

许文燕, 陈李盛. 基于改进 ResNet 残差网络的新冠肺炎胸片模型设计[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(9): 136-139. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240921

基于改进 ResNet 残差网络的新冠肺炎胸片模型设计

许文燕, 陈李盛

(广州南洋理工职业学院 智能工程学院, 广州 510925)

摘要: 新冠肺炎疫情的暴发给全球带来了巨大的挑战, 胸片是诊断新冠肺炎的重要影像学手段之一, 本文在 ResNet 残差网络基础上, 针对新冠肺炎胸片提出一种新的检测模型。通过对 ResNet 残差网络模型进行改进, 并利用迁移学习对模型进行训练, 能够更准确地识别和定位肺部病变, 从而提高新冠肺炎的诊断效率和准确性。实验结果表明, 本文提出的模型在新冠肺炎胸片数据集上检测准确率达 95%、召回率达 92%、F1 值达 0.93, 能够为新冠肺炎的早期诊断和治疗提供有力的支持。

关键词: 新冠肺炎; 诊断; ResNet 残差网络; 迁移学习

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)09-0136-04

Model design for chest radiograph detection of neococcal pneumonia based on improved ResNet residual network

XU Wenyan, CHEN Lisheng

(School of Intelligent Engineering, Guangzhou Nanyang Polytechnic College, Guangzhou 510925, China)

Abstract: The outbreak of COVID-19 has brought great challenges to the world. Chest radiographs are one of the important imaging means to diagnose COVID-19. This paper proposes a new detection model for COVID-19 chest radiographs based on ResNet residual network. By improving the ResNet residual network model and using migration learning to train the model, lung lesions can be more accurately identified and located, thus improving the diagnostic efficiency and accuracy of COVID-19. The experimental results show that the detection accuracy of the model proposed in this paper reaches 95%, the recall rate reaches 92%, and the F1 value reaches 0.93 on the chest radiograph dataset of COVID-19, which can provide strong support for the early diagnosis and treatment of COVID-19.

Key words: COVID-19; diagnosis; ResNet residual network; transfer learning

0 引言

新型冠状病毒肺炎(COVID-19)作为一种高度传染性的疾病,在全球范围内造成了严重的健康危机和经济损失。胸片是一种常用的影像学检查方法,被广泛应用于 COVID-19 的早期筛查和诊断。然而,由于新冠肺炎胸片的特殊性,如病灶的多样性、病灶大小的变化和背景干扰等因素,传统的图像分析方法在 COVID-19 胸片的检测和分类任务中存在一定的局限性^[1]。

传统的胸片检测方法主要依赖于医生的经验和

专业知识,存在一定的主观性和误诊率。近年来,深度学习技术的快速发展为医学影像分析带来了新的机遇^[2-3]。邵剑飞等^[4]提出了一种改进的 MobileNetV2-SELN 模型,用于提高医生主观因素对 COVID-19 和 CAP(社区获得性肺炎)的准确性,该模型相比原模型的分​​类准确率提升约 2%;郭艺等^[5]提出一种基于轻量级人工神经网络的新冠肺炎 CT 新型识别算法,在医用计算上耗时 236 s,并在精度方面高于其他对比算法,能够适应新冠肺炎的诊断需求;周奇浩等^[6]提出了一种基于深度学习的分类网络 DLDA-A-DenseNet,能够有效对新型冠状

基金项目: 广州南洋理工职业学院校级科研项目(NY-2023KYB-04); 广州南洋理工职业学院创新科研团队项目(NY-2021CQ-KYTD002)。

作者简介: 许文燕(1990-),女,硕士,讲师,主要研究方向:深度学习与目标检测。

通讯作者: 陈李盛(1991-),男,硕士,助教,主要研究方向:机械设计与自动化。Email:1139412781@qq.com

收稿日期: 2024-03-05

病毒肺炎 CT 图像分类并提取病灶特征,具有较高的精度和泛化性能;何迪等^[7]构建了单发多框探测器(SSD)、faster-RCNN 和 faster-RCNN 优化 3 种基于深度学习的图像目标检测模型,结果显示 Faster-RCNN 模型,具有较高的分类准确率和回归精度,能够准确识别肺炎;SHU L 等^[8]针对新冠肺炎的 CT 图像的检测,提出了一种特征补充融合网络(FCF)模型,并通过监督和弱监督策略相结合的训练方式,使卷积神经网络(CNN)更快地引导视觉变换器(ViT)收敛,分类准确率达 99.34%,超过了当时最先进的流行分类模型;彭心睿等^[9]提出了一种加权通道筛选的轻量级模型 WCF-MobileNetV3,对新冠肺炎胸片检测准确率达 98.64%;金哲毅等^[10]将 ResNet50 作为预训练模型,结合各种提高网络训练精度的方法,在新冠肺炎胸片和正常胸片上的检测正确率达 98.7%和 99.1%;高瞻等^[11]设计了一种基于 XGBoost 的新冠肺炎智能检测系统,以患者生化数据为检测特征,检测正确率达 94.34%。

残差网络(ResNet)作为一种强大的深度学习模型,已经在图像分类、目标检测和分割等任务中取得了令人瞩目的成果^[12]。然而,由于 COVID-19 胸片的特殊性,传统的 ResNet 模型在该任务中仍然存在一些不足之处^[13]。因此,本文提出一种基于改进 ResNet 残差网络的新冠肺炎胸片检测模型,首先,对传统的 ResNet 模型进行改进,以适应 COVID-19 胸片的特殊要求;其次,引入一种新的损失函数,以进一步优化模型的性能,提高模型的泛化能力和检测准确性;最后,通过实验验证、评估所提出的方法在 COVID-19 胸片检测任务中的有效性和可行性。

1 新冠肺炎胸片检测网络模型设计

1.1 ResNet-50 网络模型

ResNet-50 是一种深度残差网络,由 Microsoft Research 团队在 2015 年提出^[14]。其是 ResNet 系列网络中的一种,通过引入如图 1 所示的残差连接解决深度神经网络训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题,使得模型在训练过程中能快速收敛,原始 ResNet-50 模型预训练任务是将 1 000 个类别的物体进行分类^[15-16]。本研究是针对胸片进行识别,分为健康和新冠患者两类,是一个二分类问题,因此需要对原始 ResNet-50 网络结构进行调整。首先,从原始网络中取出除最后 3 层之外的所有层,然后用一个全连接层、一个 Softmax 层和一个分类层替换

原始网络的最后 3 层,将全连接层的分类数设置为与新数据中的分类数相同,使预训练的网络层迁移到新的分类任务上。

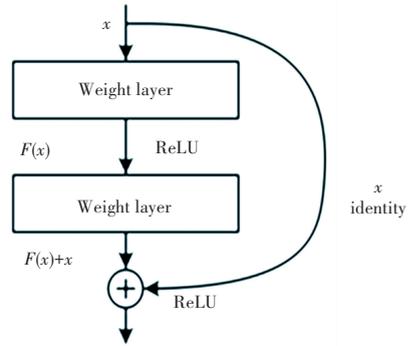


图 1 残差连接
Fig. 1 Residual connection

1.2 基于 ResNet-50 改进的新冠肺炎胸片检测模型设计

基于深度学习的新冠肺炎胸片检测的实质对输入的图像分辨出该胸片是患有新冠肺炎还是正常。新冠肺炎胸片上常见的影像特征是双肺多发斑片状阴影,通常呈现为浸润性病变,分布在肺部的不同区域;正常胸片上很少出现斑片状阴影^[17]。另外,新冠肺炎胸片上还可能显示肺实变,肺实变是指肺部组织的病理性改变,通常表现为肺部某个区域的密度增加^[18]。在正常胸片上,肺部密度均匀,没有明显的实变^[19]。此外,新冠肺炎胸片上还可能显示肺纹理增多,而正常胸片上的肺纹理通常是均匀的,没有明显的增多^[20]。新冠肺炎胸片与正常胸片的影像如图 2 所示。

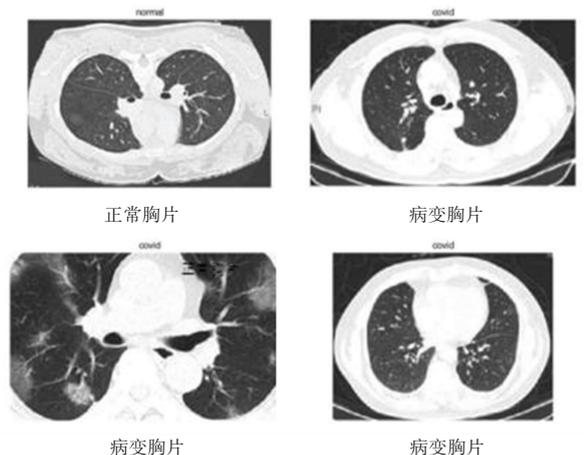


图 2 新冠肺炎与正常胸片影像

Fig. 2 New crown pneumonia and normal chest X-ray images

在将预训练的 ResNet-50 网络应用于新的新冠病毒图像分类问题时,需要对网络结构进行适当的调整以适应新任务的需求。首先,从 ResNet-50 模型中提取出除了最后 3 层之外的所有层,这些层已经在 ImageNet 数据集上进行了预训练,能够捕捉图像的通用特征。另外,由于原始的 ResNet-50 网络最后 3 层是为 1 000 类物体识别设计的,需要将其替换新冠病毒图像分类问题任务层,即使用一个新的全连接层(Dense Layer)来替换最后一个卷积层之后的全连接层,在新的全连接层之后添加一个 Softmax 层,Softmax 层能够将全连接层的输出转换为概率分布,表示各个类别的预测概率,根据新冠病毒图像分类问题类别数量,设置两个新全连接层的输出单元。通过上述模型的改进,将预训练的网络层迁移到新冠病毒图像分类任务上。最后,使用验证数据集评估模型的性能,并根据需要进行超参数调整和模型优化,以提高分类准确性。

2 材料与方法

2.1 试验数据

本文使用 Kaggle 公开数据集 COVID-CT-master,其中包含 397 张正常胸片和 349 张新冠肺炎胸片。将数据集按照表 1 划分为训练集、验证集和测试集。另外,为提升模型的泛化能力,防止模型在训练过程中过拟合,对原始数据进行了旋转、翻转、裁剪等操作丰富数据集。此外,由于 ResNet50 需要输入的图像大小为 $224 \times 224 \times 3$,与训练数据的图像大小和验证数据的图像大小不同,因此,本研究对训练数据的图像大小以及测试数据的图像进行归一化处理。

表 1 各数据集图像数量

Table 1 Number of images in each dataset

名称	原始数量/张	数据增强后数量/张
训练集	597	2 985
验证集	109	545
测试集	40	200
总计	746	3 730

2.2 实验方法

使用 ResNet 网络检测新冠肺炎胸片,本质上是机器视觉中的图像分类问题,本文将输入的图片分为健康或患病两类。使用 MATLAB 软件中预定义好的 ResNet 网络进行结构及参数的微调,利用迁移学习原理训练该网络,并用训练好的网络去验证胸片图像,查看准确率是否达到标准,如未达到设定检

测标准,继续对网络模型及参数进行修改、完善,直至该网络在验证集中达到预定的检查标准,最后将该模型用于测试集的测试,并将结果可视化,计算模型整体的检测准确率。

3 结果与讨论

通过对 200 张胸片图像进行测试,本文提出的方法能够较准确的区分正常胸片和新冠肺炎胸片,在新冠肺炎胸片检测方面达到了 95% 的准确率,说明该模型能够较好地识别出真正的新冠肺炎胸片;召回率为 92%,说明该模型能够较好地识别出真正的新冠肺炎胸片,提升胸片的检测效率; $F1$ 值为 0.93,进一步验证了本文提出的模型在新冠肺炎胸片检测方面的优越性。

与传统的方法相比,本文提出的改进后的模型在新冠肺炎胸片的检测准确性上表现出明显的优势。这主要得益于改进的 ResNet 残差网络的深层特征提取能力和自适应学习能力,能够更准确地识别出新冠肺炎胸片中的病灶和病变,减少了误诊和漏诊的风险。

4 结束语

与传统方法相比,本文提出的方法能够更准确地识别新冠肺炎胸片,并且在处理大规模数据时表现出较高的效率。然而,该方法仍有一些局限性需要进一步改进,例如,数据集的质量和规模对于模型的性能有较大影响,需要进一步扩大和优化数据集。未来的研究可以进一步优化数据集和模型设计,以提高新冠肺炎胸片检测的准确性和效率。

参考文献

- [1] 武卓越,田雪琴,侯潇茵,等. 基于卷积神经网络的肺野分割和肺炎筛查[J]. 西北大学学报(自然科学版),2022,52(4):571-580.
- [2] 吕朋举,王澄,朱建军,等. 基于人工智能的医学图像多器官分割及其在医药领域的应用[J]. 药学进展,2023,47(10):751-757.
- [3] 唐智贤,王一森,周靓怡,等. 人工智能技术在肺部影像辅助诊断中的应用进展[J]. 中国医学物理学杂志,2022,39(5):655-660.
- [4] 邵剑飞,魏榕剑,温剑,等. 融合 SE 和多尺度卷积的轻量级新冠肺炎分类模型[J/OL]. 云南大学学报(自然科学版),1-8 [2024-08-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/53.1045.N.20221205.1054.003.html>
- [5] 郭艺,杜秋晨,吴滕滕,等. 基于轻量级神经网络的新冠肺炎 CT 新型识别技术[J]. 中国医学物理学杂志,2022,39(10):1263-1269.
- [6] 周奇浩,张俊华,普钟,等. 结合深层密集聚合的新冠肺炎 CT 图

- 像分类方法[J]. 计算机应用研究,2023,40(6):1857-1863.
- [7] 何迪,刘立新,刘玉杰,等. 基于深度学习的肺炎图像目标检测[J]. 中国生物医学工程学报,2022,41(4):443-451.
- [8] SHU L,RENCAN N,JINDE C, et al. FCF: Feature complement fusion network for detecting COVID-19 through CT scan images[J]. Applied Soft Computing,2022,125:1-10.
- [9] 彭心睿,潘晴,田妮莉. WCF-MobileNetV3:轻量型新冠肺炎 CXR 图像识别网络[J]. 计算机工程与应用,2023,59(14):224-231.
- [10] 金哲毅,杨晓玲. 基于深度残差网络的新冠肺炎 CT 影像分类系统[J]. 信息技术与信息化,2021(10):114-116.
- [11] 高瞻,陈文,姜鹏,等. 基于 XGBoost 的新冠肺炎智能检测系统实现[J]. 中国数字医学,2020,15(11):123-127.
- [12] HE K ,ZHANG X ,REN S , et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016:770-778.
- [13] 肖东,韩晨,范文强. 基于 U-net 和 ResNet 的图像缺陷检测[J]. 计算机与数字工程,2022,50(8):1791-1794.
- [14] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) . IEEE, 2016: 770-778.
- [15] 于鸣,向广德,于金生. 基于深度学习的道路损坏检测算法研究[J/OL]. 哈尔滨理工大学学报,1-10[2024-08-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1404.N.20240407.1334.023.html>
- [16] 赵小川. 深度学习经典案例解析(基于 MATLAB)[M]. 北京:机械工业出版社,2021:120-123.
- [17] 范巍,韩宗宝,段永利,等. 数字床旁胸部摄影和胸部 CT 扫描在重症新型冠状病毒肺炎诊断中的价值探讨[J]. CT 理论与应用研究,2023,32(3):403-410.
- [18] 贾楠,李燕,郭静霞,等. 基于深度学习的 COVID-19 智能诊断系统[J]. 计算机测量与控制,2023,31(4):96-103.
- [19] 武卓越,田雪琴,侯潇芮,等. 基于卷积神经网络的肺野分割和肺炎筛查[J]. 西北大学学报(自然科学版),2022,52(4):571-580.
- [20] 曾梦,赵娜,王显棋,等. 基于胸部 CT 图像的肺炎深度学习分类预测模型[J]. 陆军军医大学学报,2023,45(21):2266-2274.