

用使用空间注意力机制和通道注意力机制的深度卷积神经网络从胸X光中检测COVID-19

张瑞阳

17307130064

16 06 2020

任务

将胸X光分为COVID-19、非COVID-19的肺炎、正常三类

动机

现有模型不能很好的注意到COVID-19病灶区
注意力机制：自然的选择！

方法

结构



Figure 1: 提出的模型的结构。

骨架网络: DenseNet121

注意力机制: CBAM(卷积块注意力模块)

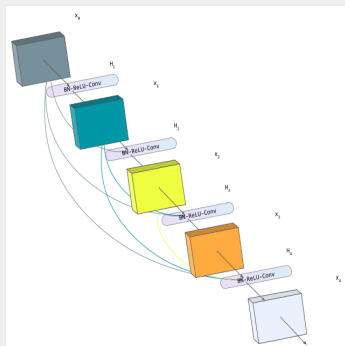


Figure 2: DenseNet的结构。

对ResNet的改进
跳连接变为密集连接
加变为并

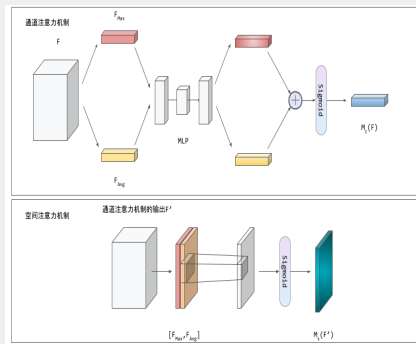


Figure 3: CBAM的结构。

同时具有空间注意力机制和通道注意力机制

空间注意力机制有助于模型在空间上注意到关键信息，通道注意力机制有助于模型在语义上注意到关键信息

结果

数据集

有些工作使用了Pediatric Pneumonia Chest X-ray，这些工作会从里面取非COVID-19的肺炎和正常数据，但实际上这个数据集是小孩的胸X光数据集，用这个数据集很容易导致训练出来的模型只根据胸部的大小来进行判断

有些工作使用的测试集中非COVID-19的肺炎和正常数据有几百个，而COVID-19只有几十个，这样很容易导致非COVID-19的肺炎和正常的准确率很高，COVID-19的准确率较低，最终的准确率被拉得很高的情况

有些工作使用了大量的非COVID-19的肺炎和正常数据，例如几千个，而COVID-19的数据很少，只有几百个，我认为在一个简单的三分类问题上使用如此不平衡的数据集是不合理的

提出了一个没有Pediatric Pneumonia Chest X-ray中的数据、测试集平衡、平衡的数据集

一共有1425个数据，每类有475个数据。按照7:1:2的比例划分成训练集、验证集、测试集，其中训练集有993个数据，验证集有144个数据，测试集有288个数据

方法	准确率
Li et al. SqueezeNet	82.4
Li et al. MobileNetV2	88.0
Li et al. ShuffleNetV2	90.7
DenseNet121-CBAM	86.1

Table 1: 与Li et al.的比较。

方法	准确率
DenseNet121	83.3
DenseNet121-CBAM	86.1

Table 2: DenseNet121和DenseNet121-CBAM的比较。

结果

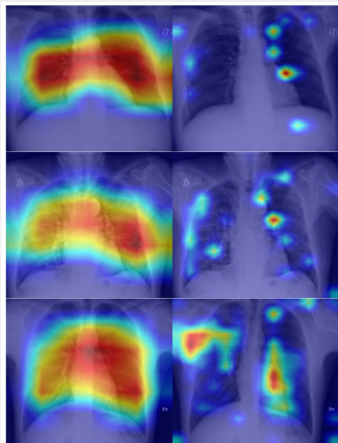


Figure 4: Li et al. ShuffleNetV2和DenseNet121-CBAM在COVID-19胸X光上的CAM比较。左侧的是Li et al. ShuffleNetV2的CAM，右侧的是DenseNet121-CBAM的CAM。

结果

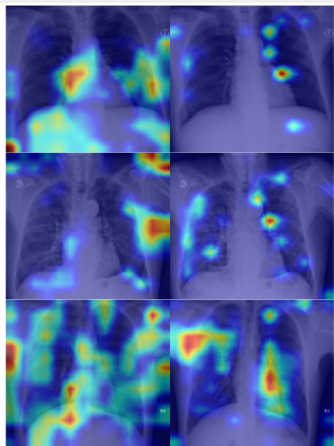


Figure 5: DenseNet121和DenseNet121-CBAM在COVID-19胸X光上的CAM比较。左侧的是DenseNet121的CAM，右侧的是DenseNet121-CBAM的CAM。

谢谢聆听!