

浙江大学



本科实验报告

姓名:

学院: 生物医学工程与仪器科学学院

系: 生物医学工程

专业: 生物医学工程

学号:

指导教师: 吴丹

2025 年 4 月 24 日

浙江大学实验报告

课程名称: 生物医学图像处理 实验类型: _____

实验项目名称: 基于多种方法的脑部 MRI 图像病变分割

同组学生姓名: _____

指导老师： 吴丹

实验地点: 教 6 - 204 实验日期: 2025 年 4 月 24 日

一、实验目的和要求

- 1、掌握 Sobel 梯度核的实现方法，学会利用其进行边缘检测，并通过一系列图像处理操作实现病变区域的分割。
- 2、理解并实现迭代全局阈值分割和 Otsu 最优阈值分割算法，对比不同初始阈值和算法的分割效果。
- 3、熟练运用区域生长、K-均值聚类 and 分水岭分割函数对脑部 MRI 图像进行病变区域分割，并计算病变体积。
- 4、能够根据实验结果，分析不同分割方法的优缺点，提升对图像分割技术在生物医学图像处理中应用的理解。

二、实验内容和原理

(一) 边缘检测

1、Sobel 梯度核

Sobel 算子是一种常用的边缘检测算子，它通过计算图像中像素点在水平和垂直方向上的梯度来检测边缘。其原理是利用两个 3×3 的卷积核，分别对图像进行卷积操作，一个核用于检测水平方向的边缘，另一个用于检测垂直方向的边缘。然后将两个方向的梯度幅值相加，得到该像素点的梯度幅值。公式如下：

水平方向卷积核：

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

垂直方向卷积核：

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

梯度幅值： $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$

2、图像分割流程

图像通常会受到各种噪声的干扰，如椒盐噪声、高斯噪声等，这些噪声会影响后续边缘检测的准确性。 5×5 的平滑滤波可以对图像进行平滑处理，降低噪声的强度，使图像更加平滑，减少噪声对边缘检测的干扰，为后续的边缘检测操作提供更清晰、更准确的图像基础。

而真实图像中物体的边缘往往伴随着图像灰度值的急剧变化，即梯度较大。Sobel 滤波器能够计算出图像中每个像素点在水平和垂直方向上的梯度，将这两个方向的梯度幅值相加得到该像素点的梯度幅值，从而将图像中物体的边缘以梯度的形式表现出来，为后续的边缘检测和分割提供关键的边缘信息。

梯度幅值图像包含了从 0 到最大梯度的各种值，通过设定阈值 T ，可以将梯度幅值图像转换为二值图像，将大于阈值的像素点设为白色（代表边缘点），小于等于阈值的像素点设为黑色（代表非边缘点）。

接下来，因为我们要分割的病变边缘在脑部内部，所以要把脑部的外部边缘给去掉（其梯度二值大概率率为 1），使后续的分割操作更加专注于脑部内部的病变区域。

经过前期处理后的图像可能会存在目标区域内部有小孔洞的情况。而闭运算作为一种常用的形态学操作，是先膨胀后腐蚀的组合操作。首先利用膨胀操作将图像中的目标区域扩大，使一些可能断开的部分连接起来。接着用腐蚀操作将膨胀后的图像进行适当缩小，去除膨胀过程中可能出现的毛刺等多余部分，同时保留目标区域的基本形态，最终更准确地呈现病变区域的范围。

经过上述步骤后，图像中的病变区域可能包含多个不连续的连通域，或者病变区域与背景之间存在一些细小的连接。连通域处理可以将病变区域与背景分离，

对病变区域进行标记和提取，将病变区域从背景中完整地分割出来。

总结下来，我们需要首先对图像进行 5×5 平滑滤波，减少噪声对边缘检测的影响。接着使用 Sobel 滤波器计算梯度幅值，得到边缘图像。然后通过设定阈值 T 对边缘图像进行二值化处理，得到二值掩码。之后去除脑部边缘，避免脑部外部区域对病变分割的干扰。再进行闭运算，填补分割区域中的空洞，连接相邻的边缘。最后进行连通域处理，将病变区域从背景中完整地分割出来。

（二）阈值

1、迭代全局阈值分割

该方法通过不断迭代计算图像的阈值来实现分割。首先选择一个初始阈值 T ，将图像分为前景和背景两部分。然后分别计算前景和背景像素的平均灰度值 m_f 和 m_b ，新的阈值 $T = (m_f + m_b)/2$ 。重复上述过程，直到 T 与上一次的阈值 T 之差小于某个设定的阈值（如 0.5）时，迭代停止，此时的 T 即为最终的分割阈值。

2、Otsu 最优阈值分割算法

Otsu 算法是一种自动选择阈值的方法，其原理是基于图像的灰度直方图。它通过计算不同阈值下前景和背景之间的类间方差，选择使类间方差最大的阈值作为分割阈值。类间方差公式为：

$$\sigma_w^2(T) = w_1(T)[m_1(T) - m_G]^2 + w_2(T)[m_2(T) - m_G]^2$$

其中 $w_1(T)$ 和 $w_2(T)$ 分别是前景和背景像素占总像素的比例， $m_1(T)$ 和 $m_2(T)$ 分别是前景和背景像素的平均灰度值， m_G 是图像的全局平均灰度值。

（三）分割

1、区域生长

区域生长是一种基于种子点的图像分割方法。它从一个或多个种子点开始，根据预先设定的相似性准则，将与种子点相似的相邻像素合并到种子区域中，不断扩大区域范围，直到没有满足条件的像素为止。相似性准则可以是像素的灰度值、颜色、纹理等特征的相似程度。

2、K-均值聚类

K - 均值聚类是一种无监督的聚类算法，用于将图像中的像素划分到 K 个不同的类别中。它首先随机选择 K 个初始聚类中心，然后计算每个像素到各个聚类中心的距离，将像素分配到距离最近的聚类中心所属的类别中。接着重新计算每个类别的聚类中心，重复上述过程，直到聚类中心不再变化或变化很小为止。在图像分割中，通常将像素的灰度值作为聚类的特征。

3、分水岭分割

分水岭分割是基于图像的拓扑结构进行分割的方法。它将图像看作是一个地形表面，灰度值低的区域表示山谷，灰度值高的区域表示山峰。通过模拟水从山谷中溢出的过程，将不同的区域分开。

(1) 预处理

对图像进行平滑处理，以减少噪声的影响。常用的方法是使用高斯滤波。使用 Sobel 算子计算图像的梯度，以突出图像中的边缘信息。

(2) 阈值处理

使用阈值分割将图像转换为二值图像，以确定前景和背景的初始估计。

(3) 形态学操作

使用形态学开运算去除图像中的小噪声点，并平滑图像的边界。通过膨胀操作确定前景区域。

(4) 距离变换和标记

使用距离变换计算前景区域中每个像素到最近背景边界的距离。根据距离变换结果确定背景区域。

(5) 连通分量标记

对前景区域进行连通分量标记，为每个连通区域分配唯一的标记值。

(6) 分水岭变换

将标记后的图像作为初始标记，应用分水岭变换，分割出不同的区域。

三、主要仪器设备

1、Windows 计算机

2、软件：Cursor

3、lab5 中脑部 MRI 的 T1-Gd 和 T2w 数据

四、操作方法和实验步骤

（一）边缘检测

- 1、加载 lab5 中脑部 MRI 的 T1-Gd 和 T2w 数据。
- 2、对图像进行 5×5 平滑滤波，可使用高斯滤波等平滑滤波器。
- 3、分别对平滑后的图像应用 Sobel 梯度核，计算水平和垂直方向的梯度幅值，进而得到图像的梯度幅值图像。
- 4、根据设定的阈值 T ，对梯度幅值图像进行二值化处理，得到二值掩码。
- 5、通过图像形态学操作（如腐蚀、膨胀等）去除脑部边缘。
- 6、对去除脑部边缘后的二值图像进行闭运算，采用合适的结构元素（如矩形、圆形等）。
- 7、进行连通域处理，标记并提取病变区域。

（二）阈值

1、迭代全局阈值分割

加载脑部 MRI 图像（T1-Gd 和 T2w）。

选择不同的初始阈值 T （如 50、100、150 等）。

按照迭代全局阈值分割算法的步骤进行计算，得到最终的分割阈值，并对图像进行分割。

2、Otsu 最优阈值分割算法

加载脑部 MRI 图像（T1-Gd 和 T2w）。

根据 Otsu 算法原理，计算图像的灰度直方图，遍历所有可能的阈值，计算类间方差，选择使类间方差最大的阈值作为分割阈值。

使用得到的阈值对图像进行分割。

（三）分割

加载脑部 MRI 的 T2w 数据。

区域生长：选择病变区域内的一个或多个种子点，设定相似性准则（如灰度值差异小于 10），执行区域生长算法，得到病变区域的分割结果。

K-均值聚类：设定聚类数 K ，对图像像素的灰度值进行 K-means 聚类，将聚类结果中代表病变区域的类别提取出来，得到病变区域的分割结果。

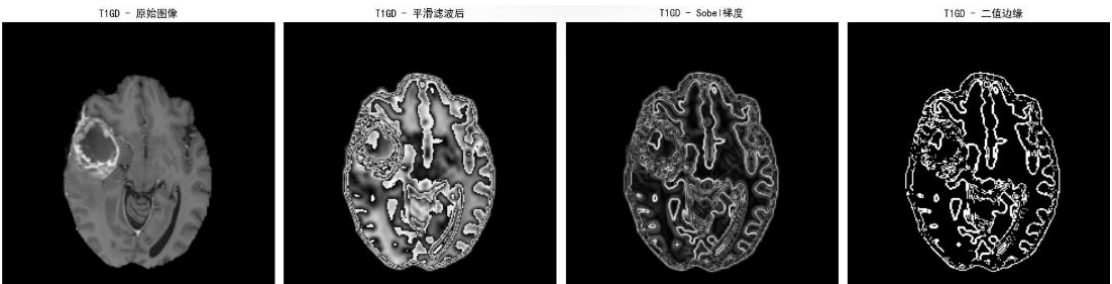
分水岭分割：对图像进行梯度计算，然后应用分水岭分割算法对梯度图像进行分割，通过后续处理（如标记、筛选等）得到病变区域的分割结果。

根据图像分辨率，计算分割得到的病变区域的体积，即病变区域的像素数乘以单个像素对应的实际面积。

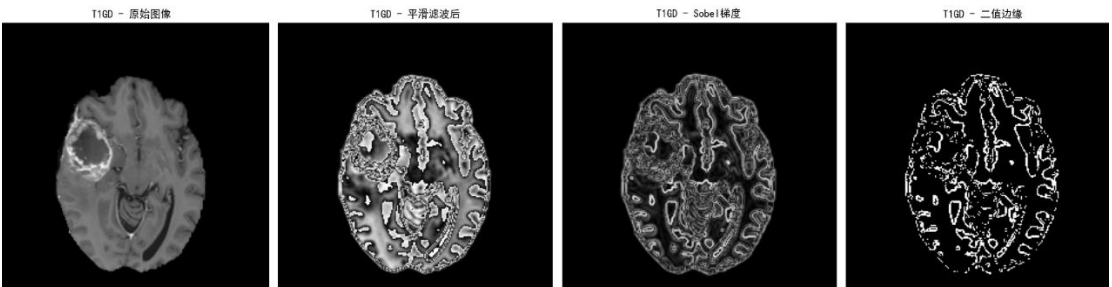
五、实验数据记录和处理

（一）边缘检测

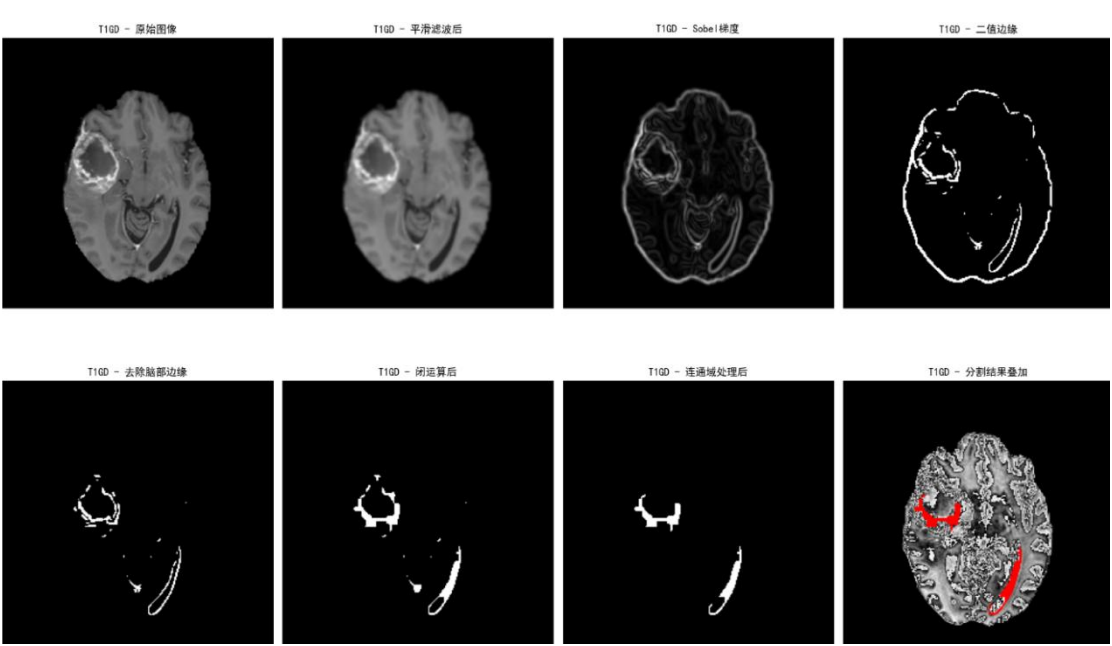
这里最初用了均值滤波平滑，效果很差：



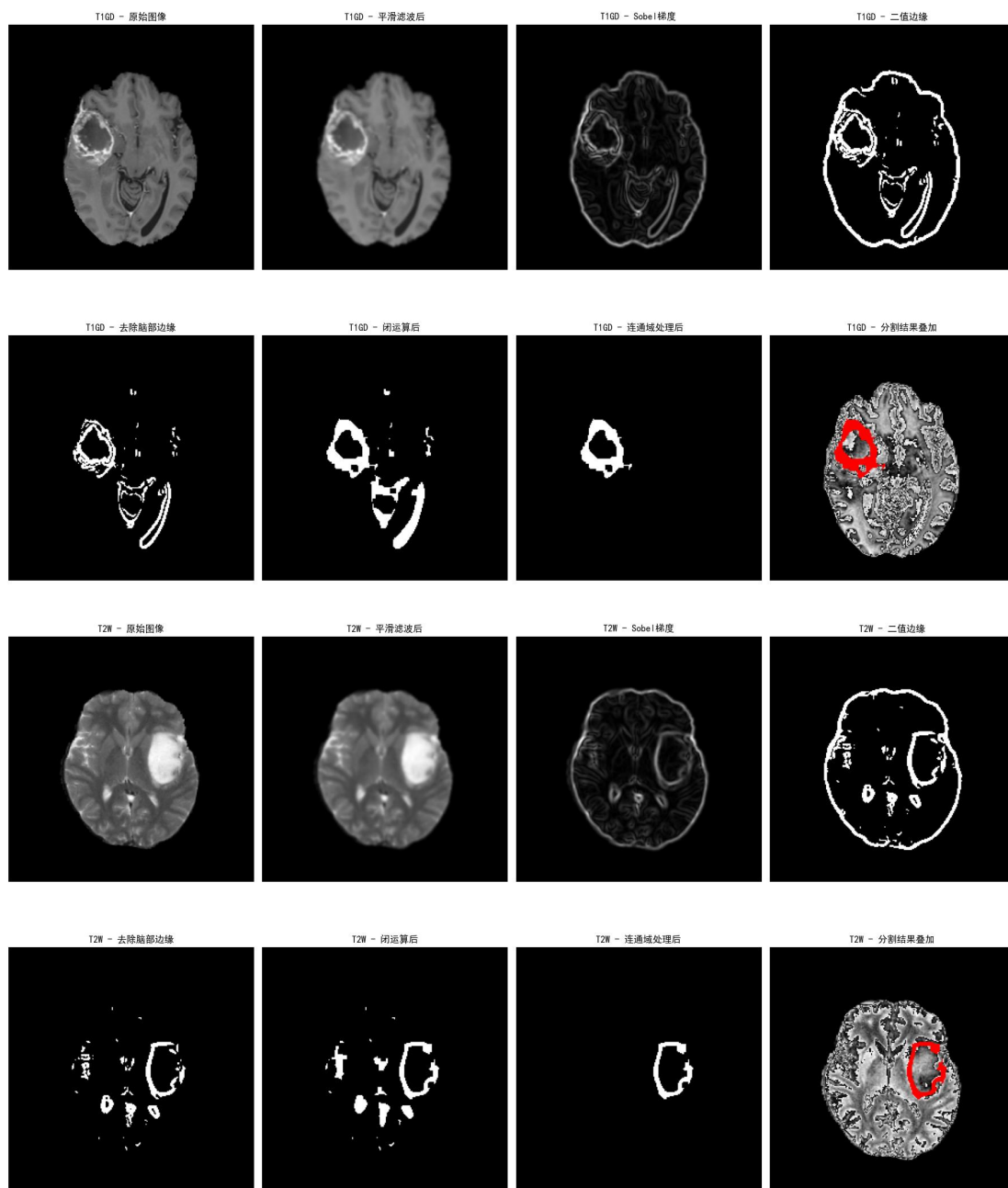
然后改用高斯滤波平滑：



经咨询助教之后发现是自己造的轮子不好，因此采用 cv2 的 GaussianBlur：

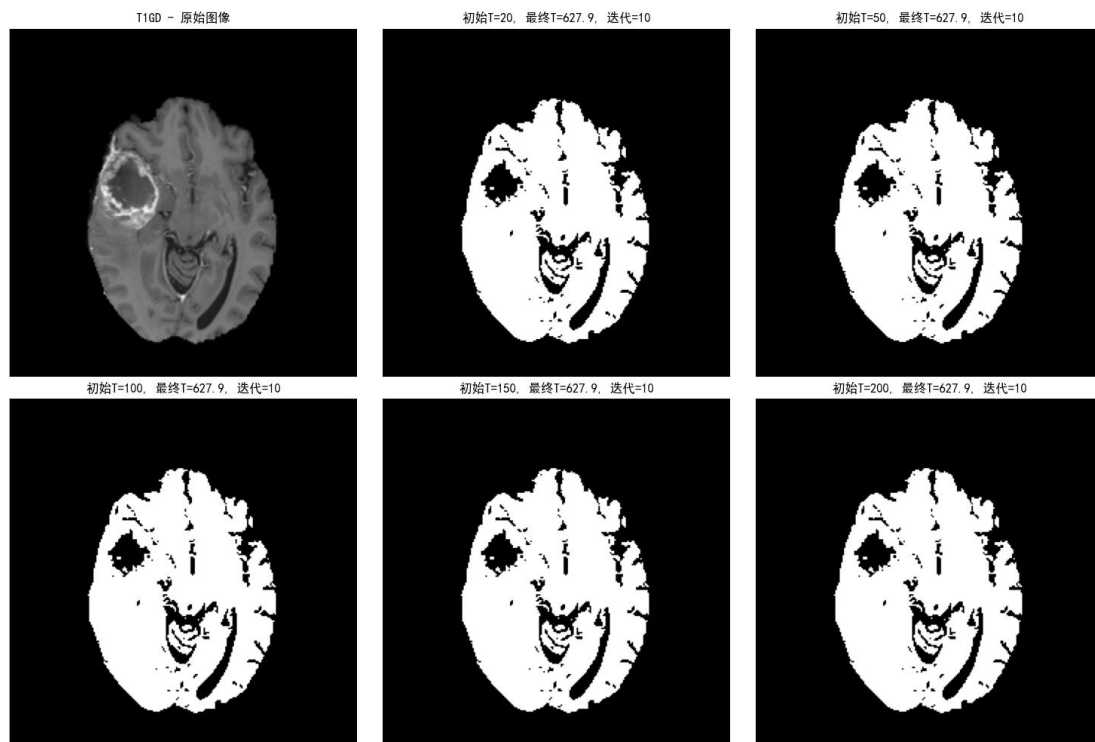


可见效果有了明显改善。连通域也改用 cv2 并修改阈值之后：

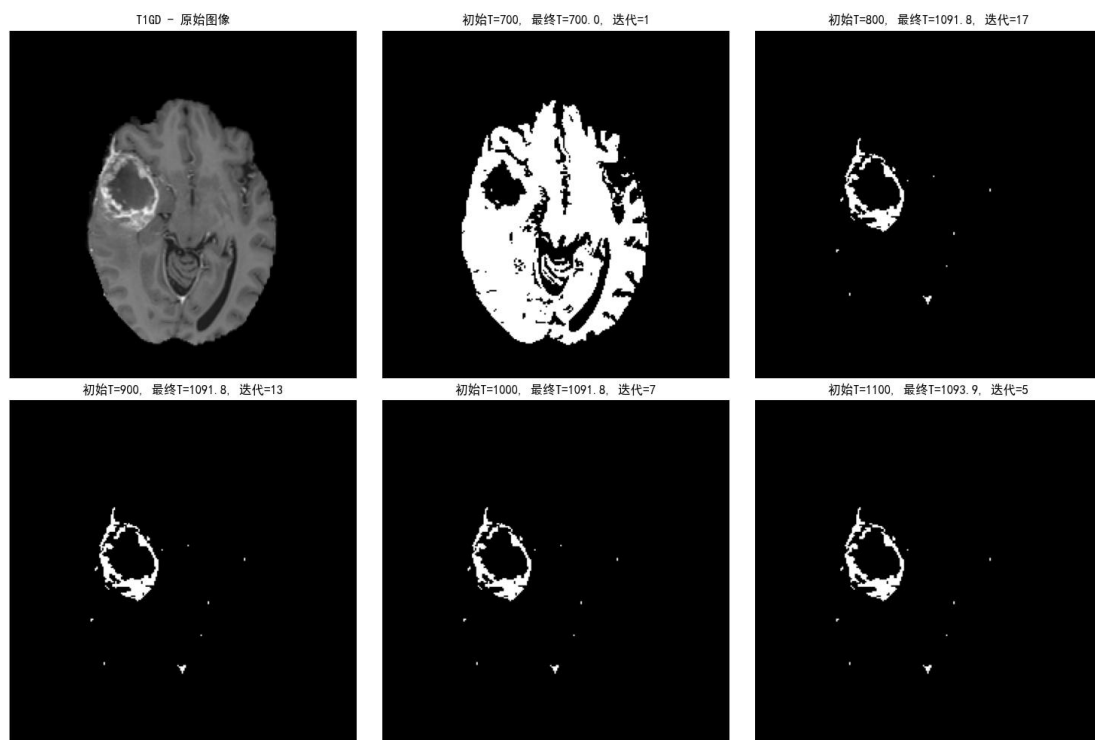


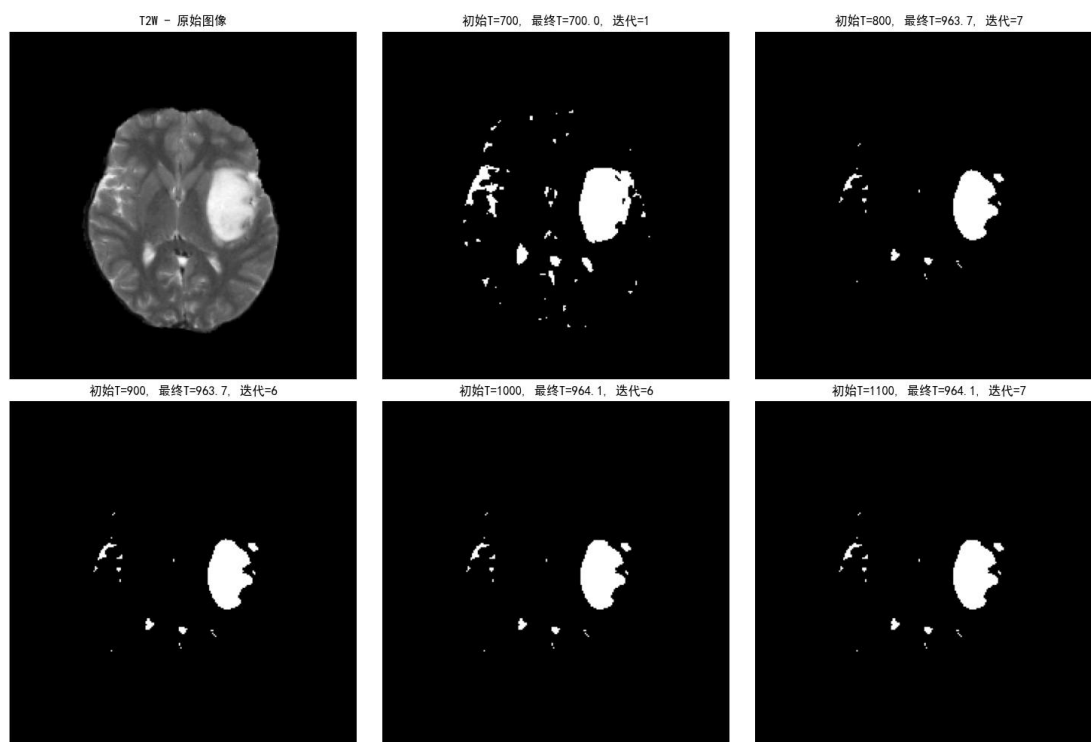
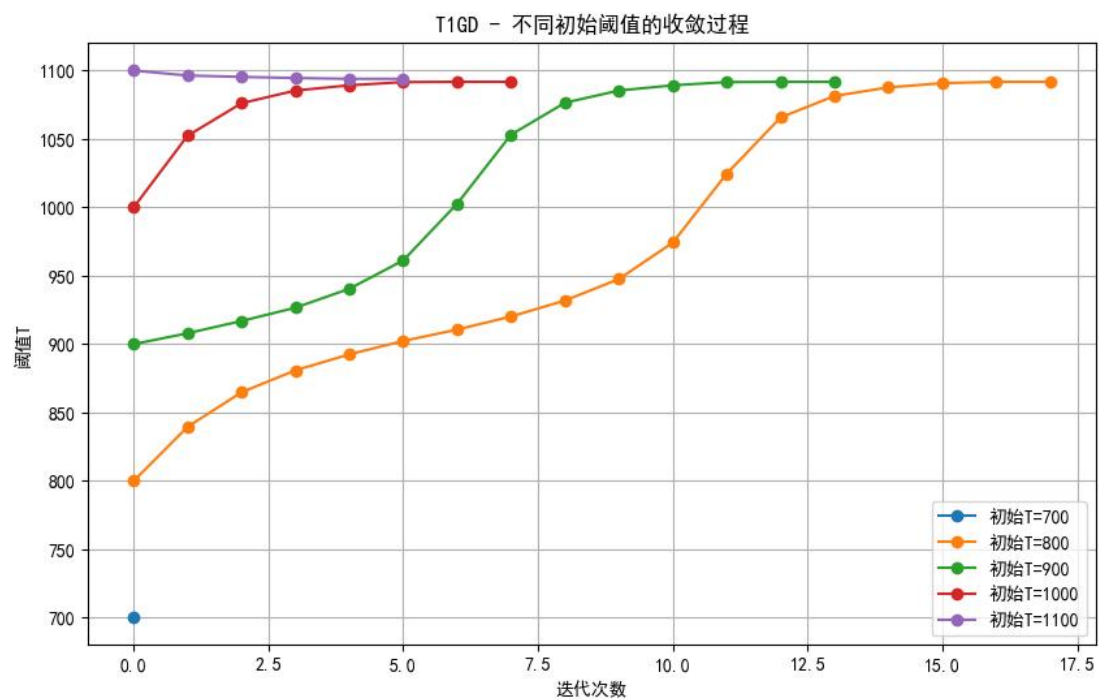
(二) 阈值

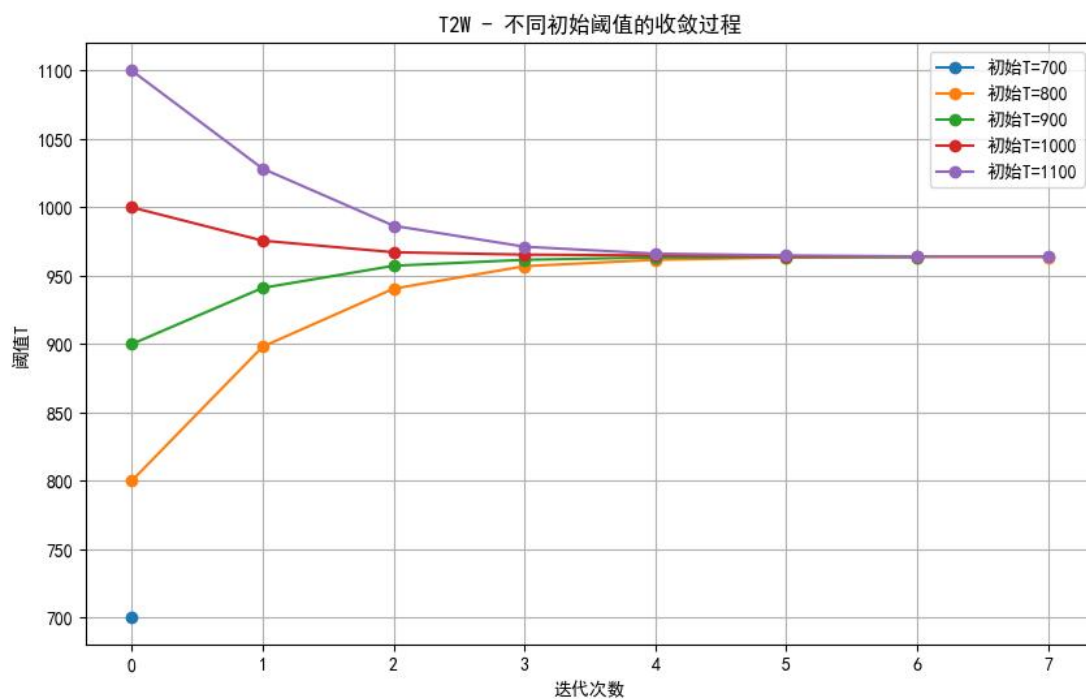
最初，我们移除了背景区域（掩码阈值设为 20），结果是这样：



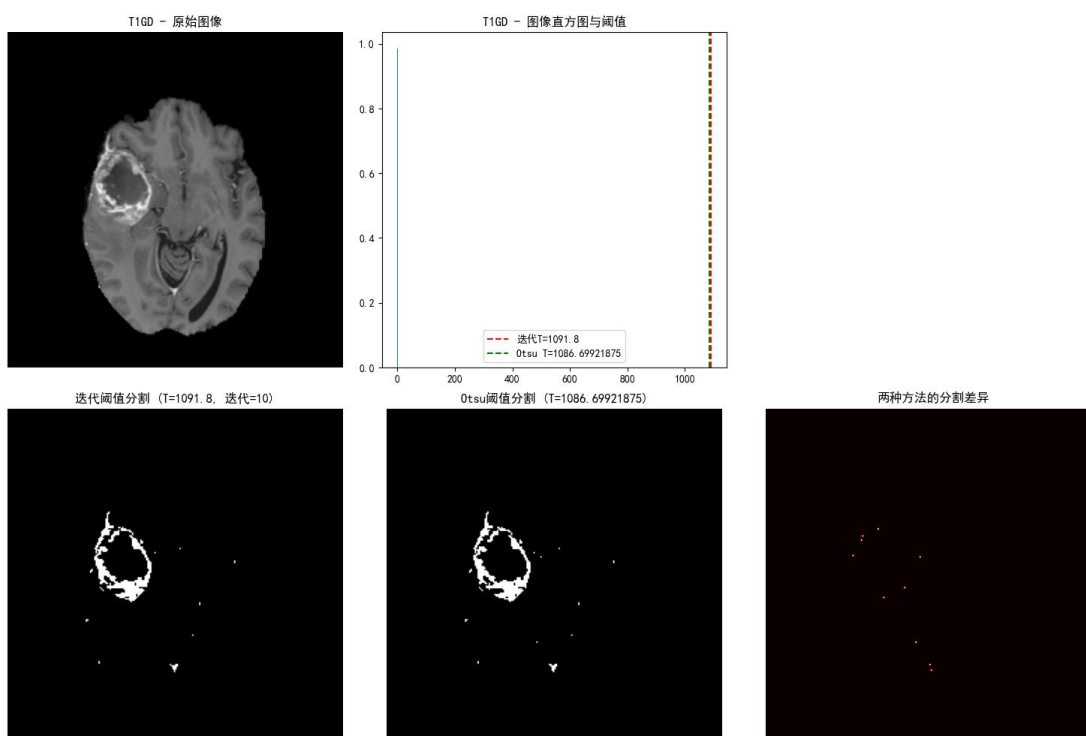
通过将掩码阈值设为 700，我们成功分割了肿瘤区域：

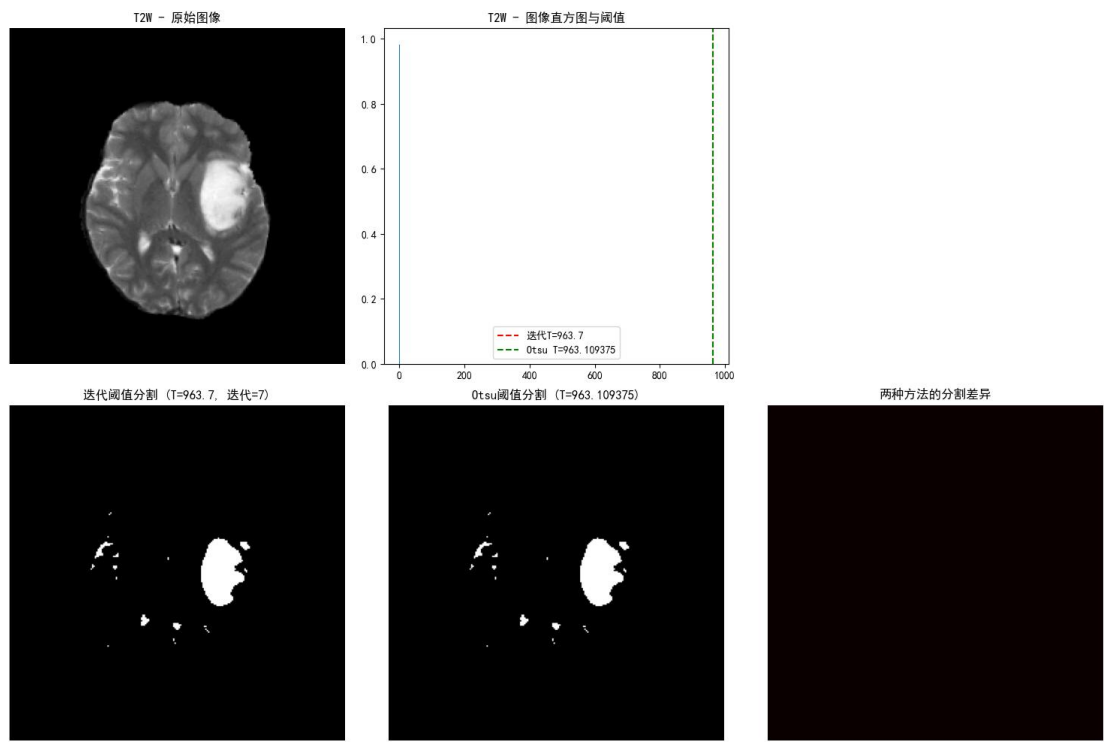




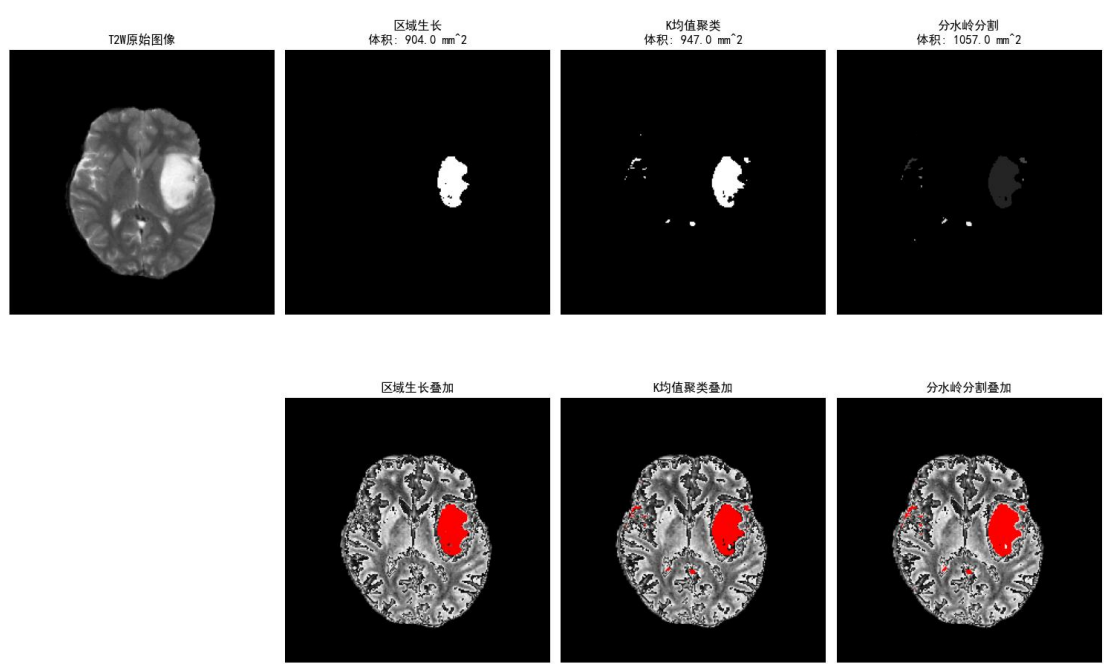


接着使用 Otsu 方法对比：





(三) 分割



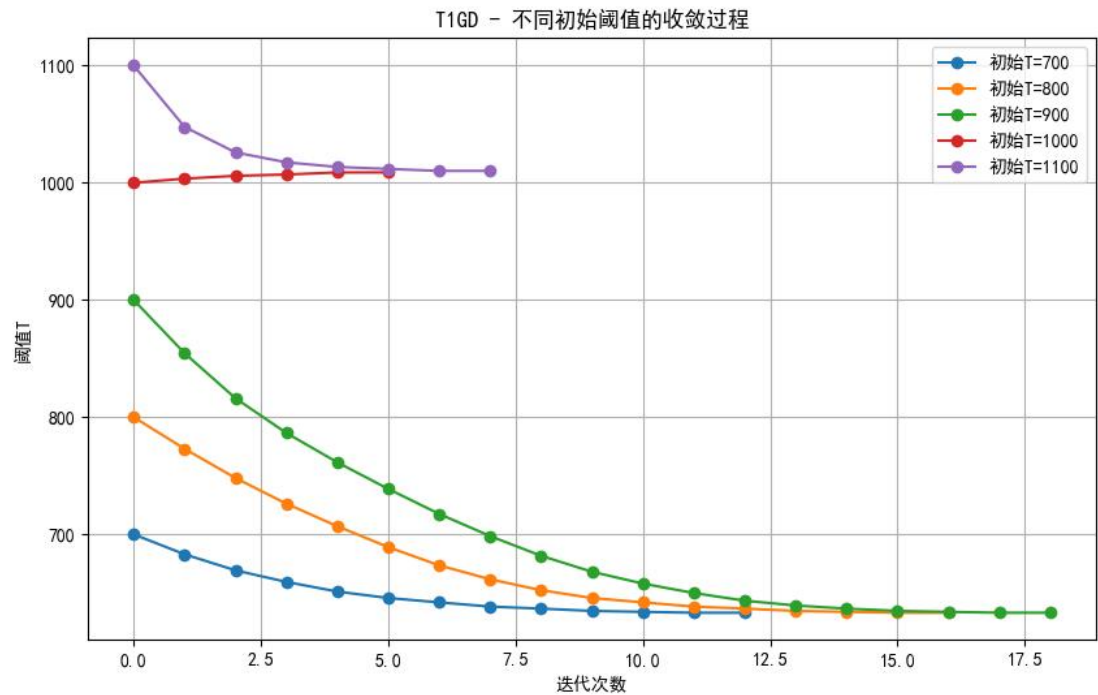
六、实验结果与分析

(一) 边缘检测

Sobel 梯度核结合一系列图像处理操作能够有效地检测脑部 MRI 图像中的病变边缘。但阈值 T 的选择对分割结果影响较大，较小的阈值会导致噪声点被误检为边缘，较大的阈值则会丢失真实边缘。

实验这里选定的最佳阈值为 50。 T 过小时噪点被选中，过大时边缘逐渐减小，T2w 图像首先丢失边缘信息。

（二）阈值



当掩码阈值低时，几乎整个脑区域都被包含在计算中，计算包含了大量低灰度值的正常脑组织，前景/背景区域的均值计算受到这些低灰度值的"拉低"作用。最终阈值会倾向于一个中间值(约 600)，这个值太低，无法有效分离肿瘤。

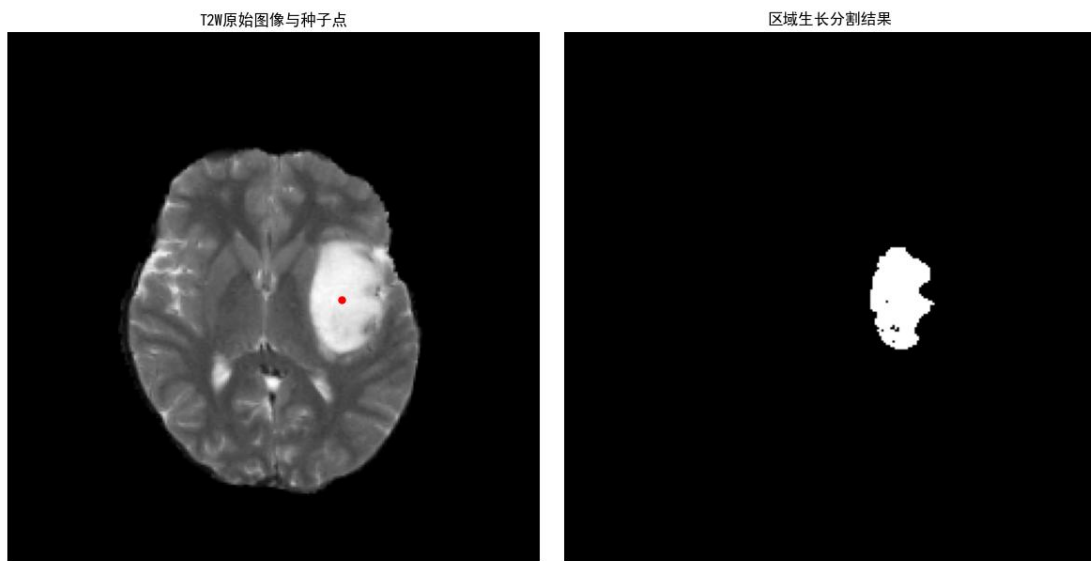
所以修改这个值，能够保留图像中最亮的部分（包括肿瘤增强区）用于阈值迭代计算。

两种方法都准确分割出了高亮度肿瘤，分割结果几乎完全相同，差异图几乎全黑，有效地分离了肿瘤和正常组织。

（三）分割

1、Region Growing

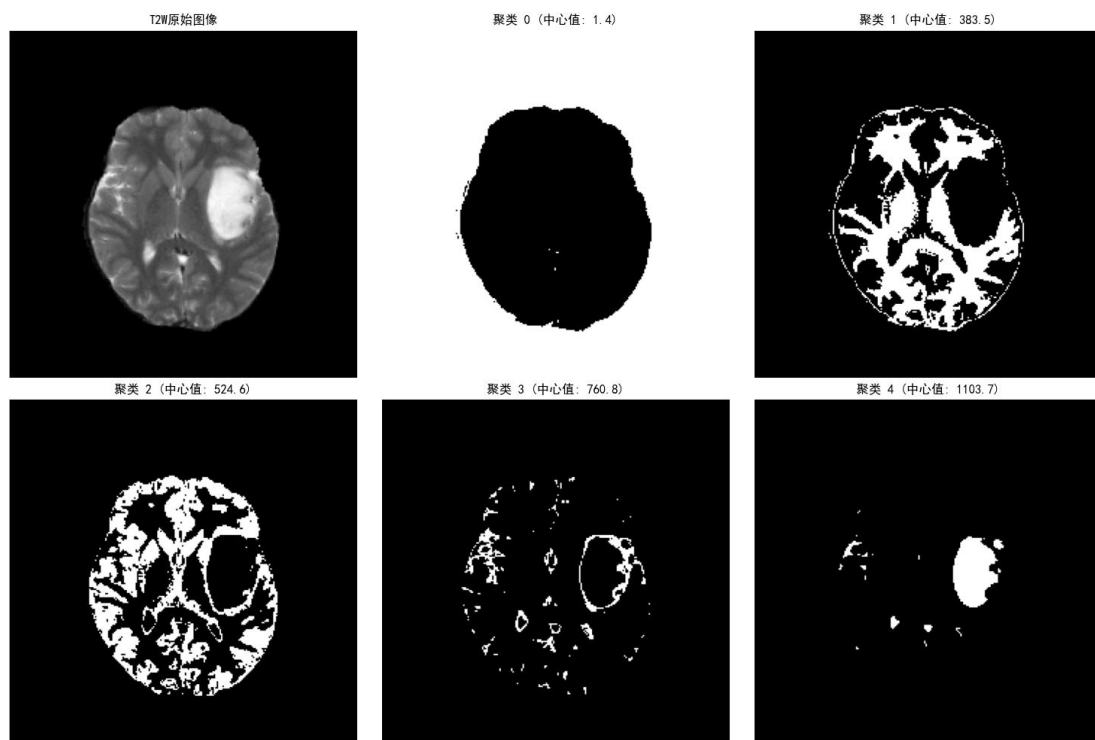
当种子点选择在病变区域中心时，区域生长能够较好地覆盖病变区域，但可能会受到周围相似灰度区域的影响，导致分割区域偏大。



当种子点选择在病变区域边缘时，可能会出现区域生长不完整的情况，部分病变区域未被分割出来。通过计算，病变区域约为 904 平方毫米。

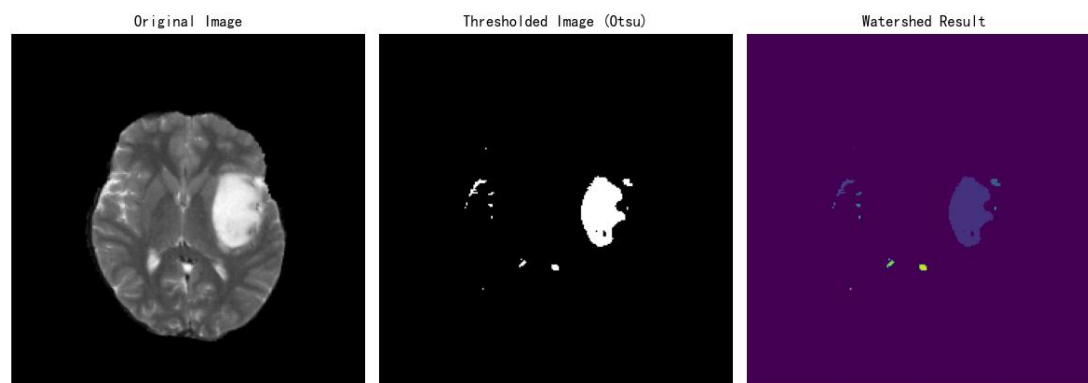
2、K-means Cluster

设定 $K = 9$ 对 T2w 图像进行聚类（这是不同尝试后的最佳结果），分割结果中病变区域和背景能够非常简易的大致区分开，但存在部分聚类错误（瑕不掩瑜），导致病变区域边界不精确。计算得到的病变区域约为 947 平方毫米。



3、Watershed Segmentation

分水岭分割能够较好地提取图像中的边缘信息，但这里我们半监督的使用了固定阈值，最终分割出的结果存在些许误差需要进一步优化。计算得到的病变区域约为 1057 平方毫米。



七、讨论、心得

通过本次实验，我深入学习了多种图像分割方法在脑部 MRI 图像病变分割中的应用。不同的分割方法各有优缺点，在实际应用中需要根据图像的特点和需求进行选择。例如，边缘检测方法对阈值敏感，阈值分割方法受初始阈值或图像灰度分布影响，区域生长、K-均值聚类和水分水岭分割方法也都存在各自的局限性。同时，在实验过程中我也认识到图像预处理（如平滑滤波）对后续分割结果的重要性。此外，通过对比不同方法的分割结果，我对图像分割技术有了更深入的理解，也提高了自己的编程实现能力和数据分析能力。在未来的学习和研究中，我将继续探索更有效的图像分割方法，以提高生物医学图像处理的准确性和效率。

八、实验参考

豆包

Cursor Claude Sonnet 3.7

Kimi AI