渲影医析 Lab 实战案例基于脑图谱的 VOI 分析（2）

上一个案例中介绍了 Atlas 到 VOI 的提取过程，以及基于 ITK 的特征值提取流程。本节继续介绍基于 PyRadiomics 的特征值提取。

PyRadiomics 是基于医学影像的特征值提取工具包：

GitHub 地址如下　https://github.com/AIM-Harvard/pyradiomics

在 Python 下安装 PyRadiomics 的命令如下：

```
pip install pyradiomics
```

渲影医析 Lab0.93_2_8 版本中新增了 Pyradiomics 相关节点库：

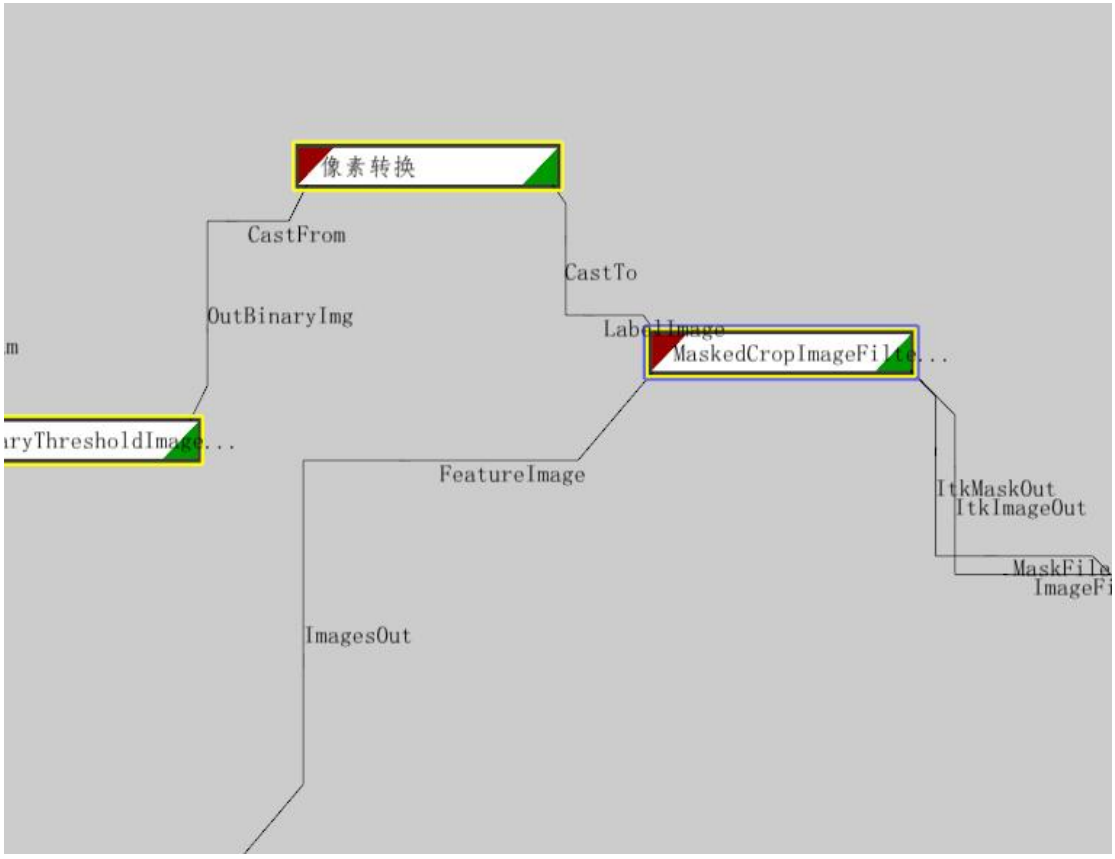


*安装完 **pyradiomics** 后即可调用相关节点提取特征值*

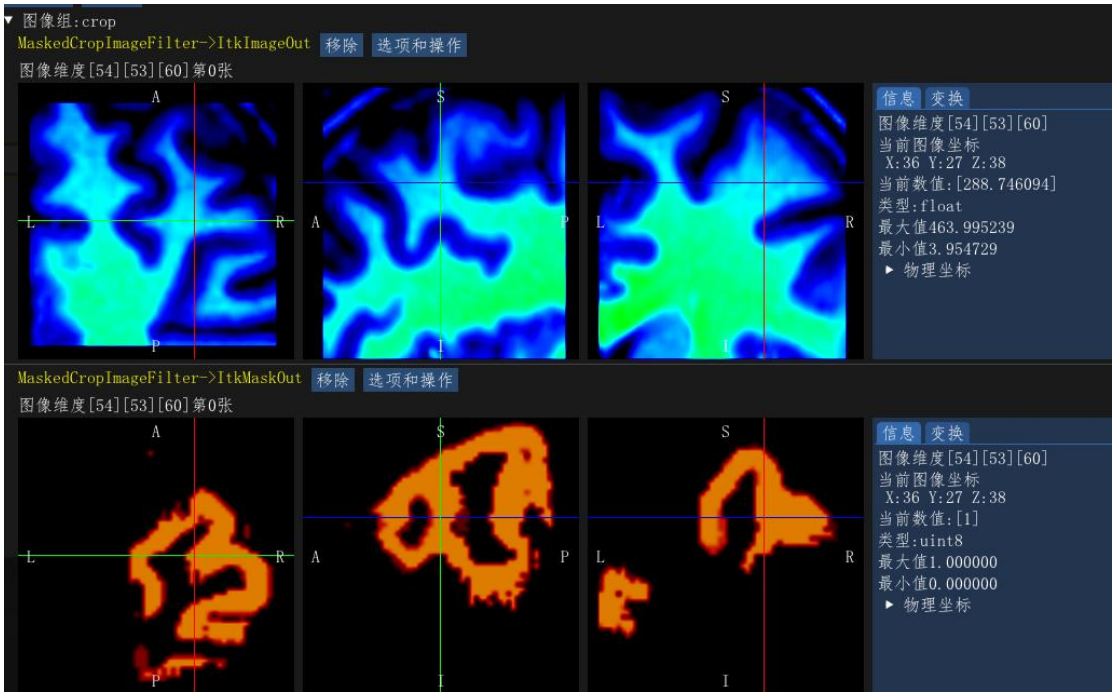


ITK Filter 中也增加了一个节点：MaskedCropImageFilter

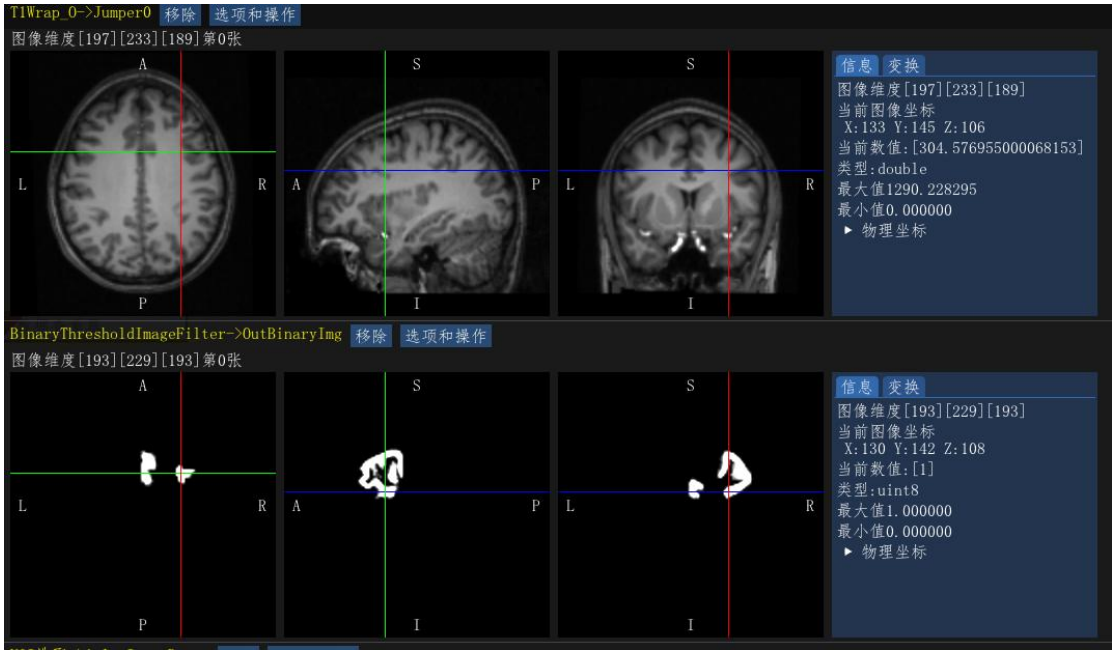
步骤一 MaskedCrop（基于 Mask 裁切 VOI 和图像）



输入为 Mask(VOI)图像和配准后的 t1 图像

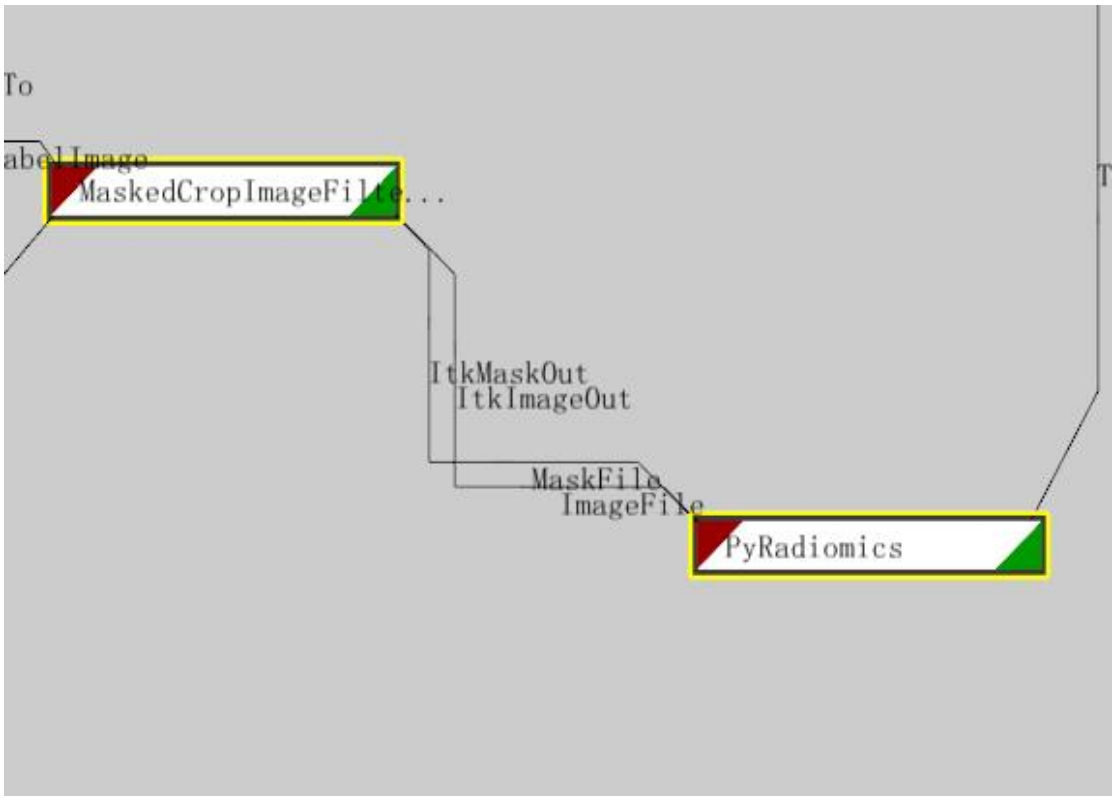


***Crop* 节点执行后得到 *VOI* 和 *T1* 的局部图像**



Crop 前的图像，可以看到准确的切割出感兴趣区域（包围盒）提高后续计算的性能

步骤二，利用 Pyradiomics 提取各种特征值



将 ItkImageOut 和 ItkMaskOut 链接到 Pyradiomics 节点后即可计算特征值



FirstOrderAll 节点计算所有一阶特征值，而 FirstOrder 开头的其他节点计算名称所述的 4-5 个特征值



PyRadiomicsShapeAll 节点将特征值和名称输出为列表

Elongation	0.556101258944737
Flatness	0.414916816575376
LeastAxisLength	28.943044000269076
MajorAxisLength	69.756256782161842
Maximum2DDiameterColumn	57.008771254956898
Maximum2DDiameterRow	54.708317466359723
Maximum2DDiameterSlice	56.044625076808217
Maximum3DDiameter	78.140898382345213
MeshVolume	16742.666666666667879
MinorAxisLength	38.791542215832521
Sphericity	0.311464549418729
SurfaceArea	10161.517955071960387
SurfaceVolumeRatio	0.606923506116427
VoxelVolume	16872.000000000000000

Shape 特征值作为 CSV 查看后行粘贴为（转置）并合并到一个表格中

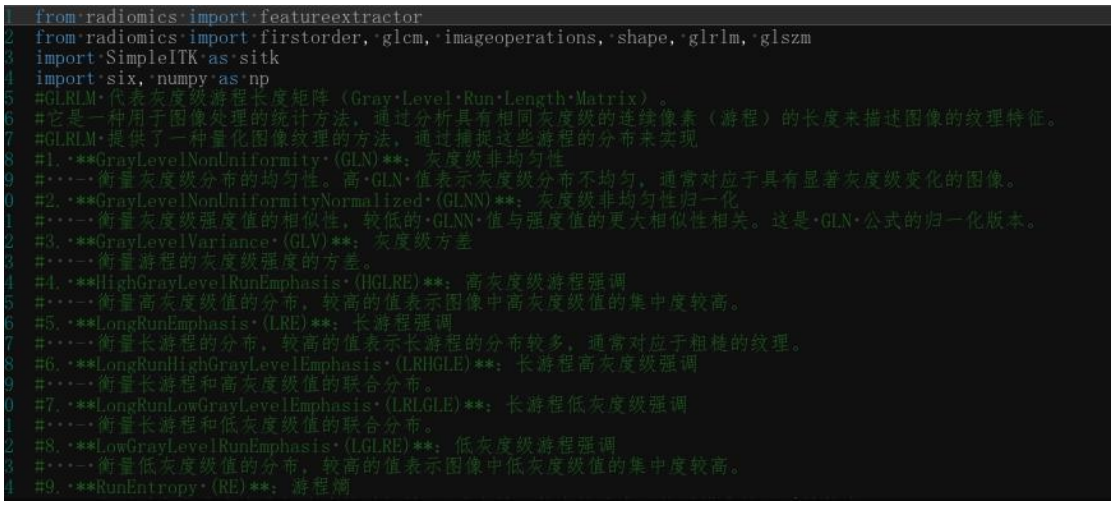
```
def NodeFunc(ImageFile,MaskFile):
    image = sitk.ReadImage(ImageFile)
    label = sitk.ReadImage(MaskFile)
    settings = {}
    settings['binWidth'] = 25
    settings['resampledPixelSpacing'] = None
    settings['interpolator'] = 'sitkBSpline'
    settings['verbose'] = True
    firstOrderFeatures = firstorder.RadiomicsFirstOrder(image, label, **settings)
    #平均绝对偏差(MAD)
    firstOrderFeatures.enableFeatureByName('MeanAbsoluteDeviation',True)
    #中位数
    firstOrderFeatures.enableFeatureByName('Median',True)
    #最小值
    firstOrderFeatures.enableFeatureByName('Minimum',True)
    #范围
    firstOrderFeatures.enableFeatureByName('Range',True)

    result = firstOrderFeatures.execute()
    features_dict = {feature_name: feature_value for feature_name, feature_value in result.items()}
    return features_dict
```

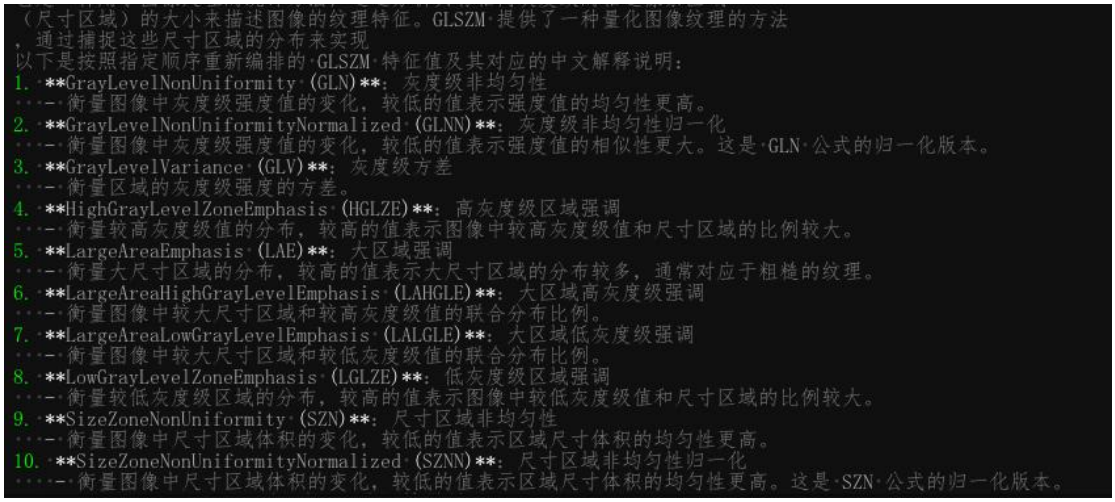
Pyradiomics 相关节点可以查看调用方式和相关特征值的介绍

```
1. **JointAverage（联合平均值）**
   计算灰度共生矩阵（GLCM）中 \(i\) 分布的均值灰度强度。仅适用于对称 GLCM。
2. **SumAverage（和平均值）**
   衡量低强度值对和高强度值对的出现关系。当 GLCM 对称时，和平均值等于两倍的联合平均值。
3. **JointEntropy（联合熵）**
   衡量邻域灰度值的随机性或变异性，值越高表示纹理越复杂。
4. **ClusterShade（聚类阴影）**
   衡量 GLCM 的偏斜性和均匀性，值越高表示分布越不对称。
5. **MaximumProbability（最大概率）**
   返回 GLCM 中出现频率最高的灰度值对的概率。
6. **Idmn（归一化逆差矩）**
   衡量图像的局部均匀性，权重是对比度权重的倒数，适用于归一化处理。
7. **JointEnergy（联合能量）**
   衡量图像中灰度值对的均匀性，值越高表示邻域灰度值对的出现频率越高。
8. **Contrast（对比度）**
   衡量邻域灰度值的局部变化，值越高表示邻域灰度差异越大。
9. **DifferenceEntropy（差熵）**
   衡量邻域灰度值差异的随机性或变异性。
10. **InverseVariance（逆方差）**
    计算灰度值差异分布的逆方差，忽略 \(k=0\) 以避免除零错误。
11. **DifferenceVariance（差方差）**
    衡量灰度值差异分布的异质性，值越高表示差异分布越不均匀。
```

GLCM 计算灰度共生矩阵特征值



GLRCM 灰度游程长度矩阵



GLSZM 灰度级尺寸区域矩阵