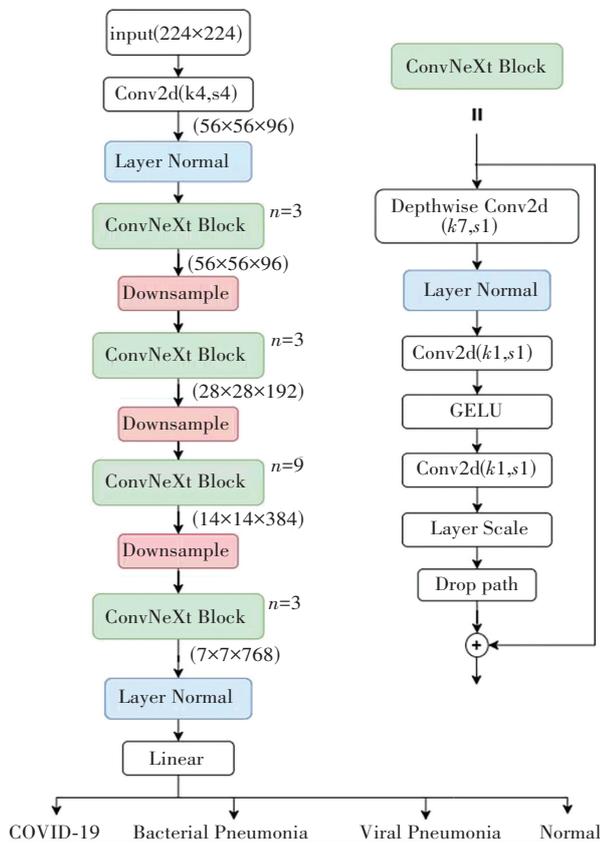


图 1 ConvNeXt-T 模型结构

Fig. 1 Model structure of ConvNeXt-T

### 2.2 注意力机制

注意力机制是基于已有的学习经验而总结的一套方法,通过忽略图像中不感兴趣区域,指引模型将更多的算力和参数更新放在感兴趣部分。该模块最先用于

### 2.3 改进 ConvNeXt Block

通过在网络的不同层数中插入不同的注意力模块进行对比实验,如在特征提取的开始和结尾部分同时添加空间域注意力和通道域注意力,和只在 ConvNeXt Block 模块中添加相应的注意力模块,通过实验可知后者的效果比前者要好,因此本文通过在特征提取的主要 4 层结构中分别加入空间域注意力 NL<sup>[12]</sup>、通道域注意力 ECA-Net<sup>[13]</sup>、先添加空间域再添加通道域注意力 GC-Net<sup>[15]</sup>、先添加通道域再添加空间域注意力 CBAM<sup>[16]</sup> 模块 4 种结构进行比较,结构如图 2 所示。另外 ConvNeXt-T 网络本身实现的 Layer scale 层主要是通过不同比例的权重对各通道进行加权,其作用相当于通道注意力,因此本文将此结构删除。通过对比性能指标选出适用于 COVID-19 分类网络最佳的匹配模型 ConvNeXt-AT(ConvNeXt Based on Attention)。

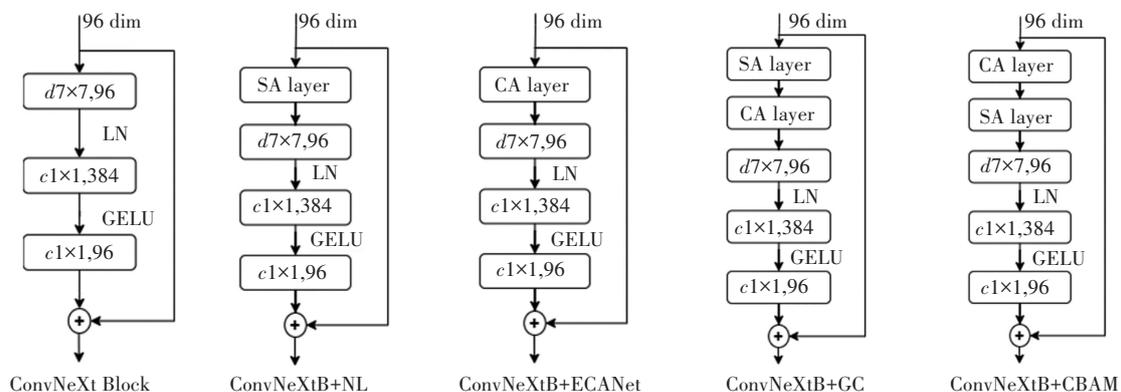


图 2 基于注意力机制的 ConvNeXt Block 模块

Fig. 2 ConvNeXt Block module based on attention mechanism

### 3 实验结果及分析

本文实验的硬件环境包括显存为 8 G 的 NVIDIA GTX 1070 显卡, Inter i5-9400F 的处理器等, 英伟达公司专门针对深度学习框架提高了其硬件的计算性能。在 Win10 操作系统下, 结合配套驱动工具 cuda10.1 以及 cudnn8.0.4 深度学习加速库, 使用 pycharm 集成开发环境软件进行编程及调试, 在 Pytorch1.8.1 框架下实现改进 ConvNeXt 网络的模型训练及验证。

#### 3.1 数据集与评价指标

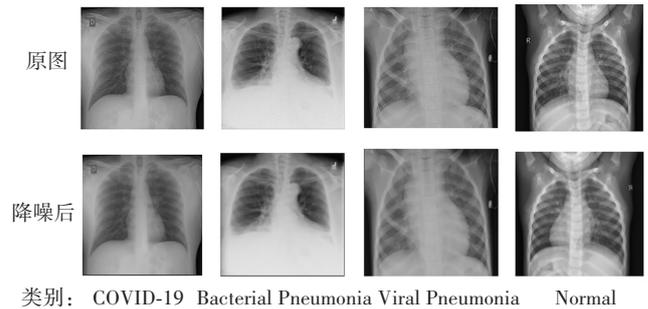
##### 3.1.1 数据集

随着大量专家及学者的研究, 早期分类网络因数据集样本不足导致对胸部 X-ray 图像特征提取不充分, 本文所使用的数据集来自卡塔尔大学、孟加拉国达卡大学等开源的数据集共 21 165 张图片<sup>[17-18]</sup>, 其中包括新型冠状病毒感染阳性 (COVID-19) 病例 3 616 张, 细菌性肺炎 (Bacterial Pneumonia) 病例 6 012 张, 病毒性肺炎 (Viral Pneumonia) 病例 1 345 张, 正常 (Normal) 图像 10 192 张, 如表 1 所示。该数据集是由专业医生团队结合临床文本信息进行的诊断, 并通过意大利医学和介入放射学会 (Society of Medical and Interventional Radiology, SIRM) 进行数据集的扩充。本文通过自定义 Python 脚本将数据集按 8 : 2 的比例划分为 16 933 张训练集和 4 232 张验证集。

表 1 Chest X-ray 数据集  
Table 1 Chest X-ray Datasets

| 类别                  | 训练集/张 | 验证集/张 | 总数/张   |
|---------------------|-------|-------|--------|
| COVID-19            | 2 893 | 723   | 3 616  |
| Bacterial Pneumonia | 4 810 | 1 202 | 6 012  |
| Viral Pneumonia     | 1 076 | 269   | 1 345  |
| Normal              | 8 154 | 2 038 | 10 192 |

COVID-19 数据集的四种类型的胸部 X-ray 图像部分示例如图 3 第 1 排所示, 新型冠状病毒感染表现为外肺区胸膜附近出现明显的毛玻璃样阴影, 细菌性肺炎表现为肺实质分布大片的致密阴影, 病毒性感染表现为肺间质呈弥漫性的高密度阴影分布。由于 X 射线灰度图像受散射和机器噪声干扰, 使得特征提取网络学习到错误的信息, 文献[19]针对 X 射线影像常见的泊松噪声问题, 提出通过先将噪声的泊松分布转化成高斯分布, 再利用有效消除高斯噪声的方法来消除泊松噪声, 因此本文通过消除高斯噪声的全变差正则化方法对 X 射线图像进行降噪处理, 处理结果如图第二排所示。另外本文针对训练集进行图像增强, 包括对输入图片进行翻转、裁剪、填充等操作, 但是整个训练集数量并没有发生变化, 只为保证每轮输入图片的识别角度不同, 增强模型的泛化能力。



类别: COVID-19 Bacterial Pneumonia Viral Pneumonia Normal

图 3 Chest X-ray 数据集图像示例

Fig. 3 Example of chest X-ray datasets images

##### 3.1.2 评价指标

对于新冠病毒感染的 4 分类任务, 本文采用目标分类常用的评价指标——准确率 (Accuracy) 来评估模型有效性:

$$A = \frac{N_{\text{true}}}{N_{\text{all}}} \quad (1)$$

式(1)中,  $N_{\text{true}}$  表示分类正确的图片数目,  $N_{\text{all}}$  表示图片总数, 另外在对分类模型进行对比时使用了模型参数量 Parameters 和模型计算量参数 FLOPs, 用来衡量模型的复杂度。

#### 3.2 注意力结构对比实验

由于胸部 X 射线图像都是单通道的灰度图像, 本文通过将每张图片复制 3 份输入到特征提取网络中得到 3 个通道的输入。为了验证加入注意力机制的有效性, 本文以 ConvNeXt-T 网络模型为基准, 将上述介绍的空间域、通道域以及混合域注意力模块加入分类网络算法中, 并且只在四个重复模块的第一个 ConvNeXt Block 中加入注意力机制, 通过进行对比实验得到如表 2 所示的实验结果。

表 2 不同注意力模块的模型训练结果

Table 2 Model training results of different attention modules

| 模型              | 准确率/% |
|-----------------|-------|
| ConvNeXt        | 93.7  |
| ConvNeXt+NL     | 94.1  |
| ConvNeXt+ECANet | 92.8  |
| ConvNeXt+GC     | 94.5  |
| ConvNeXt+CBAM   | 95.6  |

由上述的对比实验结果可以看出, 常用的通道注意力机制在 COVID-19 分类的准确度反而下降了, 考虑是由于原胸部 X-ray 图像不是 RGB 三通道, 仅仅通过复制反而让模型学习到了错误信息; 在加入空间注意力模块、以及先加入空间域、再加入通道域的注意力在准确率上都得到了一定幅度的提高, 分别达到了 94.1% 和 94.5%, 先加入通道注意力再加入空间注意力的 CBAM 分类效果最好, 说明提出的引入注意力模块

对提高图像特征提取能力有很大的作用,基于最大池化和平均池化的 CBAM 结构可直接嵌入到卷积操作后。通过对比四组实验结果,最终选择在 ConvNeXt Block 模块中加入 CBAM 注意力,得到 ConvNeXt-AT 网络,其准确度在基准线上提高了 1.9%。

### 3.3 不同模型的性能对比实验

通过输入图片尺寸为 224×224 大小,模型训练的 Batch Size 都设置为 64 个,epoch 设为 100 轮。另外根据不同的模型设置不同的训练参数,本文的 ConvNeXt-AT 模型初始学习率设置为 0.001,并设置衰减率逐步减缓,加快模型收敛速度。随着迭代次数的增加,开始阶段损失函数在快速减少,但 ResNet-50 始终没有得到收敛,而 MobileNet、EfficientNet、ConvNeXt-T 以及 ConvNeXt-AT 在 73 轮左右逐渐收敛,之后模型趋于稳定,得到的验证集准确率随模型训练过程如图 4 所示。

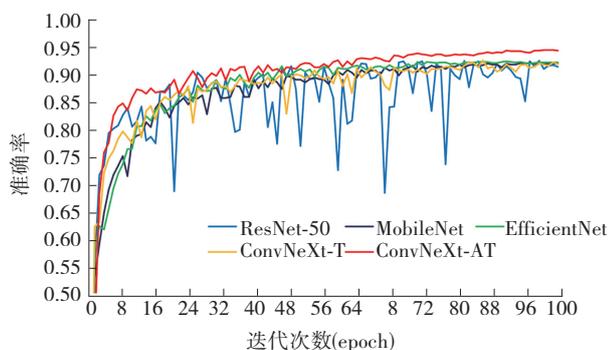


图 4 不同模型训练的准确度

Fig. 4 Accuracy of training in different models

在训练数据集充分的情况下,通过对比几个常用

的分类模型,改进的 ConvNeXt-AT 与其他几个模型的实验对比结果如表 3 所示,可以看出原模型在对 COVID-19 数据集上的分类效果并没有很好的提升,通过本文改进的 ConvNeXt-AT 模型相较于 ResNet-50、MobileNets、EfficientNet、ConvNeXt-T 虽然模型复杂度没有减少,但在准确率分别提升了 2.0%、2.7%、2.1%、1.9%。因此在协助临床医生进行更好的诊断时提供可靠的信息,可有效缓解医生的工作压力。

表 3 不同模型的对比实验结果

Table 3 Comparative experimental results of different models

| 模型                           | 图片尺寸/px | 参数量/M | 计算量/G | 准确率/% |
|------------------------------|---------|-------|-------|-------|
| ResNet-50 <sup>[8]</sup>     | 224×224 | 25.6  | 4.1   | 93.6  |
| MobileNets <sup>[9]</sup>    | 224×224 | 4.2   | 0.6   | 92.9  |
| EfficientNet <sup>[10]</sup> | 224×224 | 5.3   | 0.39  | 93.5  |
| ConvNeXt-T <sup>[11]</sup>   | 224×224 | 28.3  | 4.5   | 93.7  |
| ConvNeXt-AT(ours)            | 224×224 | 29.2  | 4.6   | 95.6  |

### 3.4 图像可视化

为了更好地展示模型在训练过程中是否真正学习了有效信息,研究者们大都通过绘制类激活图的方式进行可视化<sup>[20]</sup>。本文通过使用 Grad-CAM<sup>[21]</sup> 对 ConvNeXt-AT 模型学习到的信息进行可视化。图 5 展示了部分类激活图的识别结果,色调越冷表示模型对该区域提取的信息就越多,图上显示的就越红。由图可见,本文提出的 ConvNeXt-AT 模型提取的图像特征信息主要集中在胸部感染区域,说明识别结果具有可信性。

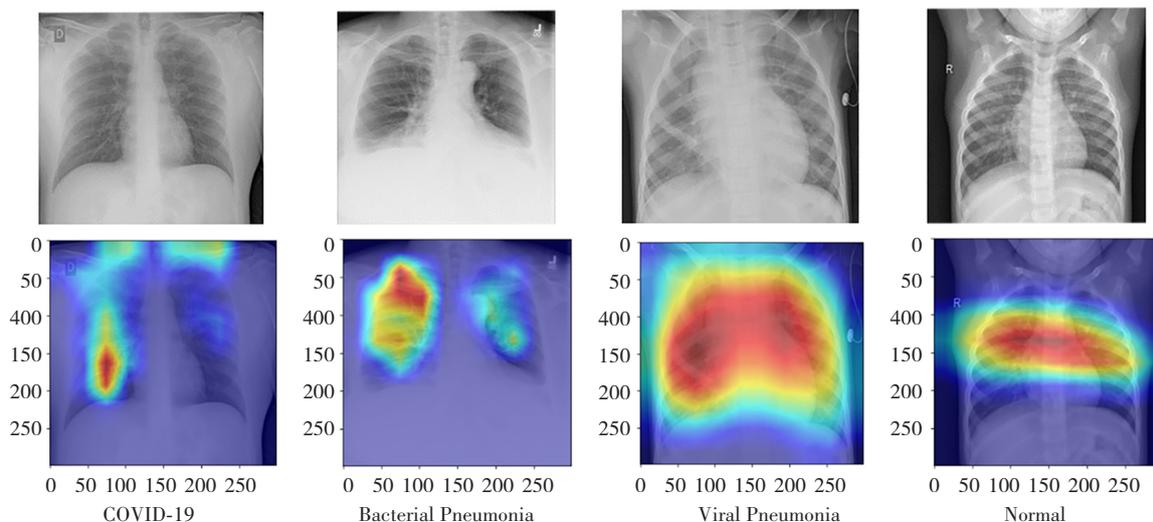


图 5 ConvNeXt-AT 模型的类激活图

Fig. 5 Class activation map (CAM) for ConvNeXt-AT models

## 4 结论

为推进计算机科学在医疗图像领域的发展,本文提出了针对 COVID-19 的胸部 X-ray 图像分类模型

ConvNeXt-AT,其在卷积神经网络 ConvNeXt 模型中引入混合域注意力机制 CBAM,并在公开数据集进行训练验证,改进的 ConvNeXt-AT 模型相较于 ResNet-50、MobileNets、EfficientNet、ConvNeXt-T 在准确率分别提升

了 2%、2.7%、2.1%、1.9%，高达 95.6%，为减轻影像科医生的工作强度提供了很大的帮助。但由于胸部 X 射线图像缺少一些细节信息，所以在实际的诊断中，对于具有争议的病患图像识别结果，可通过 CXR 与 CT 图像结合的方式进行更好地诊断<sup>[3]</sup>。

#### 参考文献(References):

- [1] 卢功靖, 卢林艳, 李媛媛等. 基于议题类型的临近预测: 使用社交媒体预测新冠肺炎疫情确诊人数[J]. 中国网络传播研究, 2021, (4): 93—117.  
LU Gong-jing, LU lin-yan, LI Yuan-yuan, et al. Proximity prediction based on issue type: using social media prediction number of confirmed CASES of COVID-19[J]. Chinese Journal of Computer-Mediated Communication, 2021, (4): 93—117.
- [2] KUCIRKA L M, LAUER S A, LAEYENDECKER O, et al. Variation in false-negative rate of reverse transcriptase polymerase chain reaction-based SARS-CoV-2 tests by time since exposure[J]. Annals of Internal Medicine, 2020, 173 (4): 262—267.
- [3] 刘锐, 丁辉, 尚媛园等. COVID-19 医学影像数据集及研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(22): 15—27.  
LIU Rui, DING Hui, SHANG Yuan-yuan, et al. COVID-19 medical imaging dataset and research progress[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(22): 15—27.
- [4] 谢娟英, 夏琴. 新冠肺炎 CXR 图像分类新模型 COVID-SERA-NeXt[J]. 太原理工大学学报, 2022, 53(1): 52—62.  
XIE Juan-ying, XIA Qin. A new classification model COVID-SERA-NeXt for COVID-19 CXR images[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2022, 53(1): 52—62.
- [5] RAJPAL S, AGARWAL M, RAJPAL A, et al. COV-ELM classifier: an extreme learning machine based identification of COVID-19 using chest x-ray images[J]. Intelligent Decision Technologies, 2022, (16): 193—203.
- [6] HAO H, DIDARI S, WOO J O, et al. Highly efficient representation and active learning framework for imbalanced data and its application to COVID-19 X-Ray classification[C]//35th Conference on Neural Information Processing Systems. Sydney, Australia: NeurIPs Data-Centric AI workshop, 2021: 193—203.
- [7] HE K M, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770—778.
- [8] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv preprint arXiv, 2017, 17(4): 861—867.
- [9] TAN M, LE Q. Efficientnet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 36th International conference on machine learning. Long Beach, California, USA: PMLR, 2019: 6105—6114.
- [10] LIU Z, MAO H, WU C Y, et al. A convnet for the 2020s[C]// Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern Recognition. New orleans, Louisiana: CVPR, 2022: 11976—11986.
- [11] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. virtual platform: ICCV, 2021: 10012—10022.
- [12] WANG X, GIRSHICK R, GUPTA A, et al. Non-local neural networks [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Salt Lake City, Utah: CVPR, 2018: 7794—7803.
- [13] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. Eca-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. virtual platform: CVPR, 2020: 11534—11542.
- [14] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: CVPR, 2018: 7132—7141.
- [15] CAO Y, XU J, LIN S, et al. GCNET: Non-local networks meet squeeze-excitation networks and beyond [C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. Seoul, Korea: ICCV, 2019: 1971—1980.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: ECCV, 2018: 3—19.
- [17] CHOWDHURY M E, RAHMAN T, KHANDAKAR A, et al. Can AI help in screening viral and COVID-19 pneumonia?[J]. IEEE Access, 2020, 8, (8): 132665—132676.
- [18] RAHMAN T, KHANDAKAR A, QIBLAWEY Y, et al. Exploring the effect of image enhancement techniques on COVID-19 detection using chest X-ray images[J]. Computers in Biology and Medicine, 2021, 132, (10): 104319.
- [19] THANH D N, KALAVATHI P, PRASATH V S. Chest X-ray image denoising using Nesterov optimization method with total variation regularization [J]. Procedia Computer Science, 2020, 171, (4): 1961—1969.
- [20] 冉健雨. 基于深度学习的新新冠肺炎 X 光片分类和可视化研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2021.  
RAN Jianyu. Research on X-ray classification and visualization of COVID-19 based on deep learning[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2021.
- [21] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: ICCV, 2017: 618—626.