概要介绍

一、 背景

阿兹海默症的早期临床表现为脑部海马体萎缩,医生可通过核磁共振技术对 患者脑部进行三维造影,继而基于影像分析进行诊断以及相关治疗方案的设计。 在判断海马体是否萎缩时,医生通常需要对海马体结构进行分割,并进行形状和 体积分析。然而海马体尺寸小、形状不规则并因人而异,且在常规核磁共振影像 下与周边组织结构对比度低,边界不清晰甚至不连续。非具备多年临床经验的影 像科医生难以进行精准分割。而我国医患比例极为悬殊,稀缺的医生资源远远无 法满足庞大患者群体的需求。且基层医院医疗力量薄弱,医生水平参差不齐,造成大量患者涌向大型三甲医院,进一步加剧医患比例失衡。因此,基于人工智能 的辅助分析技术已成为医学界乃至全社会重点关注的问题。

二、 问题分析

- 1. MRI 影像的数据分布不一致
- 2. 海马体的大小相对于其他背景来讲过小,导致正样本的数量严重缺少,使得出现正 负样本不均衡的问题。
- 3. 不同的核磁共振影像,可能是由于不同设备、个体不同等原因,在数据分布上也不一致,使得在送入神经网络模型前需要对数据进行直方图均衡化再放大的操作。
- 4. 如何设计一个高效的网络,能在小正样本数据集上有良好的分割效果,并且在时间效率上也比较高。
- 5. 设计一个 Cost Function 来有效的训练、评估模型的优良程度,使得模型最终结果最优。

三、 模型设计

我们改进了原始的U-Net模型作为我们的分割网络模型。因为U-Net网络较于"轻便、简洁"适用于小数据集上的图像分割,与此同时它也具有分割速度快的特点,所以U-Net经常用处医疗影像的分割。

我们将原始的 2DU-Net 改进成 3D 的模型,目的是为了充分利用 MRI 影像的空间信息, 3D 信息有利于神经网络模型提取更多更有效的特征(Feature)。

由之前数据探索阶段确定的海马体大小,以及采样数据大维度,我们修改了 U-Net 的网络结构,我们使用的是我们使用了三个梯度的网络结构,再每一个梯度中我们增加了更多的 Convolution 层来提取更多的特征,我们也修剪了各层的 feature map 的个数以适应我们项目的要求。

四、 损失函数设计

对于海马体分割的问题我们利用 Dice 系数设计了一个 Cost Function,该函数会以一定比例共同计算背景的 Dice loss 以及海马体的 Dice loss。使用-log(x)函数对 Dice loss 进行平滑处理。并且使用 L2_regularization 进行权重的正规化,防止模型 Overfiting,公式如下:

Cost Function =
$$\alpha * -\log\left(\frac{2|A_H \cap B_H| + Smooth}{|A_H| + |B_H| + Smooth}\right) + (1 - \alpha)$$

$$* -\log\left(\frac{2|A_B \cap B_B| + Smooth}{|A_B| + |B_B| + Smooth}\right) + \sum_{i,j} \frac{{\omega_{ij}}^2}{2}$$

其中 A_H 、 B_H 分别为海马体的分割图和真实的海马体分割图, A_B 、 B_B 分别为背景的分割图和真实的背景分割图。

五、 优化器选择 (optimizer)

AdamOptimizer

六、 过拟合的预防

L2_regularization Dropout Batch_normalize

七、 测试指标

Dice accuracy =
$$\frac{2|A_H \cap B_H| + Smooth}{|A_H| + |B_H| + Smooth}$$

八、 技术选型

NII (MRI 影像读取工具): nibabel

深度学习库: Tensorflow 图像处理库: skimage

数据可视化库: matplotlib

神经网络训练可视化工具: Tensorboard

其他工具库:numpy, sckit-learn, pandas, scipy

九、 应用对象

海马体结构检测、人脑核磁共振成像

十、 应用环境

OS: Ubuntu 16.04 16G
GPU: NVIDIA GTX 1060
CPU: Intel i7 6700

十一、结语

鉴于我国医患比例极为悬殊,医生水平参差不齐的情况下。本算法意在利用核磁 共振成像技术和人工智能的融合作为辅助分析技术,减低各大医院医生对海马体识别、 分割难度,提高检测速度。通过高精度识别海马体形状,对医生来说可以进一步对症 下药,对患者来说可以得到及时的治疗。 后期我们也会基于现在的研究成果进行更加深入的研究, 开发搭建一个检测分析 海马体症状的平台。