

基于深度学习的新冠肺炎 CT 图像识别研究

王琪垚 王健庆

(浙江中医药大学, 浙江 杭州 310053)

摘要: 为辅助医疗人员诊断新冠肺炎患者, 本文设计出高效快速的 CT 图像识别系统。该系统通过对比主流卷积神经网络 (CNN) 模型, 选择 GoogleNet 和 ResNet 深度学习模型; 通过实验对比算法识别的精确度及相应参数调整, 验证模型在识别新冠肺炎 CT 图像中的有效性。

关键词: 神经网络; 深度学习; 新冠肺炎

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-9767 (2020) 17-062-03

Deep Learning Based Novel Coronavirus Pneumonia CT Image Recognition

Wang Qiyao, Wang Jianqing

(Zhejiang Chinese Medical University, Hangzhou Zhejiang 310053, China)

Abstract: In order to diagnose novel coronavirus pneumonia in the paramedic, this paper designs an efficient and fast CT image recognition system. The deep learning model of novel coronavirus pneumonia (CNN) model is selected by comparing the GoogleNet and ResNet depth learning models. The accuracy of the algorithm and the corresponding parameters are compared with the experimental results, and the validity of the model is demonstrated in the identification of CT images of the new crown pneumonia.

Key words: neural networks; deep learning; novel coronavirus pneumonia

0 引言

随着深度学习的研究趋于成熟, 在医学图像识别分类、医学影像分割、医学病灶定位等方面都得到了很好的应用, 如阿尔茨海默病诊断^[1-2]、心电图的分类研究^[3]等。在针对肺部 CT 影像的研究中, 有的利用模糊网络模型对肺部肿瘤 CT 图像进行诊断, 有的利用大规模人工神经网络处理技术, 来提高准确率并降低假阳性。目前, 针对新冠肺炎 CT 影像的研究较少, 而肺部 CT 影像结果是新冠肺炎诊疗的重要依据。由于医学影像的种类十分丰富, 导致特定领域医学影像数据欠缺的问题较为突出, 制约了研究和实践的有效开展。对此, 有学者提出了迁移学习和微调模型训练两种方式^[4-5]。同样, 由于高质量的新冠肺炎 CT 影像数据较少, 本文采用上述思想进行模型选择与调整, 实现了针对新冠肺炎 CT 图像较为有效的识别。

1 系统设计

1.1 研究方法

控制变量: 在实验过程中只改变单一的变量, 然后观察实验数据的变化情况。计算平均值: 通过反复进行实验, 求平均值是排除实验环境的细微差别所带来干扰的常用方法。

1.2 研究对象

新冠肺炎 CT 图像和深度学习模型。

1.3 研究目的

第一, 选择合适的识别新冠 CT 图像的深度学习模型。
第二, 测试加载预训练参数后提升模型识别能力。

1.4 研究过程

首先, 需要选择合适的研究环境和收集相关的研究数据。

基金项目: 教育部留学回国人员科研启动基金资助项目 (2014)。

作者简介: 王琪垚 (1997—), 男, 浙江嘉兴人, 本科。研究方向: 计算机视觉。

通信作者: 王健庆 (1975—), 男, 河北唐山人, 博士研究生, 讲师。研究方向: 计算机视觉、医学图像处理等。E-mail:

wjq@zcmu.edu.cn。

©1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

其次, 一轮实验得到合适的实验模型后, 进行二轮实验, 得到较高准确率, 最后, 实验总结得到相关结论。实验流程如图 1 所示。

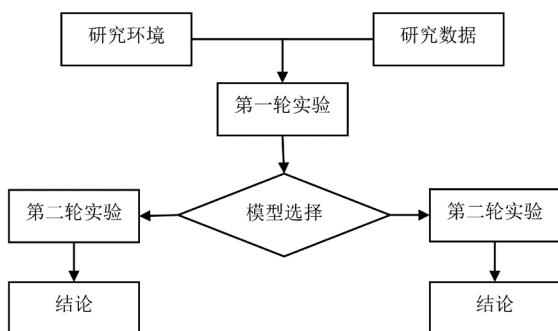


图 1 研究技术路线

2 实验分析

2.1 实验环境

本次实验所使用的是百度的 AIStudio 深度学习实验环境, 具体配置如表 1 所示。

表 1 实验环境配置表

实验环境配置	GPU 环境
CPU	8
RAM	32 GB
GPU	v100
显存	16 GB
磁盘	100 GB
Python 版本	Python 3.7
框架版本	PaddlePaddle 1.6.0

2.2 实验数据

表 2 GoogleNet、ResNet 深度学习模型的肺部 CT 数据集识别训练记录表

实验次数	GoogleNet 训练耗时	GoogleNet 精确度 /%	ResNet 训练耗时	ResNet 精确度 /%
第一次	32" 076	92.473	16" 128	82.979
第二次	43" 631	91.743	15" 212	56.667
第三次	28" 291	90.805	13" 795	72.840
第四次	20" 059	88.889	16" 048	48.193
第五次	35" 025	77.272	15" 314	94.737
第六次	19" 404	95.015	17" 845	97.436
第七次	28" 514	98.990	13" 557	57.447
第八次	27" 568	91.579	17" 250	71.111
第九次	35" 960	95.604	18" 887	84.615
第十次	29" 036	87.500	14" 235	72.449
平均值	29" 956	90.987	15" 827	73.847

表 3 基于 GoogleNet 肺部 CT 识别训练时间

实验次数	不加载参数训练耗时	不加载参数精确度 /%	加载参数训练耗时	加载参数精确度 /%
第一次	19" 604	83.333	12" 661	89.744
第二次	50" 800	88.660	21" 475	95.000
第三次	36" 178	95.745	12" 392	96.040
第四次	20" 142	91.209	12" 674	94.505
第五次	34" 140	89.423	12" 159	90.526
第六次	35" 856	92.296	12" 347	96.667
第七次	29" 400	87.500	12" 985	96.471
第八次	28" 264	93.750	12" 964	86.916
第九次	29" 077	88.776	12" 675	94.186
第十次	21" 182	71.429	12" 283	96.875
平均值	30" 464	88.212	13" 462	93.693

实验选用 GoogleNet 和 ResNet 这两种卷积神经模型, 因为都加入了残差网络, 已广泛应用在医学影像识别领域。GoogleNet 深度学习模型可以高效利用计算机的计算资源, 在计算量相同的情况下可以提取更多的特征, 达到提升训练效果的目的。ResNet 深度学习模型, 相比于其他视觉模型, 残差网络具有容易优化的特点, 而且能够通过增加深度的方法来提高识别的精确度。

两轮实验均使用肺部 CT 数据集, 数据集压缩包包含两个文件夹: 一个文件夹包含 194 张大小在 $32 \times 281 \times 197$ 到 $32 \times 1271 \times 799$ 的 PNG 格式的新冠肺炎 CT 图像; 另一个文件夹包含 267 张大小为 $16 \times 512 \times 512$ 的 JPG 格式的其他肺部 CT 图像。其中, 新冠 CT 图像数据来自 PaddlePaddle 平台公开的 COVID-19 肺部影像 (<https://aistudio.baidu.com/aistudio/datasetdetail/28609>)^[6], 其他肺部 CT 图像来自 Kesci 社区公开的肺部 CT 图像数据 (<https://www.kesci.com/home/dataset/5d71de448499bc002c0ae1fc>)^[7]。

2.3 第一轮实验

第一轮实验的变量为使用的深度学习网络模型, 且没有加载预训练参数, 对比 GoogleNet 模型和 ResNet 模型在识别新冠肺炎 CT 图像时的训练速度和精确度, 实验结果如表 2 所示。

2.4 第二轮实验

第二轮实验的变量为是否加载预训练参数, 对比在加载预训练参数前后的训练时间和精确度的差别, 实验结果如表 3 所示。

2.5 实验分析

图2为对识别正确的图像示例,图2a为识别正确的新冠肺炎CT图像,图2b为识别正确的其他肺部CT图像。图3是识别错误图像的示例,本次实验中对新冠肺炎CT图像的识别全部正确,左右均为其他肺部CT图像。



图 2a

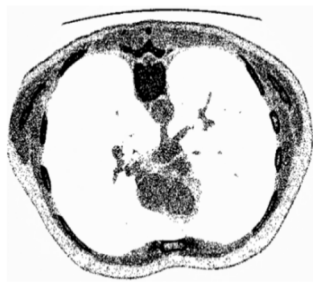


图 2b

图2 识别正确的CT图像示例

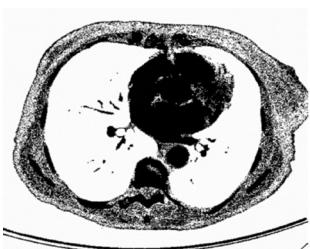


图 3a 识别错误图像 1



图 3b 识别错误图像 2

图3 错误识别的CT图像示例

3 实验结论

在第一轮实验中,ResNet的训练时间只有GoogleNet的52.834%,但是精确度却低了17.14%,可以判断在识别新冠肺炎CT图像时,GoogleNet模型的实际效果是优于ResNet模型的。在第二轮实验中,加载预训练数据后,训练时间减少了55.810%,精确度增加了5.481%,在节约训练时间的基础上提高了训练的精确度。若有海量的数据作为支撑,GoogleNet模型不仅可以提高新冠肺炎CT图像识别的精确度和稳定性,还可以辅助医生对新冠肺炎CT进行诊断。

4 挑战和解决方案

4.1 挑战

第一,缺少高质量的医学影像训练样本,导致训练的结果会出现过拟合和鲁棒性不佳的情况,因此训练结果不具备在临床条件下的普遍适用性。而建设这样庞大的医疗图像数据库将会面临文化和成本两个方面的严峻挑战。第二,深度学习训练模型可以说是一个黑盒子,难以结合医学知识合理解释这套系统的技术理论和运行逻辑,在医疗领域难以普及这样的诊断系统。第三,没有相关法律提供保证,一旦基于此类系统的判断发生后续医疗事故,难以合理追究责任,可

能会成为医患矛盾的导火索^[8]。

4.2 解决方案

首先,使用迁移学习可以解决大部分医学影像数据有限的问题,其原理是将预训练后的数据集用于医疗图像;或者利用GAN合成真实的医学图像数据,形成新的数据,用来提升模型训练诊断的准确率。医疗数据中心和数字化医院的建设,以及电子病历等临床数据的补充,都给予了深度学习在医学影像方面很大的支持。其次,通过确定区域试实行的方法,将深度学习诊断与医生的个人诊断相结合,逐渐增强患者对深度学习诊断的信任度。最后,需要医事法学界的专家学者,共同研究深度学习在医疗行业的法律法规,补充在出现医疗纠纷或者医疗事故出后的法律空白,促使医药行业在临床中使用深度学习技术。

5 结语

实验研究结果说明深度学习在新冠肺炎图像识别中可以起到积极的作用,从而减轻医生面对大量新冠肺炎图像时的压力。另外通过对相关研究进行总结,提出该技术现阶段应用于临床将面临的问题和可行的解决方案。

参考文献

- [1]Mollenhauer J,Aurich M E,Zhong Z,et al.Diffraction-enhanced X-ray imaging of articular cartilage[J].Osteoarthritis & Cartilage,2002,10(3):167-171.
- [2]刘锐,何先波.基于深度学习的肺部医学图像分析研究进展[J].川北医学院学报,2019,34(2):316-320.
- [3]王媛媛,周涛,吴翠颖.深度学习及其在医学图像分析中的应用研究[J].电视技术,2016,40(10):118-126.
- [4]Antony J,Mcguinness K,Connor N E O,et al.Quantifying radiographic knee osteoarthritis severity using deep convolutional neural networks[C]//Computer Vision and Pattern Recognition,2016:1-6.
- [5]Zhang J,Cook T S,Kim E,et al.A deep semantic mobile application for thyroid cytopathology[C]//PACS and Imaging Informatics,2016:22-31.
- [6]百度大脑.COVID-19病人肺部影像-CT[EB/OL].(2020-04-04)[2020-04-15].<https://aistudio.baidu.com/aistudio/datasetdetail/28609>.
- [7]K Scott Mader.Finding and Measuring Lungs in CT Data[EB/OL].(2019-10-18)[2020-04-15].<https://www.kaggle.com/kmader/finding-lungs-in-ct-data>.
- [8]林金朝,庞宇,徐黎明,等.基于深度学习的医学图像处理研究进展[J].生命科学仪器,2018,16(1):45-54.