

# 基于 AlexNet 的新冠肺炎 CT 图像识别的可行性分析

费宏运 陈 庚 迟兆瑞 赵增顺\*

(山东科技大学 电子信息工程学院, 山东 青岛 266590)

**摘 要:** 为准确诊断新冠肺炎, 笔者通过分析深度学习中卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 的原理, 选择 AlexNet 模型进行新冠肺炎电子计算机断层扫描 (Computed Tomography, CT) 图像的识别分类。实验结果证实了此模型在识别新冠肺炎 CT 图像中的可行性, 同时说明了 AlexNet 作为新冠肺炎 CT 图像的辅助诊断手段是可行的。

**关键词:** 深度学习; 卷积神经网络; AlexNet; 新冠肺炎; 可行性分析

中图分类号: R816.4; TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1003-9767 (2021) 04-137-04

## Feasibility Analysis of Novel Coronavirus Pneumonia CT Image Recognition Based on AlexNet

FEI Hongyun, CHEN Geng, CHI Zhaorui, ZHAO Zengshun\*

(School of Electronic Information Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao Shandong 266590, China)

**Abstract:** In order to accurately diagnose new coronary pneumonia, the author analyzed the principles of Convolutional Neural Networks (CNN) in deep learning, and selected the AlexNet model for the recognition and classification of new coronary pneumonia Computed Tomography (CT) images. The experimental results confirmed the feasibility of this model in identifying CT images of new coronary pneumonia, and also demonstrated that AlexNet is feasible as an auxiliary diagnostic method for CT images of new coronary pneumonia.

**Keywords:** deep learning; convolutional neural networks; AlexNet; novel coronavirus pneumonia; feasibility analysis

### 0 引言

自 2019 年 12 月开始流行的新冠肺炎对人类健康造成严重危害, **准确诊断新冠肺炎的严重程度并及时治疗**是应对疫情的重要举措。其中, 肺部 CT 影像结果是诊断新冠肺炎的重要依据<sup>[1]</sup>, 因此根据 CT 图像准确识别新冠肺炎成为一个重要的研究方向。2006 年, 加拿大多伦多大学教授 Geoffrey Hinton 等人在《Science》上发表了一篇文章, 首先提出了深度学习的概念<sup>[2-5]</sup>。深度学习是一种深层非线性网络结构, 包含多个隐藏层, 通过组合低层特征能够形成更加抽象的高层属性或类别<sup>[6]</sup>; 通过逐层特征变换, 能够将样本在原空间的特征表示变换到一个新特征空间, 从而使分类或回归更加容易<sup>[7-8]</sup>。近年来, 随着计算机技术的快速发展, 深度学习技术越来越多地应用在图像识别与分类中, 如植物图像的快速识别<sup>[3]</sup>、胃癌病理的图像分类<sup>[4]</sup>等。

深度学习中的卷积神经网络包括多种模型, 如早期提出的 LeNet 模型、2012 年在 Imagenet 的图像分类挑战上获得

冠军的 AlexNet 模型以及 2014 年出现的 GooleNet 模型等。其中, AlexNet 模型和 GooleLeNet 模型均具有出色的分类能力。针对新冠肺炎 CT 图像有限的情况, 有关学者采用迁移学习的方式, 将预训练后的图像集用于医疗图像, 如孙志军等采用 GooleNet 和 ResNet 深度学习模型进行识别。本文将讨论基于卷积神经网络的 AlexNet 模型在准确识别新冠肺炎 CT 图像中的可行性, 首先论述了 CNN 和 AlexNet 模型的原理, 然后进行实验研究, 最后分析实验结果并提出改进意见。

### 1 理论依据

#### 1.1 卷积神经网络

卷积神经网络的基本结构包括输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层。输入层是整个神经网络的输入, 卷积层和池化层采取多轮交替设置, 然后是若干个全连接层, 输出层也称为 Softmax 层, 主要用于分类问题。CNN 的基本网络

**作者简介:** 费宏运 (2000—), 男, 山东枣庄人, 本科。研究方向: 机器学习。

**通信作者:** 赵增顺 (1975—), 男, 山东滨州人, 博士研究生, 副教授。研究方向: 机器学习、智能系统、医疗大数据等。E-mail: zhaozengshun@163.com。

结构如图1所示。

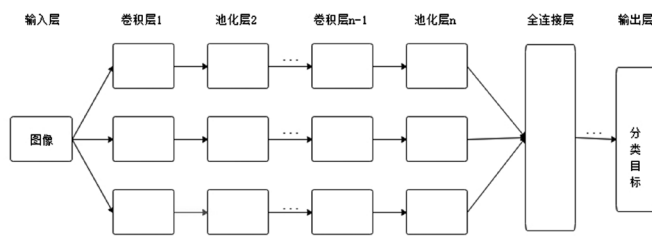


图1 卷积神经网络模型

### 1.1.1 卷积层

卷积层含有多个特征面，特征面中的每个神经元都通过卷积核与上一特征面的局部区域相连，卷积核就是权值矩阵，同一特征面的权值是共享的。输出特征面的每个神经元的输出值是由输入特征面局部区域的加权和偏置值计算得到的。假设卷积层的第  $i$  层特征面由  $X_i$  表示，则计算公式如下<sup>[9]</sup>：

$$X_i = f(X_{i-1} \otimes M_i + b_i) \quad (1)$$

其中， $M_i$  表示第  $i-1$  层特征面与第  $i$  层特征面连接的权值矩阵，运算符“ $\otimes$ ”代表第  $i-1$  层特征面与权值矩阵进行卷积操作， $b_i$  表示第  $i$  层特征面的偏置值， $f(x)$  为非线性激励函数，激励函数通常选取 sigmoid 或 tanh 函数。

### 1.1.2 池化层

池化层紧跟在卷积层之后，卷积层是池化层的输入，且池化层中特征面的神经元也与输入特征面的局部区域连接，通过对特征面进行降维来获得特征的尺度不变特性。池化方法一般包括最大池化和平均池化等。假设  $I_i$  是池化层，可得：

$$I_i = \text{subsampling}(I_{i-1}) \quad (2)$$

### 1.1.3 全连接层

经过多个卷积层和下采样层的交替传递，卷积神经网络依靠全连接网络对提取的特征进行分类，最后通过 Softmax 层得到当前样本中属于不同种类的概率分布。为了有效避免梯度爆炸、梯度消失问题，同时提高网络的训练速度，全连接层的激励函数不再使用饱和和非线性函数，如 sigmoid、tanh 函数，而是采用不饱和和非线性函数，如 ReLu 函数<sup>[10]</sup>。ReLu 函数的计算公式如式 (3) 所示：

$$f = \max(0, x) \quad (3)$$

Softmax 分类器的原理如式 (4) 所示：

$$y_c = \frac{e^{-z_c}}{\sum_{d=1}^C e^{-z_d}} \quad (4)$$

其中， $z$  为输入向量， $c$  为输入向量的维度， $y_c$  表示分为某一类的可能性，取值为 0 ~ 1。

### 1.1.4 网络结构属性

卷积神经网络拥有 3 种重要的结构属性：局部感受域、权值共享和下采样。采用局部感受、权值共享可以保证在不损失网络学习能力的前提下，减少待学习参数（权值矩阵）的数量，而下采样则能够确保模型能逐层学习全局特征直至高阶抽象形式信息。在数据经过卷积神经网络后，往往紧跟

一层或两层全连接层，用于综合各部位的输出特征，并提供全局判断。在卷积和下采样的过程中，分为工作信号正向传播和误差信号反向传播<sup>[11]</sup>。正向传播过程如式 (1) 所示，反向传播是利用梯度下降法对权值进行更新。

## 1.2 AlexNet 模型

AlexNet 模型如图 2 所示，该网络由 5 个卷积层和 3 个全连接层组成，深度总共 8 层。最后一个全连接层的输出被送到 Softmax 层，会产生一个覆盖多类标签的分布。与传统神经网络相比，AlexNet 模型具有以下优势：①采用 ReLu 激活函数；②增强数据集来抑制过拟合；③采用 DropOut 方法抑制过拟合；④采用局部响应归一化（LRN）层增强泛化。

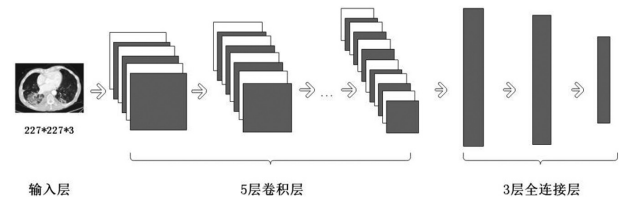


图2 AlexNet 模型

AlexNet 模型的输入为 227\*227\*3，本文使用的病理图像为三通道的 RGB 图像，维度符合模型的要求。将病理图像大小调整后送入网络，首先到达卷积层，经过第一层卷积操作后将得到的结果进行池化，最后经过标准化后输入第二层。后续第二层到第五层的操作与第一层的操作类似，不再赘述。网络第五层的输出结果将送到后面的全连接层。第六层和第七层的输出均为长度为 1000 的向量。网络最后使用 Softmax 分类器得到最后的分类结果。

## 2 实验研究

### 2.1 数据集和预处理

该数据集来源于和鲸社区整理的来自加州大学开源的新冠肺炎和非新冠肺炎的 CT 图像。为确保研究的普遍性和科学性，保证一位测试者仅对应一张 CT 图片，对数据进行筛选，最终数据集留有 195 张新冠肺炎图片，147 张非新冠肺炎图片。数据集分为训练集和测试集，将 80% 的图像用于训练，将 20% 的图像用于测试，数据分布如表 1 所示。除调整训练图像的大小外，还要对训练图像执行额外的增强操作，有助于防止网络过拟合或记忆训练图像的具体细节。

表1 实验数据的分布

类别	训练集	测试集
新冠肺炎	156	39
非新冠肺炎	118	29

### 2.2 加载预训练网络

网络训练和测试在 Matrix Laboratory (MATLAB, R2020b) 中完成，AlexNet 网络架构以及有关网络层的详细信息如表 2 所示。

表 2 AlexNet 网络结构和有关网络层的详细信息

名称	类型	激活	可学习参数
Data, 227*227*3 图像	图像输入	227*227*3	
conv1, 96 11*11*3 卷积, 步幅 [4 4], 填充 [0 0 0]	卷积	55*55*96	Weights11*11*3*96, Bias1*1*96
relu1, ReLU	ReLU	55*55*96	
norm1, 跨通道归一化, 每元素 5 个通道	跨通道归一化	55*55*96	
pool1, 3*3 最大池化, 步幅 [2 2], 填充 [0 0 0]	最大池化	27*27*96	
...	...	...	...
fc6, 4096 全连接层	全连接	1*1*4096	Weights 4096*9216 Bias 4096*1
relu6, ReLU	ReLU	1*1*4096	
drop6, 50% 丢弃	丢弃	1*1*4096	
...	...	...	...
fc8, 1000, 全连接层	全连接	1*1*1000	Weights, 1000*4096, Bias 1000*1
prob, softmax	Softmax	1*1*1000	
output	分类输出		

注：...代表重复上述循环操作。

预训练网络 net 的最后 3 层针对 1000 个类进行配置时，则必须针对新分类问题微调这 3 个层。首先从预训练网络中提取除最后三层之外的所有层，再添加经过微调后的全连接层、softmax 层和分类输出层，从而迁移到新分类任务。最后根据新数据指定新的全连接层的选项，将全连接层设置为大小与新数据中的类数相同。实时训练进程如图 3 所示。

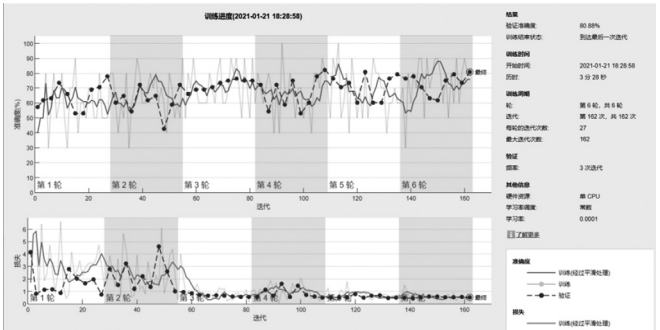


图 3 实时训练进程

2.3 实验结果及分析

使用经过微调的网络对验证图像进行分类，得到准确率为 80.88%。查阅文献发现，早期新冠肺炎和普通型肺炎的 CT 影像学特点相似，羽毛征、蒲公英征、石榴征都与两种疾病进程中的病理机制吻合<sup>[12]</sup>，如图 4 所示。

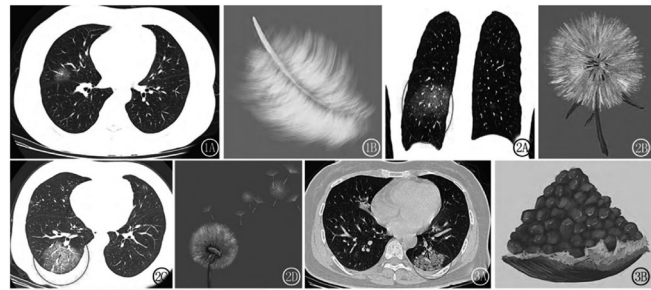


图 4 早期新冠肺炎或普通型肺炎的影像特点

在对错误结果进行统计后发现，在新冠肺炎错误识别为非新冠肺炎的案例中，多数为早期新冠肺炎患者，在非新冠肺炎错误识别为新冠肺炎的案例中，多数为普通型肺炎患者，

因此网络在识别上出现偏差，表明本系统模型在识别相似的 CT 图像方面有待加强。从实验结果可以看出，基于 AlexNet 模型对新冠肺炎 CT 图像进行识别分类的准确率较高，是一种可行的方法。在未来的研究中，可以通过增加训练数据进一步优化模型参数和训练参数来提升 AlexNet 对新冠肺炎 CT 图像的分类准确率和泛化能力<sup>[13]</sup>。考虑到 AlexNet 在图像分类领域中属于较为简单的卷积神经网络，实现过程较为简单，易于操作，可以作为前期远程医疗诊断的辅助检测手段，既能够保证一定的识别性能，又能提升诊断效率。但与其他更深层的卷积神经网络相比，AlexNet 在识别准确率方面也有一些劣势，很大程度上是由网络深度造成的。在未来的临床诊断中，使用 VGG19、Resnet50 等更深层的网络，可能会进一步提升 CNN 对新冠肺炎 CT 图像识别的准确率，同时新冠肺炎的严重程度也会得到准确诊断。

3 结 语

本文主要分析了 AlexNet 模型在识别新冠肺炎 CT 图像领域的性能，实验研究结果表明使用 AlexNet 识别新冠肺炎 CT 图像是可行的，在测试集中能够达到 80.88% 的准确率。实验也同时论证了 CNN 可以作为新冠肺炎 CT 图像的辅助诊断手段。在未来的临床应用中，仍旧需要更加完备、数据量更多的数据集对网络进行训练，以提升识别的准确率和泛化能力。另外，如果使用更深层次的网络，可以进一步提升 CNN 诊断新冠肺炎严重程度的准确率。

参考文献

[1] 周灵, 刘辉国. 新型冠状病毒肺炎患者的早期识别和病情评估 [J]. 中华结核和呼吸杂志, 2020(3):167-170.  
[2] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets [J]. Neural Computation, 2014, 18(7):1527-1554.

- [3] 张雪芹,陈嘉豪,诸葛晶晶,等.基于深度学习的快速植物图像识别[J].华东理工大学学报(自然科学版),2018,44(6):887-895.
- [4] 张泽中,高敬阳,吕纲,等.基于深度学习的胃癌病理图像分类方法[J].计算机科学,2018,45(2):263-268.
- [5] 孙志军,薛磊,许阳明,等.深度学习研究综述[J].计算机应用研究,2012,29(8):2806-2810.
- [6] 韦坚,刘爱娟,唐剑文.基于深度学习神经网络技术的数字电视监测平台告警模型的研究[J].有线电视技术,2017(7):78-82.
- [7] 董海鹰.智能控制理论及应用[M].北京:中国铁道出版社,2016.
- [8] 李彦冬,郝宗波,雷航.卷积神经网络研究综述[J].计算机应用,2016,36(9):2508-2515,2565.
- [9] Gregory L.Krauss. An introduction to neural networks[Z].1996.
- [10] 张雪芹,陈嘉豪,诸葛晶晶,等.基于深度学习的快速植物图像识别[J].华东理工大学学报(自然科学版),2018,44(6):887-895.
- [11] 汤小俐,陈文晶,莫信,等.新型冠状病毒肺炎影像识别[J].医学影像学杂志,2020,30(10):1821-1824.
- [12] 党宇,张继贤,邓喀中,等.基于深度学习 AlexNet 的遥感影像地表覆盖分类评价研究[J].地球信息科学学报,2017,19(11):1530-1537.
- [13] 龚丁禧,曹长荣.基于卷积神经网络的植物叶片分类[J].计算机与现代化,2014(4):12-15,19.