声明:我已知悉学校对于考试纪律的严肃规定,将秉持诚实守信宗旨,严守考试纪律,不作弊,不剽窃;若有违反学校考试纪律的行为,自愿接受学校严肃处理。

基于深度学习的 COVID-19 CT 扫描图分类

学号: 16307130194, 姓名: 陈中钰

摘要

深度学习方法在图像分类任务中不断刷新记录,可以应用于各种图像的分类。COVID-19 的诊断主要依靠 CT、X 光等医学图像,因此同样可以把深度学习应用到 COVID-19 的诊断当中。本文基于 CNN 和深度网络 VGG11,来对 COVID-19 的 CT 扫描图进行二分类,可以在测试集中分别达到 87.9257 和 93.9638 的准确度。

1 引言

当训练数据充足的时候,深度学习方法可以在图像分类任务上取得很好的分类效果。COVID-19 的 CT 扫描图是一种医学图像,它本质上仍然是图像,通过处理后同样可以使用深度学习方法来完成图像分类、图像分割等任务。文本应用经典的分类神经网络,来完成 COVID-19 的 CT 扫描图的分类任务。

2 数据集

SARS-COV-2 Ct-Scan Dataset¹含有 2482 张 CT 扫描图,其中 1252 张是 COVID-19 确诊病例的 CT 扫描图,另外 1230 张是没有被 COVID-19 感染的 CT 扫描图。数据集中的 CT 扫描图大部分为 RGBA 模式的.png 文件,一共有四个通道,除了 RGB 通道以外还有 A 代表的透明通道,而透明通道均为 255,表示完全不透明;此外还有小部分 RGB 模式的.jpg 文件。此外,这些 CT 扫描图大小形状不一。因此,需要对图片进行形变,把图片变换为统一的大小,并转换为单通道的灰度图。

在这数据集中,COVID-19 感染和非感染的样本数量基本均衡,而且数量足够多,可以用于COVID-19 CT 扫描图的二分类任务求解。

3 方法

由于数据集样本数量足够多,因此,可以采用经典的分类神经网络来学习 COVID-19 CT 扫描图的二分类。

3.1 CNN

卷积神经网络 (CNN) 是最经典的分类模型。构造一个简单的 CNN, 网络结构如图1所示, 输入图片首先经过卷积层, 再经过 maxpool 和 ReLU 激活, 再经过卷积层以及 maxpool 和 ReLU 激活, 然后经过全连接层和 ReLU 激活, 最后经过全连接层和 softmax, 最终输出分类标签。

¹https://www.kaggle.com/plameneduardo/sarscov2-ctscan-dataset

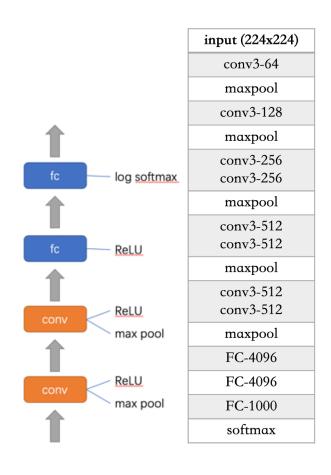


图 1: CNN 网络结构

图 2: VGG11 网络结 构

3.2 VGG11

VGG11 [2] 基于 AlexNet [1] 发展而来,网络结构如图2所示。通过采用小的卷积核,并增加网络深度,在图像分类任务中,VGG11 取得了比 AlexNet 更好的成绩。VGG11 具有以下的特点:

- 1. 输入固定为 224x224;
- 2. 采用小的卷积核,均为 3x3,用于替代大的卷积核,可以减少卷积核的数量,并能引入更多的激活函数,带来更强的非线性能力;
- 3. 卷积层的步长固定为 1, padding 也固定为 1;
- 4. 池化层的核设为 2×2, 而步长设为 2;
- 5. 网络中的隐藏层都使用 ReLU 激活函数,最后一层使用 softmax 给出分类标签。

4 实验

4.1 数据处理

由于 CT 扫描图的边长都大于等于 126, 因此对于 CNN 的输入, 把 CT 扫描图统一形变为 128x128 的大小, 并转换为单通道的灰度图; 由于 VGG11 的输入图片大小为 224x224, 因此对于 VGG11 的输入, 把 CT 扫描图统一形变为 224x224 的大小, 并转换为单通道的灰度图, 同时把 VGG11 中输入通道改为 1。

取数据集中 64% 的样本作为训练样本, 16% 的样本作为开发样本, 剩下的 20% 的样本作为测试样本。神经网络使用训练样本进行训练, 并使用开发样本对模型进行评估, 并选取最优的模型作为最终的模型, 并在最终的模型上用测试样本评估, 给出模型最终结果。

4.2 模型训练

在模型训练中需要以下设置:

- 1. epoch 上限: 设置为 64。
- 2. metric: 分类模型的评测标准为准确度 (accuracy), 即评价准确的样本数量占总数量的比值;
- 3. batch size: CNN 模型设置 batch size 为 64, VGG11 的 batch size 为 16。
- 4. optimizer: 采用 Adam 优化器, 学习率设置为 0.001, 权重衰减设置为 0;
- 5. loss: 采用交叉熵 (CrossEntropyLoss);
- 6. tensorboard: 模型训练使用 tensorboardx 来记录模型训练过程中的 loss、accuracy。

5 结果

CNN 训练过程中的损失变化曲线如图3所示,准确度变化曲线如图4所示。CNN 在第 13 个 epoch 的开发集测试取得了最高的准确度,为 89.1687,该模型在测试集上也获得了 87.9257 的准确度,比开发集的训练结果略低。

VGG11 训练过程中的损失变化曲线如图5所示,准确度变化曲线如图6所示。VGG11 在第 49 个 epoch 的开发集测试取得了最高的准确度,为 95.7179,该模型在测试集上也获得了 93.9638 的准确度,比开发集的训练结果略低。

CNN 和 VGG11 的训练结果对比如表1所示,可以发现根据开发集评估结果选取的模型,在测试集上的准确度结果都要比开发集上的结果略低。此外,VGG11 的网络深度比 CNN 要深很多,网络规模更大,测试集上的最终分类结果也更好。

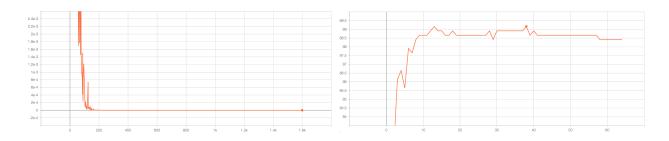


图 3: CNN 训练过程损失变化曲线

图 4: CNN 训练过程准确度变化曲线

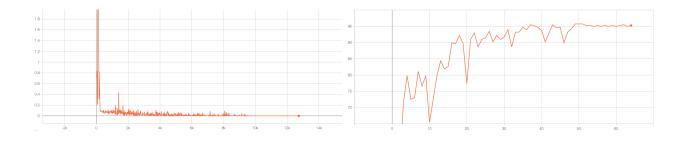


图 5: VGG11 训练过程损失变化曲线

图 6: VGG11 训练过程准确度变化曲线

表 1: COVID-19 二分类任务训练结果

model	dev accuracy	epoch	test accuracy
CNN	89.1687	13/64	87.9275
CNN+ 直方图正规化	89.9244	9/64	89.9396
CNN+ 直方图均衡化	89.6725	8/64	87.5252
VGG11	95.7179	49/64	93.9638

参考文献

- [1] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in neural information processing systems, pages 1097–1105, 2012.
- $[2] \ \ Karen \ Simonyan \ and \ Andrew \ Zisserman. \ Very \ deep \ convolutional \ networks \ for \ large-scale \ image \ recognition.$ $arXiv\ preprint \ arXiv: 1409.1556,\ 2014.$