

神经网络算法对新冠肺炎CT的判别的准确率研究

杨永丽, 廖新元*, 骆金鹏, 叶云飞, 刘杨杨, 田大伟

南华大学数理学院, 湖南 衡阳

收稿日期: 2022年4月18日; 录用日期: 2022年5月13日; 发布日期: 2022年5月23日

摘要

随着计算机技术的发展, 人工智能在医疗领域的作用日益凸显, 尤其是近几年新型的智能影响识别机器人辅助医生进行疾病诊断, 大大提升医生诊断效率。本文主要研究神经网络模型对于CT影响的图像识别准确率, 以新冠肺炎患者的肺部CT影像为研究对象, 进行特征提取, 建立卷积神经网络模型和AlexNet深度神经网络模型以及SE-ResNet神经网络模型, 最终得到卷积神经网络算法准确率稳定在80%, AlexNet深度神经网络模型的准确率在83%, SE-ResNet神经网络模型的准确率在87%, 助力医生快速进行疾病诊断。

关键词

CT图像识别, 神经网络

Research on the Accuracy of Neural Network Algorithm for the Discrimination of New Coronary Pneumonia CT

Yongli Yang, Xinyuan Liao*, Jinpeng Luo, Yunfei Ye, Yangyang Liu, Dawei Tian

School of Mathematics and Physics, University of South China, Hengyang Hunan

Received: Apr. 18th, 2022; accepted: May 13th, 2022; published: May 23rd, 2022

Abstract

With the development of computer technology, the role of artificial intelligence in the medical

*通讯作者。

文章引用: 杨永丽, 廖新元, 骆金鹏, 叶云飞, 刘杨杨, 田大伟. 神经网络算法对新冠肺炎 CT 的判别的准确率研究[J]. 应用数学进展, 2022, 11(5): 2641-2650. DOI: 10.12677/aam.2022.115279

field has become increasingly prominent. Especially in recent years, the new type of intelligent impact recognition robot assists doctors in disease diagnosis, which greatly improves the efficiency of doctors' diagnosis. This paper mainly studies the image recognition accuracy of the neural network model affected for CT. This article takes the lung CT images of patients with new coronary pneumonia as the research object. Feature extraction from CT images. Build the convolutional neural network model, AlexNet deep neural network model and SE-ResNet neural network model. Finally, the accuracy of the convolutional neural network algorithm is stable at 80%. The accuracy rate of the AlexNet deep neural network model is 83%, the accuracy rate of SE-ResNet neural network model is 87%, these models can help doctors to quickly diagnose diseases.

Keywords

CT Image Identification, Neural Network

Copyright © 2022 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

2019 年末新冠肺炎疫情突然爆发, 并且大规模地在全国范围内爆发[1]。2020 年 1 月 30 日, 新冠肺炎疫情被世卫组织列为“国际关注的突发公共卫生事件”, 此次疫情传播速度快, 而且经常反复, 流行时间长, 范围广[2]。直到 2020 年 3 月 11 日, 新冠疫情进入“全球大流行”的状态只用了短短 4 个月的时间, 此次疫情也因此受到全球重视。目前对于新冠肺炎疫情的每日新增报告主要分为两类, 一类是新增确诊, 一类是新增无症状。新增确诊和无症状之间的主要区别之一就是 CT 影响是否有病变, 新冠确诊患者在肺炎的 CT 影像中会呈现出点状斑片状阴影, 如果在病变中晚期进行 CT 检查, 可能会呈现出典型的磨玻璃样阴影[3]。从 CT 来确诊新冠患病的 CT 影像特征其实是非常明显的, 医生往往能在看到后做出正确判断, 但是即使假设一个医生查看一名患者的 CT 影像并进行肉眼分析需要 2~5 分钟, 就是这短短的几分钟在面对疫情大规模爆发的情况下也难免满足不了争分夺秒的时间需求, 这时人工智能引入医疗体系帮助医生提高效率就显得尤为重要, 构建模型研究 AI 人工智能对于 CT 影像的判别, 则是本文研究的重点。

2. 模型介绍

2.1. 卷积神经网络

简单的神经网络由三层结构组成, 包含输入层, 隐含层和输出层, 简单神经网络的公式如下:

$$a_1^{(2)} = f(W_{11}^{(1)}x_1 + W_{12}^{(1)}x_2 + W_{13}^{(1)}x_3 + b_1^{(1)})$$

$$a_2^{(2)} = f(W_{21}^{(1)}x_1 + W_{22}^{(1)}x_2 + W_{23}^{(1)}x_3 + b_2^{(1)})$$

$$a_3^{(2)} = f(W_{31}^{(1)}x_1 + W_{32}^{(1)}x_2 + W_{33}^{(1)}x_3 + b_3^{(1)})$$

$$h_{w,b}(x) = a_1^{(3)} = f(W_{11}^{(2)}x_1 + W_{12}^{(2)}x_2 + W_{13}^{(2)}x_3 + b_1^{(2)})$$

特征提取器是卷积神经网络与普通神经网络的主要区别, 卷积神经网络的隐含层包括卷积层、池化层、和全连接层 3 种常见的构筑。卷积神经网络通常由四个部分组成, 由左至右分别为: 输入层、卷积

层、全连接层以及输出层。

其中，输入层是的作用对象的原始输入数据，对于图像处理模型，原始的输入数据为图像的像素值。卷积层，主要作用是通过卷积运算汇聚图像特征进行，然后进一步得到图像的局部区域刻画。池化层，主要是合并像素特征，从而减少卷积层的输出特征，可以防止过拟合。全连接层是由多个神经元连接而成，主要作用是将前面得到的特征进行表示整合，提高整合神经网络的鲁棒性[4]。

卷积的计算公式为：

$$F_{ij} = S \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (M_{ij} C_{ij}) + b_j \right)$$

激活层包含多种激活函数，其中 Sigmoid 函数形式表示如下：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

池化过程表达式为：

$$S = P(F) + b_2$$

池化处理主要作用是降低输出维度，其中平均池化公式为：

$$S_{ij} = \frac{1}{c^2} \left(\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c F_{ij} \right) + b_2$$

最大池化公式为：

$$S_{ij} = \max_{i=1, j=1} (F_{ij}) + b_2$$

2.2. AlexNet 模型

AlexNet 模型整个网络有 8 层，前 5 个为卷积层，后三层是全连接层。此模型使用了 ReLU 激活函数，与卷积神经网络种的 Sigmoid 函数进行对比，可以避免出现梯度饱和现象，而且使用 ReLU 激活函数，可以降低计算量，收敛速度变快。另外在 AlexNet 模型通过数据扩充，重叠池化以及 Dropout，以及重叠池化可以避免过拟合[5]。

ReLU 激活函数为：

$$f(x) = \max(0, x)$$

2.3. SE-ResNet 模型

对于普通卷积神经网络，不断增加网络层数会大大增加计算复杂度，而 ResNet 模型核心在于把残差引入到卷积网络中传统的卷积神经网络通过学习最优映射函数 $H(x)$ 来进行参数迭代，而 ResNet 网络则引入残差使得 $H(x) = F(x) + x$ 这里 $F(x)$ 为残差， x 为估计值， $H(x)$ 为观测值，当普通卷积神经网络模型在某层深度网络中达到最优解时，需要保证模型在下一层网络仍然是最优并更新权值则比较困难，而 ResNet 模型则只需要通过迭代让残差尽可能的小并只需要更新部分权值即可，相比于普通 CNN 而言不会出现在深层网络上网络退化的现象。同时由于在图像信息提取上，卷积神经网络会将所有的图像信息特征进行提取并训练，从而导致噪声信息对模型有一定影响，降低模型的精度。因此，通过添加挤压与激励模块(SE)增强模型对图像信息特征提取的敏感度是比较有效的[6]。原始特征输入后，通过平均池化使得特征降为 $1*1$ ，接着通过全连接层以及激活函数 Relu 进行通道变换，最后通过乘法通道使得权重重新加权到原始通道内，通过这种方式不但大大减少参数计算量，同时还增强了模型的稳定性。最终构建

SE-ResNet 模型，设置初始学习率为 0.001，batch_size 为 5，使用 Adam 优化器进行参数迭代[7]。

3. 数据建模

3.1. 预处理

总共获取到 746 张图片，其中 369 张 CT 图像是新冠患者肺部图像，剩下的 377 张 CT 图像为非新冠患者肺部图像，由于 CT 图像中的 RGB 信息几乎没有，所以首先对图像进行灰度处理，处理后图像如图 1 所示：

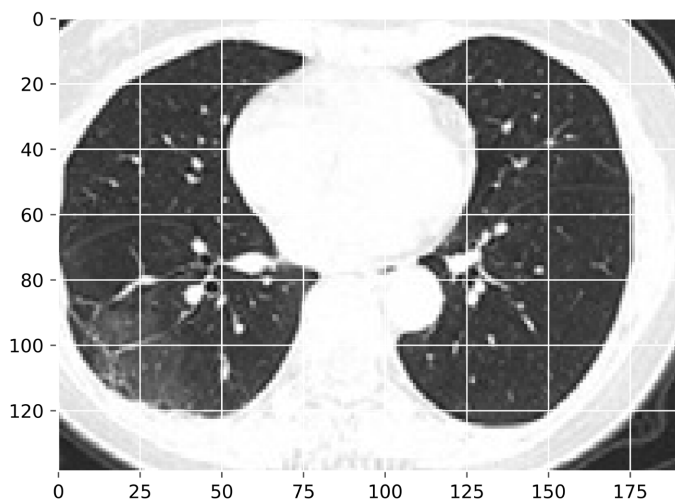


Figure 1. Grayscale processed image

图 1. 灰度处理后图像

图像的像素矩阵如下，

$$\begin{bmatrix} 233 & 233 & \dots & 233 & 233 \\ 210 & 210 & \dots & 210 & 210 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 68 & 68 & \dots & 68 & 68 \\ 65 & 65 & \dots & 65 & 65 \end{bmatrix}$$

由于 CT 图像大小不一致，故首先对图像进行裁剪，根据总体图像大小主要为 150~300，最终选定裁剪为宽度和高宽均为 128 的图像，裁剪后图像可视化如图 2 所示。

可以发现 CT 图像的主要特征仍然保留，剔除了不重要的信息。

3.2. 特征提取

3.2.1. 纹理特征提取

纹理通常是图像识别的主要特征之一，在图像识别的过程会使用纹理表示图像是否均匀、是细致还是粗糙等一些特征，纹理特征是一种不同质现象的视觉特征，反应的是图像本身的特征，对于纹理特征的识别有利于对图像的区分。图像的灰度共生矩阵(GLCM) [8]经常被广泛应用于将灰度值转化为纹理信息。通过计算灰度图像的共生矩阵来表示图像的某些纹理特征[9]。计算图像的灰度共生矩阵，并提取了 4 个常见纹理特征，常见纹理特征如表 1 所示。

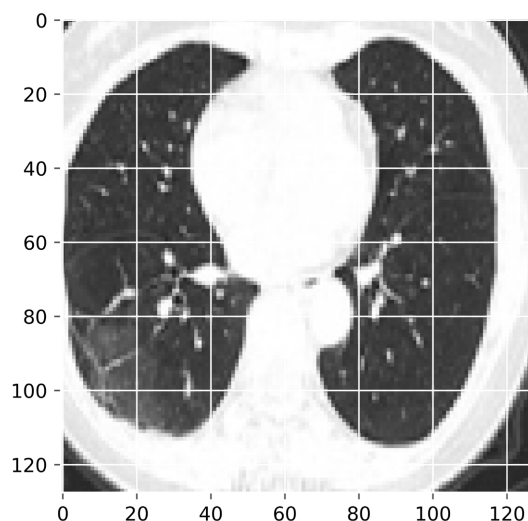


Figure 2. Cropped image

图 2. 剪裁处理后图像

Table 1. Texture features

表 1. 纹理特征

特征	说明
对比度	反映了 CT 图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度
相关性	度量空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度，因此，相关值大小反映了图像中局部灰度相关性
差异性	反应图像中的纹理图像的非均匀性大小
二阶矩	灰度共生矩阵元素值的平方和，反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度

肺炎影像纹理特征的部分数据如表 2 所示。

Table 2. Partial image texture feature data of pneumonia

表 2. 部分肺炎影像纹理特征数据

是否新冠肺炎	对比度	相关性	差异性	二阶矩
-	40.04143167	0.848946316	0.488689091	0.979669839
+	63.33541377	0.704108991	0.538525832	0.984725136
3+	69.31122186	0.722416384	0.639769407	0.979437957
+	71.48402568	0.877908991	0.988860941	0.94289509
-	44.99703167	0.778851389	0.563170804	0.97622474
+	39.44573419	0.731510905	0.45167867	0.982989529
-	17.60038432	0.628733516	0.191988627	0.993651667
+	68.13066131	0.689325729	0.740372448	0.974913114
-	52.79155275	0.74963959	0.513740255	0.982462991
-	15.75151151	0.632326065	0.256721711	0.987137315

3.2.2. 灰度特征提取

灰度图像保存了原始 CT 图像的完整灰度信息, 由于在 CT 肺炎的影像中有肺部发白, 异常斑点或者有磨玻璃密度影的一般特征, 使得强度出现差异[10]。因此, 我们提取了对肺炎分析有较高的意义的 8 个特征, 特征说明如表 3 所示。

Table 3. Grayscale feature

表 3. 灰度特征

特征	说明
能量	灰度图像像素点灰度的平方和, 直接体现了肺炎图像强度
方差	测算灰度图像灰度值离散趋势
均值	反应了灰度图像灰度值的集中趋势
最大值	灰度图像灰度值的最大值
最小值	灰度图像灰度值的最小值
熵	测算灰度图像的混乱程度
峰度	反应了灰度概率密度分布曲线在平均值处峰值高低的特征数
偏度	反应灰度图像灰度值分布偏斜方向和程度

肺炎影像灰度特征的部分数据如表 4 所示。

Table 4. Part of the grayscale feature data of pneumonia images

表 4. 部分肺炎影像灰度特征数据

是否新冠肺炎	能量	方差	熵	峰度
-	34,205,588	1429.920662	0.085977879	-0.019065989
+	27,560,796	365.1381309	0.073629147	3.204338349
+	32,211,348	1367.417104	0.101596971	2.491920004
+	76,842,593	430.8940488	0.218225206	3.927592035
-	26,294,536	346.3055841	0.098248384	0.938059779
+	18,927,030	786.1082722	0.05493064	1.483179995
-	6,082,377	434.3581069	0.031797891	5.679622234
+	28,335,547	709.7675471	0.127576128	1.725826871
-	27,176,447	616.0403112	0.073671706	4.179275833
-	5,502,281	1431.584855	0.066772731	-0.479700225

3.2.3. 小波变换特征提取

小波变换的基本思想是通过伸缩平移运算将灰度图信息分解为子带信号, 小波变换的主要特征是能够通过变换突出图像的某些特征, 然后通过这些局部特征, 进一步实现对信息时间、频率上的局部化分析, 使其能够克服傅里叶分析在处理 CT 图像此类非平稳的复杂图像时所存在的局限性, 获得到取原始图像在不同尺度和方向上的模糊分量和细节分量[11], 小波特征说明如表 5 所示。

Table 5. Wavelet features**表 5.** 小波特征

特征	说明
熵	测算图像在各个方向细节上的混乱程度
反差分矩阵	反映了图像在各个方向细节上图像灰度分布均匀程度
对比度	反映了图像在各个方向细节上的清晰度和纹理沟纹深浅的程度
能量	反映图像在各个方向细节上的强度

肺炎影像小波特征的部分数据如表 6 所示。

Table 6. Wavelet feature data of part of pneumonia images**表 6.** 部分肺炎影像小波特征数据

是否新冠肺炎	熵	反差分矩阵	对比度	能量
-	0.008284351	11,891	344,441.75	-1464.16913
+	0.230641939	33,923	294,069.75	-2764.787504
+	0.038367748	22,617	459,364.625	-1870.607004
+	-0.482323015	38,120	-131,704.1875	-3140.122479
-	0.161030821	17,868	1,583,916.875	-2274.930763
+	-0.014575211	15,802	-232,404.25	-1551.273944
-	0.155549039	10,771	115,666.0625	-1147.82416
+	0.045178613	20,352	46,424.8125	-1942.417855
-	0.114517851	27,865	-82,924.0625	-2295.595318
-	-0.003275097	2467	-15,075.1875	-492.5265015

3.2.4. 卷积特征提取

卷积特征是采用卷积神经网络(CNN)方法进行的特征提取，主要根据卷积神经网络中卷积和池化的计算性质，因为这样计算得到的图像中平移部分对最后的特征向量没有影响，所以图片特征的拟合度可以控制，不容易过拟合[12]。

肺炎影像卷积特征的部分数据如表 7 所示。

Table 7. Partial convolutional feature data of pneumonia images**表 7.** 部分肺炎影像卷积特征数据

是否新冠肺炎	特征数据
-	0
+	19.02
+	13.72
+	1.366
-	0
+	0.32
-	0
+	5.09
-	0
-	0

3.3. 模型拟合

通过已经建立的卷积神经网络模型,进行样本训练 500 次,每一步记录一次模型损失函数损失情况,结果如图 3 所示。



Figure 3. Loss function record
图 3. 损失函数记录

通过损失函数记录情况可知,训练集的损失下降较快,而验证集的损失反而有所上升,说明模型出现过拟合现象。模型在验证集上的准确率为 0.76,说明对于新冠患者的肺部 CT 识别效果并不是很好。

接着使用 AlexNet 模型[13]进行训练,得到模型的损失图如图 4 所示。

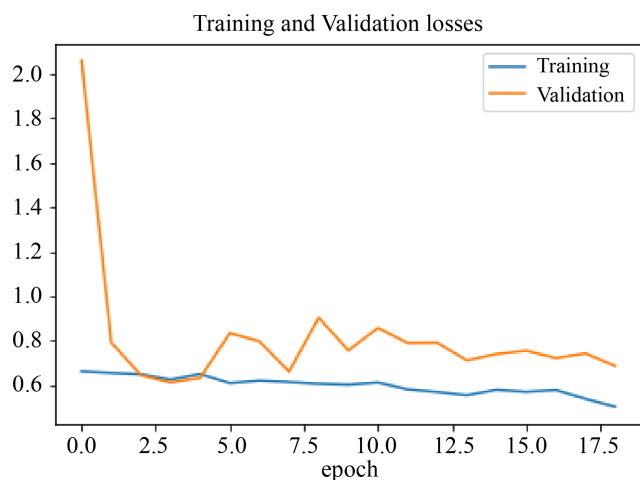


Figure 4. AlexNet model loss iteration graph
图 4. AlexNet 模型损失迭代图

从上图可以发现模型在验证集上的损失随着训练轮数而下降,最终模型在测试集上的准确率为 0.83,相比普通卷积神经网络来说,准确率提升较大。

最后构建 SE-ResNet 模型,得到模型的 loss 值随着迭代次数变化图如图 5 所示,

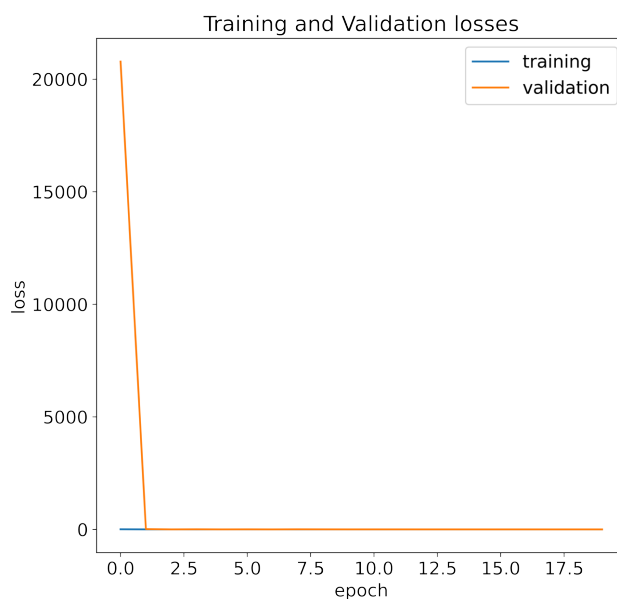


Figure 5. SE-ResNet model loss iteration graph
图 5. SE-ResNet 模型损失迭代图

最终 SE-ResNet 模型在测试集上的精度为 0.87，相较于普通卷积神经网络和 AlexNet 模型有较好的精度。

4. 结论

通过构建神经网络模型，对于 CT 影像进行图像特征提取，将图像特征转化为数据矩阵，利用 SE-ResNet 算法进行二分类实践，输出的结果实现了 87% 以上的新冠肺炎筛选正确率，有助于在前期辅助医生对于肺部 CT 进行识别筛选，对于进一步的改进，可以对自行确定分类模型的阈值，在满足熵最小化的角度，输出每一张 CT 的新冠肺炎患病概率，这时医生只需根据概率选择重点筛查的 CT 即可。

基金项目

湖南省研究生科研创新项目资助(项目编号: CX20210931)。

参考文献

- [1] 荣月. 全球新冠疫情防控效果评价及其影响因素分析[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2021. <https://doi.org/10.27123/d.cnki.ghlju.2021.001600>
- [2] 盛方富, 李志萌. 重大突发公共卫生事件对经济的冲击、传导及其应对——以新冠肺炎疫情为例[J]. 企业经济, 2020(3): 12-20. <https://doi.org/10.13529/j.cnki.enterprise.economy.2020.03.002>
- [3] 王增奎, 张兆福, 庞军, 魏晓华, 庞红艳, 郜东伟. COVID-19 各临床分型对应 CT 表现及人工智能辅助应用价值[J]. CT 理论与应用研究, 2020, 29(5): 534-542. <https://doi.org/10.15953/j.1004-4140.2020.29.05.03>
- [4] 马帅, 刘建伟, 左信. 图神经网络综述[J]. 计算机研究与发展, 2022, 59(1): 47-80.
- [5] 张珂, 冯晓晗, 郭玉荣, 苏昱坤, 赵凯, 赵振兵, 马占宇, 丁巧林. 图像分类的深度卷积神经网络模型综述[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(10): 2305-2325.
- [6] Jiang, Y., Chen, L., Zhang, H. and Xiao, X. (2019) Breast Cancer Histopathological Image Classification Using Convolutional Neural Networks with Small SE-ResNet Module. *PLoS ONE*, **14**, e0214587. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214587>
- [7] 朱勇, 谢勤岚. 3D SE-ResNet: 一种从 CT 图像中自动分割 COVID-19 肺部感染模型[J]. 中南民族大学学报(自然

- 科学版), 2022, 41(2): 200-207.
- [8] Haralick, R.M. (1979) Statistical and Structural Approaches to Texture. *Proceedings of the IEEE*, **67**, 786-804. <https://doi.org/10.1109/PROC.1979.11328>
- [9] 王龙. 图像纹理特征提取及分类研究[D]: [硕士学位论文]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.
- [10] 王家臣, 李良晖, 杨胜利. 不同照度下煤矸图像灰度及纹理特征提取的实验研究[J]. *煤炭学报*, 2018, 43(11): 3051-3061. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2018.0866>
- [11] 李伟琳. 雷达影像的小波纹理特征提取方法研究[J]. *科学技术创新*, 2021(11): 1-2.
- [12] 宋珣, 刘一廷. 基于卷积特征提取和 DTW 的图像相似度评估算法[J]. *现代计算机*, 2020(33): 64-69.
- [13] 费宏运, 陈庚, 迟兆瑞, 赵增顺. 基于 AlexNet 的新冠肺炎 CT 图像识别的可行性分析[J]. *信息与电脑(理论版)*, 2021, 33(4): 137-140.