**题目？**

**摘要：**

2019 年冠状病毒病 (COVID-19) 自2019年末开始传播，给世界健康和经济带来严重影响。胸部计算机断层扫描 (CT) 图像是诊断 COVID-19 的重要依据，同时便于医生了解肺部感染的细节。然而，CT图像中感染区域的手动分割费时费力。为了有效量化肺部感染，我们提出了 SMA-Net，这是一种基于深度学习的自动分割肺部病变的方法。为了获得高精度的分割结果，我们在网络中引入了边缘特征连接、空间线性注意机制和通道注意机制，并且我们还采用了新的损失函数。实验表明，SMA-Net的平均Dice相似系数（DSC）和联合交集（IOU）分别为86.1%和77.8%，优于现有的大多数用于新冠肺炎分割的神经网络。

关键词：新冠肺炎、语义分割、注意力机制、CT图像

**介绍**

2019 年冠状病毒病 (COVID-19)）是一种由新型冠状病毒（以前称为2019 nCoV）引起的流行疾病。根据研究显示该病毒具有极强的适应能力，到目前为止新冠病毒已经产生11种变异毒株[1]。根据约翰·霍普金斯大学系统科学与工程中心（CSSE）的最新统计数据（2022年7月20日更新）全球2019冠状病毒疾病确诊病例已达5.66亿，其中包括637万死亡病例[2]。目前，逆转录聚合酶链反应（RT-PCR）是诊断2019冠状病毒疾病的标准检测方法[3]。然而，仅仅依靠RT-PCR检测的敏感性不足以应对疫情防控，当检测样本新冠病毒核酸含量过低时，RT-PCR检测存在假阴性的可能。假阴性造成病例的漏诊会带来更大范围的传播，极其不利于疫情的防控[4]。

因此为了更好抑制病毒传播，胸部计算机断层扫描 (CT) 图像成为诊断新冠肺炎的工具是非常有必要的。文献[5][6]的研究表明，CT扫描试验具有较高的灵敏度，而且CT图像中的异常特征如毛玻璃样混浊（GGO）、实变和罕见特征能够反映患者感染的严重程度。但是，手动分割CT图像中的病灶区域需要花费大量时间，一个有经验的放射科医生也需要大约21.5分钟来分析每个病例的测试结果[7]。因此，有必要提出一种自动分割方法。最近，凭借深度卷积神经网络强大的特征提取能力，深度学习被广泛应用到医疗图像处理中[8][9]。Wang等人[12]开发了一种深度学习方法，可以提取COVID-19的特征，并且为医生提供医疗诊断。Matteo等人[10]提出了一种轻型卷积神经网络，用于分辨新型冠状病毒肺炎患者的CT图像与健康CT图像。

值得注意的是在应用到病变分割的模型中，编码器-解码器的结构最为常见。大量研究证实这种结构具有良好的分割性能和鲁棒性。因此，利用编码-解码结构分割COVID-19病变的研究大量出现。Chen等人利用Unet结合残差网络实现了对COVID-19的病变自动分割。Jun等人[11]提出了一种基于U-Net++的病变分割模型，用于识别患者胸部CT影像上的新型冠状病毒肺炎。大量的深度学习方法[15][8]【】被应用到COVID-19的病变分割。虽然这些方法相比手工分割更具效率，但是在分割精度上还存在不足。它们往往存在以下问题。（1）编码器-解码器这种结构虽然可以提取到语义丰富的高级特征，但是在编码器向下采样时，会丢失空间细节信息如病变区域的边缘信息。（2）网络缺乏有效的机制指导网络学习特征的通道信息与空间信息。（3）以往的语义分割损失函数不能贴合COVID-19的病变分割任务，会使网络对小病变区域不敏感。

针对以上问题，我们提出一种新的神经网络（SMA-Net）用以分割COVID-19的病变。与以往的方法不同，我们更加关注特征的边缘信息。我们提出的通道、空间注意力机制在低级特征与高级特征拼接中为了网络提取特征进行了指导。SMA-Net采用的损失函数可以兼顾到小病变区域，提高其敏感性。

我们的贡献总结如下：

1. 我们提出一种COVID-19 CT图像与其边缘特征拼接的模块，为了网络提供更多的细节信息。该模块使用到了Sobel边缘检测算子完成边缘信息的获取。
2. 我们提出了一种自注意通道注意机制与空间线性注意力机制模块，该注意力机制不受特征图分辨率大小的影响，我们将该模块应用到低级特征与高级特征拼接的每一层中。使得网络具有良好的分割性能。
3. 针对COVID-19的小病变区域，SMA-Net具有合适的损失函数。相比其他的分割方法，SMA-Net具有更好的分割精度。

**相关工作：**

**A COVID-19CT图像的全监督语义分割**

Jonathan等人于2015年提出了首个用于语义分割全卷积网络FCN[13]。此后，Olaf Ronneberger等人在借鉴了FCN的思想上提出了专用于医疗图像的语义分割模型Unet[14]。Unet凭借出色的性能被广泛应用于 COVID-19CT图像的病变分割中。Feng xie等人采用双Unet网络实现了较好的分割肺部病变[15]。由于COVID-19与普通肺炎存在相似性，为了更好量化病变分割Chen等人改进了Unet的主干网络加入了残差注意力机制[11]。Yin[17]等人在Unet中引入压缩注意力机制与金字塔池化模块，以便加强像素间的差异和联系，从而提高分割性能。针对COVID-19的小病变，Owais[16]等人提出一种双尺度扩张融合网络由于分割小病变区域。另外，损失函数的选择也影响分割模型的性能。SRGNet设计了一种新的边缘辅助损失函数来增强特征的空间约束[20]。为了更好分割小的病变Budak等人引入了Focal Tversky Loss ，提高小的病变对损失的贡献[22]。 MultiR-Net[18]结合了COVID-19的分类与分割任务，提出新的损失函数加强了两个子网络的交互。

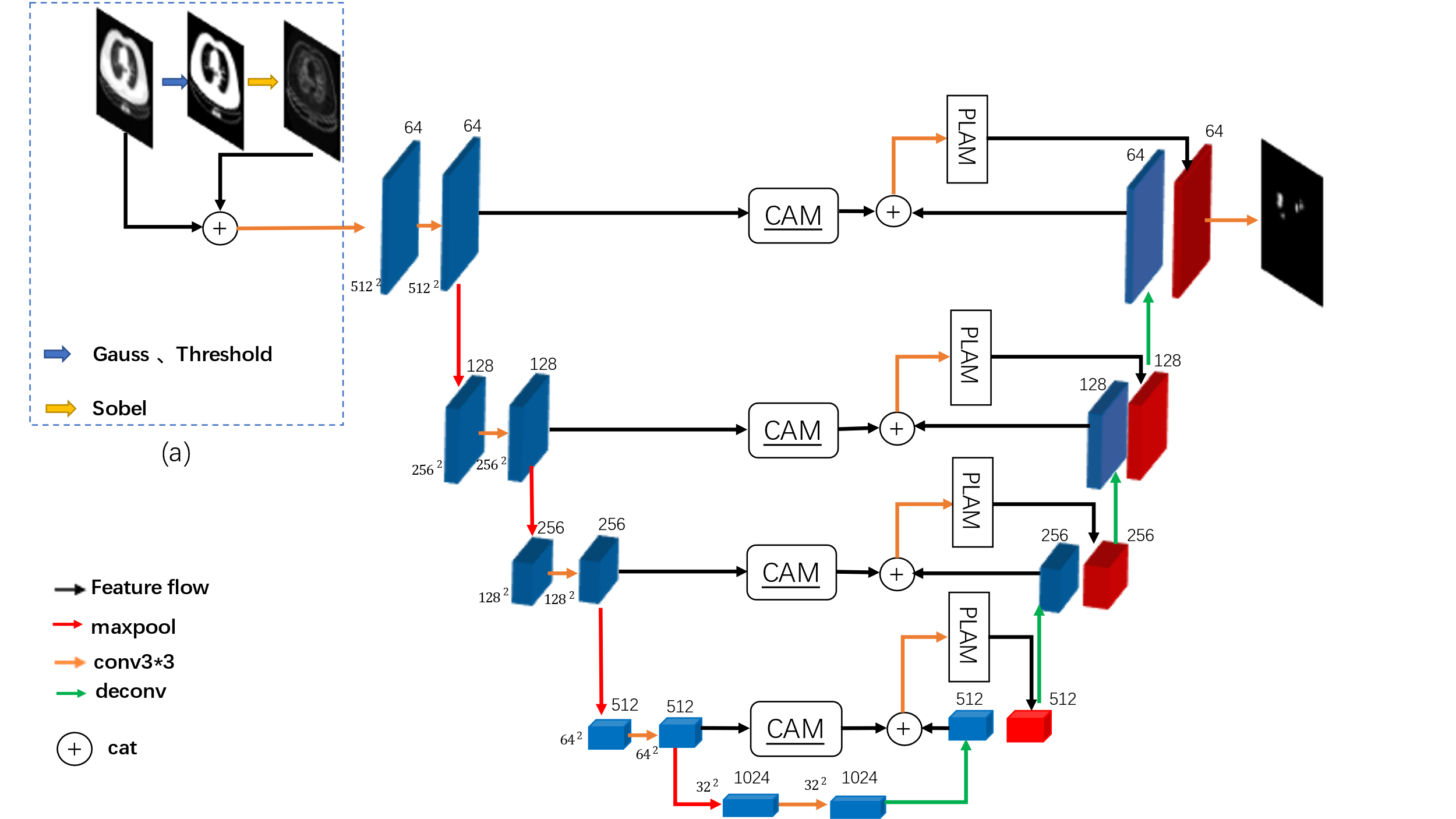
**B边缘检测**

图像边缘是图像最基本的特征，边缘检测作为图像处理的基本工具，用以提取图像的边缘特征[24]。

随着深度的学习的发展，结合深度学习的边缘检测方法被广泛提出。He[21]等人提出双向级联网络对CNN进行分层监督以实现有效层特异性边缘检测。边缘信息作为语义分割信息的一部分，充分利用边缘信息则可提高分割网络性能。PG等人结合分割任务与边缘检测任务，在Unet增加侧输出部分用以边缘提取与深度监督。在编码-解码构型的语义分割模型中，低级特征包含着丰富的边缘信息，为了更好利用边缘信息Fan[28]等人利用Laplace算子结合卷积计算提取了标签的边缘特征二值图，并用以指导编码器的低级特征的学习。Inf-Net[29]为了引导特征提取，提出了边缘注意模块，将低级特征送入滤波器产生边缘映射，利用BCE损失函数测量边缘映射与ground-truth的不相似性约束低级特征提取。

**C 自注意力机制**

为了从大量信息中聚焦重要的信息，注意力机制成为深度学习不可或缺的模块，在NLP与CV领域中被广泛应用[31]。Bahdanau等人首次将注意力机制进行机器翻译[30]。RAM[32]在RNN中加入注意力机制实现了对图像分类任务。在17年Transformer[31]提出的自注意力机制不同于以往的注意力机制，其减少了对外部信息的依赖，而是更加专注于特征之间的相关性。Ye[26]等人提出了跨模态自注意力机制，模型可以自适应地聚焦于视觉输入的重要区域。同时引入了跨帧自我注意模块，实现视频分割性能的提升。现有的自注意机制主要是空间注意与通道注意，Fan，ZK[23]等人则研究了其他维度，采用了神经架构搜索技术以实现所有维度的自注意建模。Wu[27]等人提出维度交互自我注意，用以特征提取，同时减小了模型的计算量，加速了分割模型的训练。Jun Fu等人改进了自注意力机制提出通道、空间双重自注意力机制并应用到了语义分割模型中[33]。



**图1 SMA-Net结构**

**方法**

在本章节，我们将详细讨论组成SMA-Net的整体结构和组成网络的核心部分，其中包括CT图像与其边缘特征融合，线性空间注意力机制和空间注意力机制以及训练使用的损失函数。

**A网络结构**

我们的网络结构如图1所示，可以看到，CT图像首先与其对应的边缘特征串联得到输入网络的张量。在进入网络后，由卷积、激活操作后，特征图分为两个方向。一方面特征送入CAM模块，一方面特征通过池化送入下一层的特征提取。SMA-Net对特征进行了向下采样4次。特征图由分辨率大小512\*512缩小至32\*32。之后对特征图进行上采样，在上采样后，对处于同一层的编码器特征图在经过CAM后进行拼接操作，然后将所得特征图送入PLAM模块，得到语义信息丰富的特征，之后对特征图进行上采样，接着重复上述操作，将特征图上采样至原图像大小。最后压缩通道得到最终分割结果。

**B边缘特征串联**

在应用到医学图像的语义分割模型中，大部分都是采用编码-解码作为整体架构，编码器通过卷积、池化操作，从图像中提取特征图，其中低层次的特征图往往是泛化的，包含了CT中病变的边缘信息。而在下采样的过程中，特征图中边缘细节会出现部分丢失。基于这一现象，我们提出将CT图像与其边缘特征串联，从模型输入的源头上，增加空间细节信息。如**图1（a）**所示，我们首先对CT图像做高斯滤波处理，高斯滤波的思想是通过对像素加权平均处理，从而抑制噪声，并且保留细节信息。然后，做阈值处理，获得二值图U：

(1)

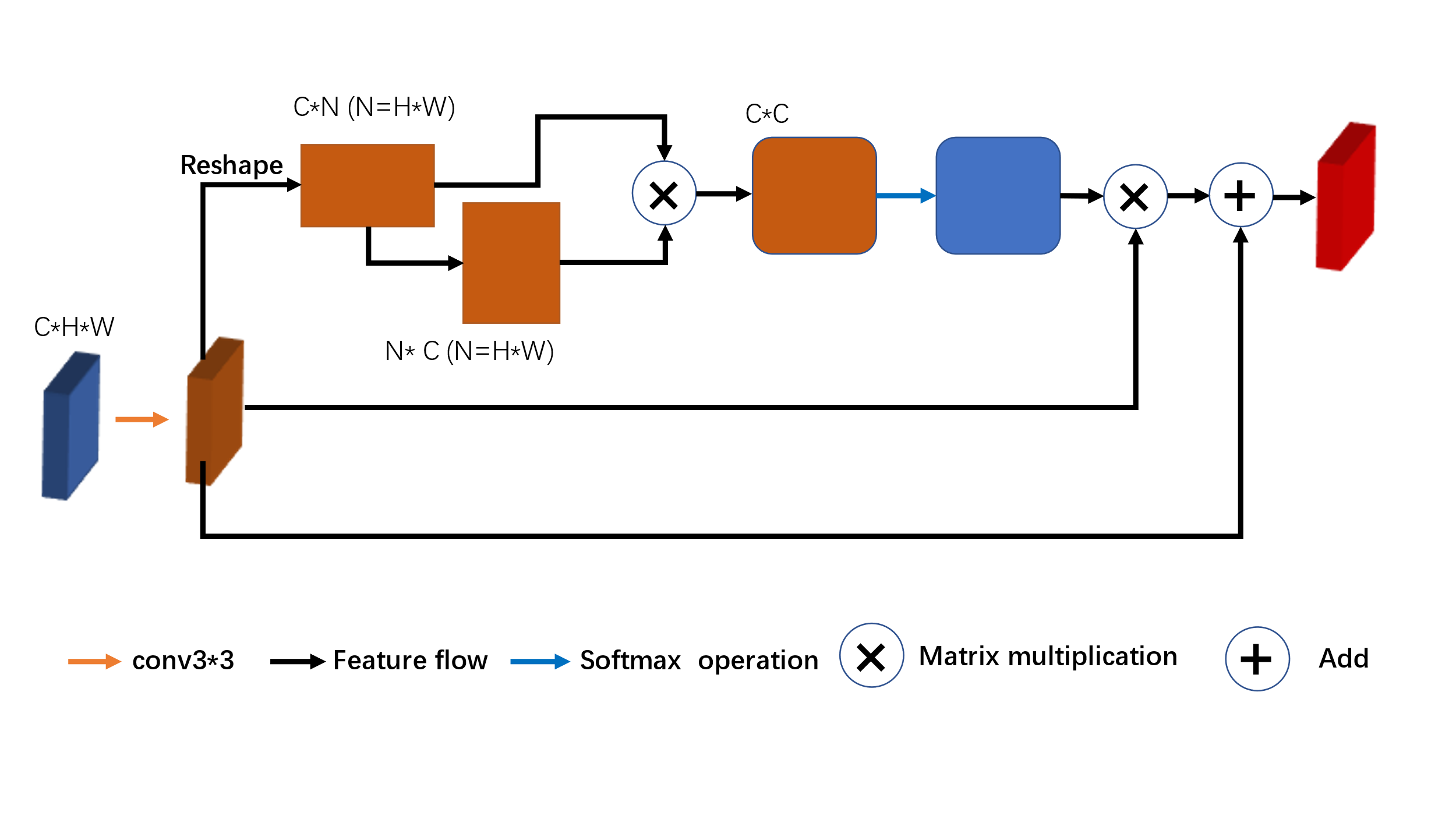
其中代表高斯滤波操作，为滤波器大小，为读取CT图像的灰度图。代表图像阈值处理，阈值设为127。

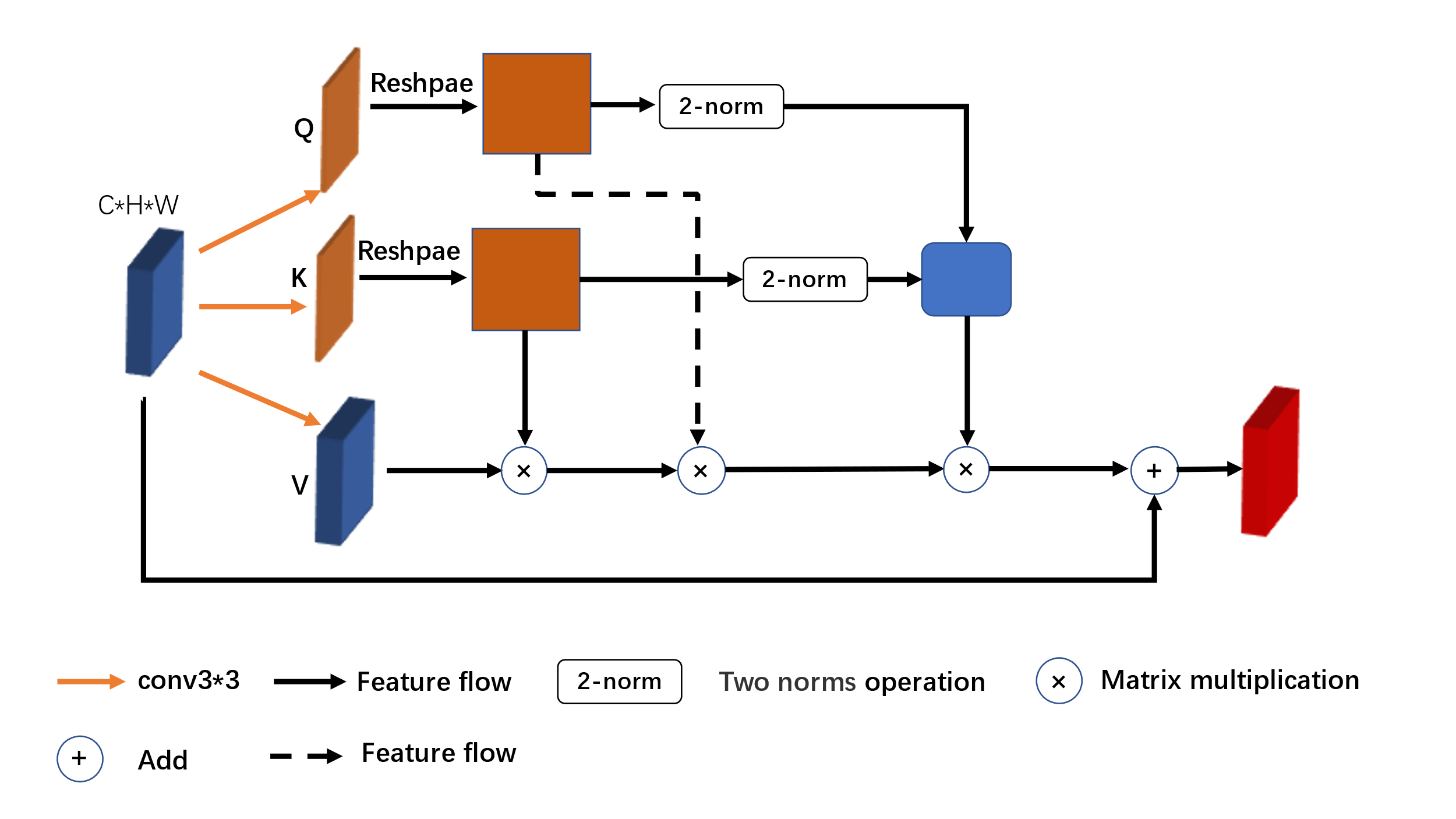
再采用Sobel算子对二值图求X、Y方向上梯度，并将两个梯度合并得到边缘特征图，最后将提取到的边缘特征图与CT图像融合，获得最终模型输入V。

(2)

（3）

其中代表Sobel算子操作，代表方向梯度。 代表在通道维度上串联的操作。公式（2）中的x,y表示什么？没有说明

**图2 CAM结构**



**图3 PLAM结构**

**C 通道注意力机制（CAM）**

为了提高语义分割性能，U型网络将高级特征和低级特征串联以获得更丰富的语义信息。在串联的过程中往往会出现特征图信道冗余的现象。基于这一现象，网络中通常会加入通道注意力模块，如经典的SE模块，该模块通过对特征图的全局平均池化得到全局压缩特征向量，接着通过全连接层得到特征图每一个通道的权值。SE模块结构简单方便应用于模型中。然而，SE模块中全局平均池化操作会丢失信息。

为此，我们提出一种自注意力通道注意力机制模块如**图2**所示。该模块没有通过全局平均池化压缩特征图，而是先对输入到模块中的特征图进行卷积操作得到特征图如公式4所示。再将特征图重塑得到矩阵，矩阵M与M的转置做矩阵乘积计算。利用softmax激活矩阵乘积得到通道注意力权重图 。

(4)

(5)

其中，代表第i个通道对第j个通道的影响。在得到权重图E后，我们将输入的转置与做矩阵乘积，这样便将权重图中的值赋予到的每个通道上。借鉴残差网络的思想，将乘积的结果乘以自适应系数与进行相加，得到最终通道自注意力机制的输出。 (6)

其中初始值设为0，在训练的过程中可随着网络的需求改变。作为输入经过通道子注意力机制的输出，与其对应的解码器中的高级特征相串联。

**D 空间线性注意力机制（PLAM）**

在完成低级特征与高级特征的串联后，解码器获得了语义丰富的特征图。然而这些丰富的语义信息并非所有区域都对病变区域分割同样重要。为了提升关键区域的表达，我们引入空间线性注意力模块如**图 3**所示。

在介绍空间线性注意力模块之前，我们先回顾压缩点乘注意力机制（[Scaled-Dot Attention](https://arxiv.org/abs/1706.03762" \t "_blank)，SDA）的原理，如公式7所示。

（7）

其中Q、K、V分别代表着查询矩阵、键矩阵、值矩阵。这三个矩阵是由输入特征图通过卷积压缩通道数后再重塑形状而得到。代表缩放因子。点乘注意力机制总体可概括为通过矩阵乘法取对像素点之间进行相似性建模，softmax函数用以激活矩阵乘积结果。然而由于，其中，W、H分别代表特征图的宽、高。C为特征图的通道数。压缩点乘注意力机制的复杂度为，这样就使得SDA受到了图像分辨率的限制。而且CT图像的分辨率通常都比较大，如果直接使用SDA，则将超出计算机的计算能力。如果通过缩放CT图像的分辨率，则会使图像丢失许多细节信息。

基于SDA的限制，我们提出一种空间线性注意力机制模块。该模块的复杂度由降为，这就使得模块可以灵活地应用到分割网络中。我们先将公式7等价地改写为公式8，

因为PLAM没有使用缩放因子，故公式8中去掉了。

（8）

其中本质是对做加权平均，所以公式8可推广为一般形式，将softmax函数换为一般函数如公式9所示：

(9)

其中。为了将复杂度降低，需要改变的连乘顺序，并且解决的归一化，找出替代softmax的函数。从而构建线性注意力机制。我们从泰勒展开式开始构建。

（10）

由泰勒展开式可得。由于需要对归一化，并且确保。我们可以使用矩阵的二范数做归一化。继而公式8可等价于公式11：

(11)

通过修改原有的注意力机制形式，我们完成了空间线性注意力机制的构建。

E 损失函数

### 由于新冠肺炎CT图像中存在小的病变，而且新冠肺炎早期的临床表现并不明显，CT图像中小病变部分可作为新冠肺炎早期诊断的依据，而当目标区域占的像素比例较小时，网络训练便较为困难，所以小病变在网络训练过程中容易被忽略。因此，在完成网络的搭建后，选择合适的损失函数至关重要，损失函数要贴合分割任务。分割任务中常选用的DiceLoss算法不能满足新冠小病变的分割需求。为了贴合分割任务，我们选择了Tversky loss。如公式12所示。

（12）

其中为超参数，在本文中分别设为0.3，0.7。代表像素点病变的概率，当像素点为病变时，为1，为0。 代表像素点非病变的概率。当像素点为非病变时，为0，为1。由公式可以看出，在调整的数值时，可以控制假阴性和假阳性之间的权衡。的值取0.7大于，通过强调假阴性提高敏感度。让网络在训练的过程中关注小的病变区域，从而解决新冠肺炎患者CT图像中数据不平衡问题。**实验**

**A 数据与预处理**

公共COVID-19分割数据集:本文使用的公共数据集[36]来自zendo。数据集包含20张COVID-19 CT扫描图，包括肺部和病变分割标签。数据集由两名放射科医生完成标注并且由一位经验丰富的放射科医生检测。本研究选取了2237张CT图像用于实验。对于该数据集我们做了一些预处理操作。为了加速网络收敛，提高效率。我们将CT图像裁剪到分辨率为512\*512大小，减少训练过程的运算量。再对CT图像做标准化处理。图像标准化是将数据通过去均值实现中心化的处理，这样可以提高网络的泛化性。

**B 实验设置**

**1）基准：**在病变分割实验中，我们提出的SMA-Net与应用在医学图像分割算法的经典网络Unet做了对比，与前沿的语义分割模型Deeplabv3+做了对比。同时，我们还对三种新提出的COVID-19病变分割网络进行了比较，它们分别是：AnamNet、JCS、Inf-Net。

**AnamNet：**基于变形深度嵌入的轻量级CNN用于COVID-19胸部CT图像异常的分割网络，可以部署到移动终端[34]。

**JCS：**一种新型的联合分类与分割系统，用于实时和解释covid - 19胸部CT诊断[35]。

**Inf-Net：**一种基于随机选择传播策略的半监督分割框架，该网络具有全监督形式，我们选取了其全监督方法[29]。

**2) 评价指标：**本文应用了骰子相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)，重叠度交并比 (IoU)，灵敏度（sensitivity，SEN)和特异性(specificity, SPE)。评价指标的公式如下：

（12）

（13）

（14）

（15）

# 其中FN、FP、TN和TP分别为假阴性、假阳性、真阴性和真阳性样本数。

**表1不同网络分割性能指标对比**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Methods | DSC | IOU | SEN | SPE |
| Unet | 0.797 | 0.701 | 0.869 | **0.998** |
| Deeplabv3+ | 0.733 | 0.646 | 0.861 | 0.997 |
| AnamNet | 0.808 | 0.71 | 0.846 | 0.979 |
| JCS | 0.847 | 0.754 | 0.852 | 0.989 |
| Inf-Net | 0.818 | 0.723 | 0.871 | 0.985 |
| Ours | **0.861** | **0.778** | **0.915** | 0.997 |

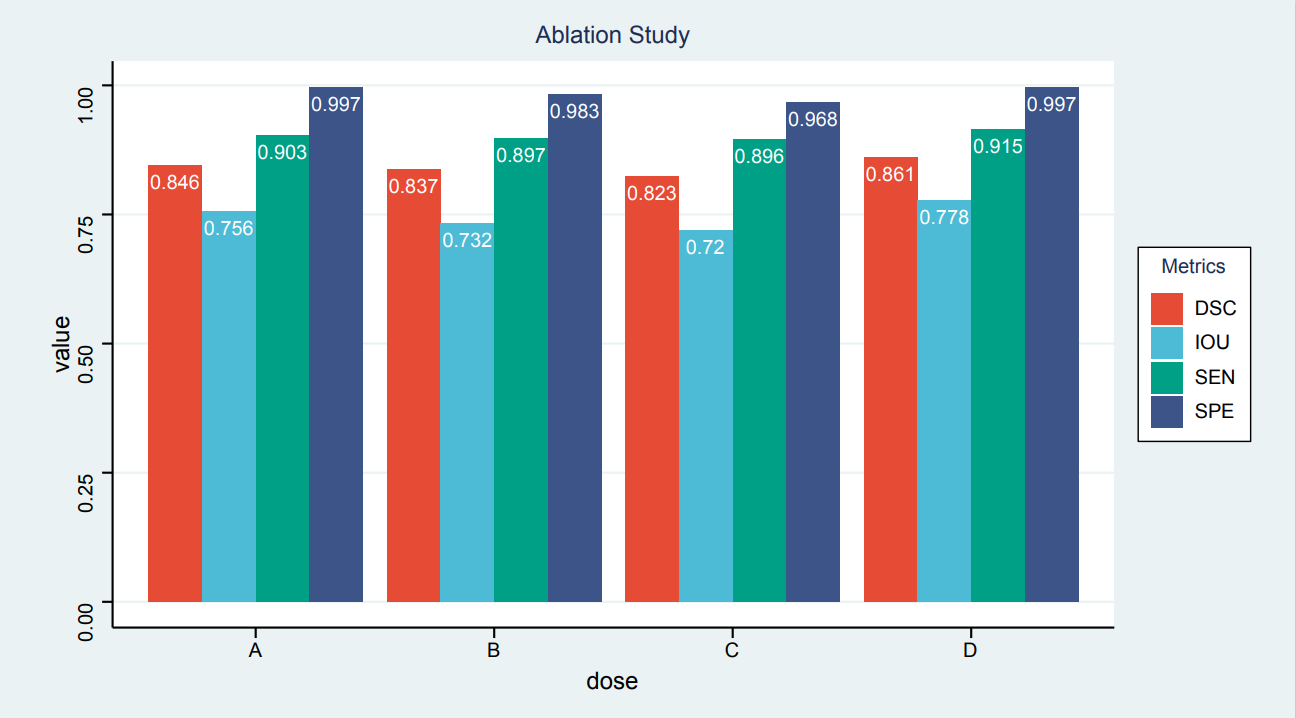
|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
| **Input** | **GT** | **ours** | **JCS** | **Unet** | **AnamNet** | **Inf-Net** |

**图4 不同算法病变分割的可视化对比，其中GT代表地面真理。绿色、蓝色和红色区域分别表示真阳性、假阴性和假阳性像素**。

**C 分割结果**

为了比较SMA-Net的分割性能，我们参考了经典的医学图像分割网络Unet和先进的语义分割网络Deeplabv3+还有近期提出的三种COVID-19病变分割网络（AnamaNet、JCS、Inf-Net）。定量结果如表格1所示。可以看出，对其他方法我们所提出的SMA-Net在IOU指标上获得了明显的提升，相较于Unet提升了7.8%。DSC系数也实现了领先。我们将这种改进归因于我们的边缘特征串联模块以及通道自注意力建模和空间线性注意力建模。

图4展示了SMA-Net与Unet和三种新提出的COVID-19病变分割网络的视觉对比。可以看出SMA-Net最接近真实值。而其中，Unet、AnamNet分割结果中，出现了许多假阳性像素。得益于我们在损失函数上的选择，SMA-Net在对小病变的分割上取得了不错的效果，相较于其他网络，由于我们加大了损失函数对小病变区域的敏感度使得网络能够很好地分割出小病变区域。



**图5消融实验结果：A：SMA-Net without CAM B：SMA-Net without PLAM C :SMA-Net without 特征拼接 D SMA-Net**

**D 消融学习**

在这一节中，我们通过实验来证明SMA-Net的关键组件的性能，包括特征边缘拼接、通道自注意力机制模块、空间线性注意力机制模块。先介绍图5的ABCD分别代表什么？

图5中A为摘掉CAM模块的SMA-Net、B为摘掉PLAM模块的SMA-Net、C为摘掉特征拼接模块的SMA-Net、D为完整的SMA-Net。

1. **通道注意机制的有效性** 为了探究SMA-Net的通道自注意机制，我们提出两个基准：如图5中A（SMA-Net withoutCAM）、D（SMA-Net）所示，结果表明CAM对网络性能的提升有效。
2. **空间线性注意力机制的有效性：**从图5可以观察到B（SMA-Net without PLAM）与D之间对比，IOU数值下降较多，这表明空间线性注意力机制对网络学习分割病变区域有重要的指导作用，让网络SMA-Net更加关注病变区域的像素。
3. **边缘特征拼接的有效性：** 在完成边缘特征的拼接后，编码器获得更丰富的语义信息，由图5可知，C的IOU指标对比A、B、D中最低，这表明边缘特征对于CT图像的细节补充很重要。

**表2 不同损失函数下的SMA-Net的结果对比**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Loss | DSC | IOU | SEN | SPE |
| BCE | 0.791 | 0.71 | 0.979 | 0.87 |
| WCE | 0.823 | 0.726 | 0.983 | 0.852 |
| DC | 0.783 | 0.697 | 0.977 | 0.884 |
| GD | 0.799 | 0.689 | 0.973 | 0.854 |
| AL | 0.814 | 0.717 | **0.998** | 0.897 |
| TF | **0.861** | **0.778** | 0.997 | **0.915** |

**损失函数对比**

**A 损失函数的选取**

在完成网络SMA-Net的搭建后，选取损失函数对网络的性能有很大影响。因此对于不同的语义分割任务，损失函数的选择要基于任务的特点。常用的损失函数如Dice loss (DL)算法、平衡交叉熵损失函数BCE，适用于二分类任务、加权交叉熵损失函数WCE。此外，我们还选取了近几年被用于语义分割的优秀损失函数即Asymmetric Loss Functions （AL）、TverskyLoss（TL）、PenaltyGDiceLoss(PL)。

1. **Asymmetric Loss Functions （AL）**：设计了一个新颖的损失函数，主要针对分类任务中，正负样本不平衡问题。提出自适应方法控制非对称等级。
2. **TverskyLoss（TF）：**为了解决数据不平衡问题，提出一种新的损失函数，通过调整tversky指数的超参数提高小病灶区域的敏感性。
3. **PenaltyGDiceLoss(PL)：**通过在广义骰子系数(GD)中加入假阴性和假阳性惩罚项，提高了网络分割性能。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
| **Input** | **GT** | **TF** | **BCE** | **AL** | **PL** |

**图6 不同损失函数下SMA-Net病变分割可视化对比**

**B 对比结果**

由表2可知，在IOU、DSC、SPE三个指标中，TverskyLoss （TF）的表现最好。相较于BCE损失函数IOU和DSC系数分别提升了6.8%、7 %。其中，AL在灵敏度表现最好。我们还对不同损失函数下的SMA-Net的输出结果做了可视化对比。如图6所示，TF的结果中对于小病变区域较为敏感，可以很好地完成小病变的分割。而从BCE以及AL的分割结果中，可以观察到对小病变区域分割的不足。

**总结**

为了提高新冠肺炎的诊断效率，我们开发了新冠肺炎病变分割网络。在我们的网络中，我们首次提出边缘特征拼接模块，这使得网络可以捕捉更多语义信息。此外，我们引入了通道自注意力机制和空间线性注意力机制用以提高网络性能。相比经典的医学图像分割网络Unet，SMA-Net的DSC、IOU分别提升了7%、7.8%。尽管我们的方法在性能上取得了不错的效果，但仍然有不足。（1）网络计算复杂度较高，（2）网络没有同时进行分类任务。所以，我们未来工作将尝试从模型的轻量化入手，并且实现网络分类与分割同时进行，以此完善新冠肺炎诊断。

**参考文献**

1. Elmokadem A H , Batouty N M , Bayoumi D , et al. Mimickers of novel coronavirus disease 2019 (COVID-19) on chest CT: spectrum of CT and clinical features[J]. Insights into Imaging, 2021, 12(1).
2. WHO. (2022). Coronavirus Disease (COVID-19) Outbreak Situation.
3. line]. Available: https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-
4. onavirus-2019
5. Gupta-Wright A , Macleod C K , Barrett J , et al. False-negative RT-PCR for COVID-19 and a diagnostic risk score: A retrospective cohort study among patients admitted to hospital[J]. BMJ Open, 2021, 11(2):e047110.
6. Hs A , Hsb A , Jn B , et al. Role of intelligent computing in COVID-19 prognosis: A state-of-the-art review[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 138.
7. Wang Y , Hou H , Wang W , et al. Combination of CT and RT-PCR in the screening or diagnosis of COVID-19[J]. Journal of Global Health, 2020, 10(1).
8. Shi F , Wang J , Shi J , et al. Review of Artificial Intelligence Techniques in Imaging Data Acquisition, Segmentation and Diagnosis for COVID-19[J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, PP(99):1-1.
9. Rajinikanth V , Dey N , Raj A , et al. Harmony-Search and Otsu based System for Coronavirus Disease (COVID-19) Detection using Lung CT Scan Images[J]. arXiv, 2020.
10. Polsinelli M , Cinque L , Placidi G . A Light CNN for detecting COVID-19 from CT scans of the chest[J]. 2020.
11. Chen J , Wu L , Zhang J , et al. Deep learning-based model for detecting 2019 novel coronavirus pneumonia on high-resolution computed tomography[J]. Scientific Reports.
12. Wang B , Jin S , Yan Q , et al. AI-assisted CT imaging analysis for COVID-19 screening: Building and deploying a medical AI system[J]. Applied Soft Computing, 2020:106897.
13. Long J , Shelhamer E , Darrell T . Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4):640-651.
14. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
15. Xie F, Huang Z, Shi Z, et al. DUDA-Net: a double U-shaped dilated attention network for automatic infection area segmentation in COVID-19 lung CT images[J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2021, 16(9): 1425-1434.
16. Owais M, Baek N R, Park K R. DMDF-Net: Dual multiscale dilated fusion network for accurate segmentation of lesions related to COVID-19 in lung radiographic scans[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 202: 117360.
17. Xiao H, Ran Z, Mabu S, et al. SAUNet++: an automatic segmentation model of COVID-19 lesion from CT slices[J]. The Visual Computer, 2022: 1-14.
18. Li C F, Xu Y D, Ding X H, et al. MultiR-Net: A Novel Joint Learning Network for COVID-19 segmentation and classification[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 144: 105340.
19. Li P, Xia H, Zhou B, et al. A Method to Improve the Accuracy of Pavement Crack Identification by Combining a Semantic Segmentation and Edge Detection Model[J]. Applied Sciences, 2022, 12(9): 4714.
20. Hu Y, Zhou W, Geng G, et al. Unsupervised segmentation for terracotta warrior with seed-region-growing CNN (SRG-Net)[C]//The 5th International Conference on Computer Science and Application Engineering. 2021: 1-6.
21. He J, Zhang S, Yang M, et al. Bi-directional cascade network for perceptual edge detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 3828-3837.
22. Abraham N, Khan N M. A novel focal tversky loss function with improved attention u-net for lesion segmentation[C]//2019 IEEE 16th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2019). IEEE, 2019: 683-687.
23. Fan Z, Hu G, Sun X, et al. Self-attention neural architecture search for semantic image segmentation[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 239: 107968.
24. 杨帆, 图像处理. 数字图像处理与分析[M]. Bei jing hang kong hang tian da xue chu ban she, 2010.
25. Gao W, Zhang X, Yang L, et al. An improved Sobel edge detection[C]//2010 3rd International conference on computer science and information technology. IEEE, 2010, 5: 67-71.
26. Ye L, Rochan M, Liu Z, et al. Referring segmentation in images and videos with cross-modal self-attention network[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(7): 3719-3732.
27. Wu Y, Wang G, Wang Z, et al. DI-Unet: Dimensional interaction self-attention for medical image segmentation[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 78: 103896.
28. Fan M, Lai S, Huang J, et al. Rethinking BiSeNet for real-time semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021: 9716-9725.
29. Fan D P, Zhou T, Ji G P, et al. Inf-net: Automatic covid-19 lung infection segmentation from ct images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39(8): 2626-2637.
30. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30.
31. Lin Z, Feng M, Santos C N, et al. A structured self-attentive sentence embedding[J]. arXiv preprint arXiv:1703.03130, 2017.
32. Chen X, Yao L, Zhang Y. Residual attention u-net for automated multi-class segmentation of covid-19 chest ct images[J]. arXiv preprint arXiv:2004.05645, 2020.
33. Fu J, Liu J, Tian H, et al. Dual attention network for scene segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019: 3146-3154.
34. Paluru N, Dayal A, Jenssen H B, et al. Anam-Net: Anamorphic depth embedding-based lightweight CNN for segmentation of anomalies in COVID-19 chest CT images[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(3): 932-946.
35. Kimura K, Kimura T, Ishihara M, et al. JCS 2018 guideline on diagnosis and treatment of acute coronary syndrome[J]. Circulation Journal, 2019, 83(5): 1085-1196.
36. Jun M, Cheng G, Yixin W, et al. COVID-19 CT lung and infection segmentation dataset[J]. 2020.