



EE228 课程大作业  
3D医学图像分类

姚欣成 517030910248

2020年6月21号



上海交通大学

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

# 项目2完成情况



- 最终Leaderboard上的分数： 0.73870
- Leaderboard上显示的名字： 517030910248\_姚欣成
- 总共提交次数： 29
- 是否使用小号刷分： 否
- 方法简述： 使用3D DenseNet网络训练3D医学图像分类器
- 主要使用的代码框架： keras
- 模型大小（MB）： $3.6\text{MB} = 2 * 1.8\text{MB}$
- 亮点：
  - 数据增广，对原始数据集进行旋转，翻转，镜像等操作。
  - 每代训练完成后使用roc\_auc来评估模型，以此来寻找较好的模型。
  - 先训练一个具有一定精度的模型，再微调模型。
- 代码链接：<https://github.com/i-Dover/M3DV-Classification>

# 问题描述



- Medical 3D Voxel Classification

- 这是一个肺部结节的分类项目。同学们要在一个 train\_val 数据集训练并评估自己的模型，然后在我们提供的 test 数据集上提交你们的结果。
- 数据集是一系列的3D肺部结节的CT扫描。对于每个样本，包含：
  - 一个大小为100x100x100、已经经过预处理的3D体素，其中心为肺部结节（病灶）
  - 由医生给出的结节分割mask
  - 有某种方式得出的二分类结果，0 / 1 （这个标签的预测本身比较困难）

- 实现

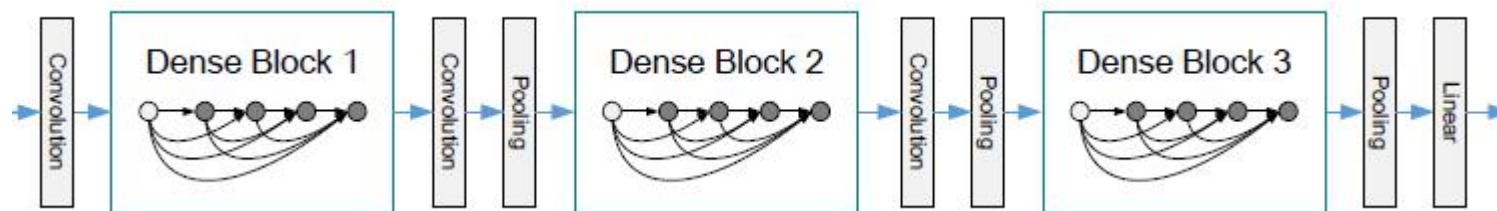
- 使用3D卷积神经网络来训练voxel数据

# 模型设计



## ▪ Densely Connected Convolutional Networks (DenseNet)

- DenseNet可以建立前面所有层与后面层的密集连接，而且DenseNet是直接concat来自不同层的特征图，这可以实现特征重用。DenseNet和ResNet一样具有可以缓解梯度消失，深层网络更容易训练的优点，同时DenseNet在参数和计算成本更少的情形下能实现比ResNet更优的性能。
- 本项目DenseNet的keras实现参考自：
  - <https://github.com/duducheng/DenseSharp>



- 上图显示典型的2D DenseNet结构，实际使用中我们修改卷积层为3D。

# 技巧设计



## ■ 数据预处理

- 原始数据集内样本包括肺部结节的CT扫描图voxel和结节分割图seg，数据维度为 $100 \times 100 \times 100$ 。因为实际结节主要分布在中心位置，所以对图像中心裁剪为 $32 \times 32 \times 32$ ，为了使用到seg数据，对voxel和seg矩阵对应元素点乘，这样可以更加突出voxel中关于结节的信息。
- voxel数据在输入到网络之前，先对数据进行归一化。

## ■ 数据增广

- (1) 旋转
  - 在X,Y,Z三个坐标轴上，每次随机旋转90,180或270度。
- (2) 翻转
  - 每次随机选择X轴，Y轴，或Z轴，对3D voxel做坐标轴翻转。



# 技巧设计



- 数据增广

- (3) 镜像

- 镜像变换就是将原图像沿着某一平面做镜像，这里我们选择中心平面作为镜面，因为数据预处理后维度为32x32x32，所以选择X=16, Y=16, Z=16作为镜面。

- (4) mixup

- mixup是一种非常规的数据增强方法，其以线性插值的方式来构建新的训练样本和标签，最终对标签的处理如下公式所示：

$$\tilde{x} = \lambda x_i + (1 - \lambda) x_j$$

$$\tilde{y} = \lambda y_i + (1 - \lambda) y_j$$

- mixup可以看做是一种抑制过拟合的策略，给数据增加了一些扰动，从而提升了模型泛化能力。

# 技巧设计



- 寻找一个较好的基准模型
    - 因为该数据集不能使用其他数据集上预训练好的模型，所以考虑自己在该数据集先训练一个在测试集上表现不错的模型。
    - 模型选择
      - 模型使用前面提到的DenseNet，训练集训练时不使用增广，这样可以使模型尽快得到对数据的一定拟合能力，但是不能训练较多代，因为很容易出现过拟合。
  - 微调
- 通过使用roc\_auc评分来寻找模型（初期使用acc，但是发现基于acc选出的模型并不好），选取训练10多代时且验证集上roc\_auc评分0.8以上的模型，此时的模型开始出现过拟合，但是并不是很严重的过拟合。
- 使用之前选择好的模型初始化网络，然后在使用了数据增广后的数据集上进一步训练，因为数据增广的使用可以缓解模型的过拟合，提高模型的泛化能力。

# 技巧设计



- 伪标签
  - 使用伪标签的目的是为了能够在训练时也使用到测试数据，基于当前最好的测试结果给测试数据生成伪标签，然后在训练时也加入测试数据进行训练，因为模型在训练时能够获得测试数据的信息，所以模型的在测试集上的泛化能力能够得到提升。



# 讨论



- 使用roc\_auc评分来选择模型
  - 项目初期使用accuracy评分来选择模型，选出的模型在测试集上总是没有好的表现。因为roc\_auc评分更能体现模型的泛化性能，并且测试时也使用roc\_auc评分，所以该评分更具参考性。
- voxel和seg点乘
  - voxel和seg点乘可以更加突出voxel中关于结节的部分，这样输入网络中的数据特征差异性更大，更加有利于网络训练。实验中直接使用voxel数据训练只到达了0.67左右的测试评分，使用voxel和seg点乘后，评分可以达到0.7以上。
- 数据增广
  - 因为这里我们使用的数据不同与一般的图像数据，使用图像亮度，饱和度和对比度变化以及高斯噪声等增强方式在此处不具有太大的意义。

# 讨论



- 数据增广
  - 对于该数据使用几何变换更具有意义，所以使用了选择，翻转，镜像变换等常用的图像几何变换方法，数据增广后也取得了一定的效果。
  - 接着使用mixup做数据增强，发现使用mixup可以优先缓解过拟合的速度，模型在验证集上的表现更加稳定。
- 基模型和微调
  - 使用原始训练集训练，模型容易过拟合，并且模型的泛化能力有限。一开始就使用数据增广过后的训练集训练，模型需要更长的训练时间，且模型在验证集上表现不稳定，不易找到好模型。
  - 所以参考预训练的思路，我们首先使用原始数据集训练一个在测试集上表现较好的模型。此时的模型具有一定的泛化能力，继续训练就会过拟合，我们让该模型在数据增广后的训练集上继续训练，由于数据增广的作用，模型过拟合可以一定程度缓解，而且一般在前几代中可以得到更好的模型。

# 讨论



## ■ 伪标签

- 使用伪标签训练时，模型在训练时能够获得测试数据的信息，所以有助于测试集上精度提升，但是由于错误标签的存在，模型训练时训练代数不能太多，加入数据增广避免模型对于错误标签的拟合。使用这种方式并不一定能得到精度的提升，需要多次测试。

## ■ 可能的改进

- 可以尝试使用更多的数据增强组合，或者尝试使用AutoAugment。
- 尝试调节模型参数，学习率和正则化参数等，或者改用其他的分类模型，以获得更好的减弱过拟合效果。
- 可以尝试使用不同的参数初始化模型，对多次训练的结果取平均，这样可以减小某些难以预测样本带来的影响。

# Thank You



上海交通大学

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY