数图大作业 2 报告

班级: ________ 自 93

学号: 2019010850

姓名: 王逸钦

完成日期: 2021/12/12

一 整体思路

本次作业要求从 CT 图像中分离出气管和肺部。

观察 CT 图像切片不难发现,肺内部和气管内部因含有空气 CT 值较低;而气管壁和肺壁等人体组织的 CT 值较高,利用这一特点可以首先逐切片分离出可能的气管与肺。由于气管被气管壁包围,肺被肺壁包围,因此可以逐切片取面积合理的连通域,作为可能的气管和肺。

气管与肺在三维层面也构成一个连通域,因此在上述切片构成的三维形体中求取连通域,通过连通域的体积即可大致判断出该连通域是否是肺或气管(肺的体积较大,而气管的体积较小)。以这种方法求得的"肺"包含气管,减掉气管即得到最终的肺部。

二 气管分割算法

1) 窗技术

CT 的前处理经常使用窗技术,将原图中某一亮度范围内的像素线性变换到 [0,1]区间,超出该亮度范围的像素置 0 或置 1。参照肺窗的经典参数,并根据本次 CT 图像的实际处理需求进行调整,最终我选择窗位(WL)=-150,窗宽(WW)=1500 的参数设置,处理效果如图 1。

2) 二维切片处理

1 二值化

使用 Otsu 算法(graythresh())自动确定的阈值对二维切片图像二值化,并进行黑白交换,让我们感兴趣的"空气"(气管)部分变为白色,便于后续寻找连诵域。

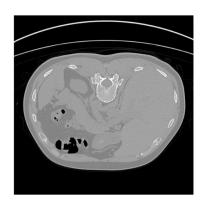


图 1: 窗技术处理后

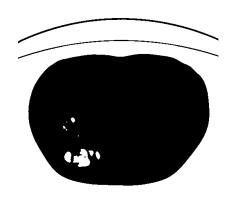


图 2: 二值化并黑白交换

2 寻找气管连通域

二维切片中,气管未必被气管壁完好包裹,因为某些支气管最终通向肺部,使得某些切片的气管和肺相连通。以 5 号数据为例,下方给出气管手工分割真值(图 3)和未加入"腐蚀与膨胀"(后文详述)算法运行出的气管分割结果(图 4):



图 3: 手工分离(真值)



图 4: 最终结果(无"腐蚀与膨胀"算法)

可以发现支气管部分未被分出。这是因为本例的 183~191 层切片中, 气管与肺部连通, 导致连通域算法对分离气管失效。以 182 切片(上图, 分离有效)、183 切片(下图, 分离失效)的切片图为例, 可以发现正是中部切片的支气管与肺部连通(图 6), 导致其未被连通域算法识别为独立的连通域, 从而在三维上产生了"断层"(图 5), 该断层让后续三维连通域处理时直接舍弃与主气管不相连的支气管(图 4)。



图 5: 二维切片处理结果(无"腐蚀与膨胀算法")

图 6: 切片图及分割结果

为解决上述问题,我采用腐蚀与膨胀算法。具体而言,先对二维图像进行腐蚀(imerode()),让气管被气管壁侵蚀变小,以期望气管和肺相连的细通路被侵蚀掉。然后对图像的连通域进行统计(bwlabel(), tabulate()),寻找占总面积 0.5%以内的连通域作为气管的备选。最后再对图像膨胀(imdilate()),让气管变回原本的粗度。结果如图 7. 无断层。(注:腐蚀核与膨胀核参数选择后文详述)

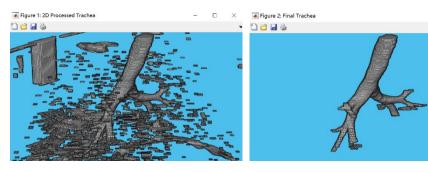


图 7: 二维切片处理结果

图 8: 最终结果

3) 三维连通域处理

寻找最大连通域。具体而言,使用 bwconncomp()在二维切片处理结果中寻找连通域,计算每个的体积,寻找其中体积最大的,即认为是气管。需要注意排除例外情况,可能存在某些体积大于气管的连通域,此处我跳过所有未包含最末切片(颈部)的连通域,因为气管必然延伸到颈部,而干扰项则未必。经测试,排除干扰项之后 3 组数据均可顺利分得气管。以 7 号数据为例,展示排除干扰项的作用:

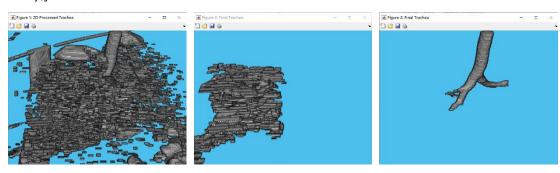


图 9: 二维切片处理结果 图 10: 最终结果(未排除干扰) 图 11: 最终结果

三 肺部分割算法

与气管分割算法基本一致, 仅列举二者的区别如下:

- 1) "二维切片处理"的"寻找连通域"部分,无须"腐蚀与膨胀"算法,且要寻找占总面积 25%以内的连通域作为肺部的备选;
- 2) "三维连通域处理"部分的干扰项排除方法,要求连通域的每个切片不包括太靠上(行号小于 0.05*行数)及太靠下(行号大于 0.95*行数)的元素,因为肺部应大体位于 CT 图像的中部。这一排除方法可以有效排除 7 号数据中一块比肺的体积更大的连通域的干扰,如图 12~图 15。

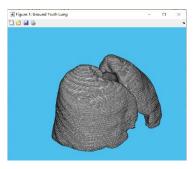


图 12: 手工分离(真值)(放大)

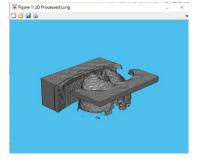


图 13: 二维切片处理结果

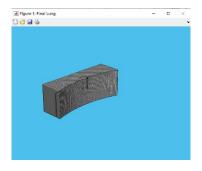


图 14: 最终结果(未排除干扰)

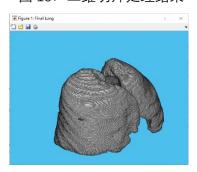


图 15: 最终结果(放大)

四 参数选择与结果

● 腐蚀核与膨胀核

腐蚀和膨胀算法需要手动指定运算所用的 kernel,为此我尝试了菱形 (diamond),圆盘(disk),方形(square)三类 kernel,并分别试验了不同尺寸的表现,仅列出基本成功分出气管的 kernel 选项列出如下表:(每类 kernel 进一步增大或减小尺寸都将导致气管 Dice 锐减,不再列出)

核	气管 4 Dice	气管 5 Dice	气管 7 Dice	气管 DiceAvg
菱形 2	0.7146	0.8312	0.8054	0.784
菱形 3	0.8120	0.8845	0.7713	0.823
菱形 4	0.9009	0.9029	0.8789	0.894
圆盘 3	0.8786	0.8650	0.7437	0.829
方形 5	0.8241	0.8383	0.8487	0.837

菱形 n 表示对角线宽为(2n+1)的正菱形,圆盘 n 表示直径为(2n+1)的圆形,方形 n 表示边长为 n 的正方形。对比 Dice 可知,"菱形 4"最优,气管 Dice=0.894。使用此 kernel 进一步计算肺部分割 Dice,得肺部 Dice=0.967。

肺部 4 Dice	肺部 5 Dice	肺部 7 Dice	肺部 DiceAvg
0.9741	0.9732	0.9545	0.967

五 困难、解决、收获

本次作业的一大难处在于我对 CT 数据并不熟悉,对肺部、气管等人体结构及 其相对位置也不足够熟悉。很多医学方面的基础处理(如窗技术用于前处理)都是上 网查阅才得知的,这给起步造成了困难。

算法设计方面,先逐切片分析,再进行三维整体分析的思路已在示例代码中给出。按此思路,一个基于连通域的方法就浮出脑海。只需要在二维、三维分别求取连通域,并选取那个包含有气管/肺部的连通域即可。

算法设计的困难主要在于两处: 1.二维处理时, 部分切片气管与肺部连通使连通域算法失效, 用腐蚀/膨胀法得以解决; 2.三维处理时, 存在气管/肺部更大的连通域干扰, 根据干扰项及气管/肺部的特征设计排除算法得以解决。

这次作业令我惊异的在于,仅凭传统形态学算法也可以分离出 CT 图像中我们感兴趣的部分,且成功率不算太低。虽然当今的实用算法已全面转向监督学习,但传统算法仍在前处理等方面有不可忽视的应用。本次作业让我对传统形态学算法更熟悉,并首次接触医学相关应用主题,有所收获。

附:图像数据

● 4号



