

# 基于 Stage 扫描机制的 Vision RWKV 让医学影像分割轻量而高效

sora\*, Zhendong Li\*,

\*Ningxia University

Email: kyochilian@gmail.com

\*Ningxia University

Email: lizhendong@nxu.edu.cn

*Abstract*—基于 Transformer 的分割框架是当前医学影像分割的主流方法，能够构建全局关系。然而，在需要高精度与高分辨率的医学图像分割中，Transformer 计算复杂度高，应用有限。最近的 RWKV 模型降低了空间聚合复杂度并具备全局处理能力，但其在视觉领域存在长程建模羸弱的问题，贪吃蛇效应突出，同时循环嵌套机制在分割领域的解码性能不足。为了

解决这些问题，我们提出了一种基于 Vision RWKV 的分割框架 RWKV-SSS，该框架在具有较低复杂度的同时具备了全局建模能力。为了增强 RWKV 的长程空间连续性，我们设计了一种 Stage 扫描机制，该机制将图像分为全局 block 与局部 block，根据不同 Stage 的编码器动态地调整扫描权重，将全局与局部特征融合，大大提升了模型的精度。同时，我们在解码器中构建了上采样模块---，该模块改良了 RWKV 的循环嵌套机制，提升了重建多尺度特征的能力。我们还采用多种方法进一步降低 SSS 的计算复杂度，实现模型的轻量化。（LRFormer 低分辨率自注意力，池化 QKV 等等）实验表明，我们的方法在多个数据集取得优异性能，同时计算复杂度与计算速度显著增强，使其在高精度分割的同时具备轻量化特性。代码开源至：<https://github.com/shepherdxu/SCI-winning>。

*Index Terms*—computer vision, semantic segmentation, RWKV, Transformer, lightweight

## I. INTRODUCTION

Semantic Segmentation 是计算机视觉中的一项重要任务，医学影像分割是关键应用之一。它将复杂的医学图像分割成不同的区域，使器官、病灶及注意区域清晰可见，对于医学辅助诊断与治疗具有重要意义。相较于人工，使用计算机视觉技术进行辅助诊断不仅提高了诊断效率，还提升了诊断精度，因此许多方法被提出用于医学影像分割任务。多年来，传统的 ML（机器学习）方法在研究中被广泛应用，如基于图割（Graph Cut）的方法 [4]、随机森林（Random Forest）[5]、支持向量机（Support Vector Machine, SVM）[6] 以及条件随机场（Conditional Random Field, CRF）[7] 等。这些方法依赖人工设计的特征提取器，在处理复杂医学图像时存在局限性，在面对高分辨率的医学图像时，计算效率低下，制约了其在临床实践中的应用。

近年来，随着 CNN(Convolution Natural Network) [8]、FCN(Full Convolution Network) 的提出 [9]，深度学习方法逐渐代替了传统机器学习方法，语义分割方法的网络深度、特征提取均有了较大提高。随着 Unet [10] 的提出，基于深度学习的分割方法占据了主导地位，通过创新性的 U 型架构，使其成为了语义分割的主流框架，涌现了 Unet++ [?]、Attention-Unet [?] 等方法。2017 年，Google 提出的 Transformer [11] 在自然语言处理（NLP）领域 have maked 深远影响，which 为视觉领域带来了 ViT(Vision Transformer) [12] in 2020，使得计算机视觉

领域拥有了全局注意力（Global Attention）与自注意力机制（Self-Attention）[11]，makes better for 全局语义信息提取，改善了 CNN 的不足 [?]。\*\* 等人提出了 TransUnet [?]，将 Unet 与 ViT 结合起来，使得医学图像分割方法的精度大大提高。

目前，主流的方法主要遵循 TransUnet 的思路，在上述深度学习方法中作修改 [?]，将 CNN 作为局部注意力提取 [?]，为了进行更高精度的分辨，将 Transformer 作为把握全局特征的模块 [?]，采用类似 Unet 的上下采样与 skip connection 的结构，达到期望的分割效果。然而，医学图像具有低对比度、高分辨率、目标边界模糊等诸多问题 [?]，对于自注意力机制来说缺乏友好，往往需要花费大量的参数来提取低对比度医学特征，牺牲了时间与空间性能 [?]，同时自注意力机制具有平方复杂度，高分辨率的医学图像会使计算复杂度大大增加，高参数网络也不适宜部署在医院等边缘设备，这些限制了 Transformer 在医学图像上的直接应用 [?] [?].

一些研究人员研究改善这种情况。\*\*\*\* 等人提出了 Linear Transformer [?]，\*\* 等人在 20xx 年提出了 Mamba [?] 模型，不同于 Transformer 的框架，他们均通过将自注意力机制的复杂度改为线性，从而缓解计算复杂度问题。然而，事实证明，线性复杂度的 Transformer 变体总会牺牲分割精度与准确率，而 Mamba 模型的长序列建模（SSM）也不适用于视觉问题 [?]。鉴于医学影像中 3D 体数据、MRI 与 CT 等高分辨率数据普遍存在，且存在高精度的像素级分割要求，实践中还需要考虑医院边缘设备的部署问题，如何平衡精度与效率、参数与性能，成为急需解决的问题。

Recurrent Weighted Key-Value(RWKV) [?] 的出现引起了我们的关注。其在 NLP 领域的线性复杂度注意力机制，不同于 Transformer 的结构，使其有价值迁移到视觉任务上。Vision RWKV(VRWKV) [?] 尝试了该问题，并针对图像输入进行了结构改进，展现出优异的计算效率与模型精度，\*\* 等人提出了 BSBP-RWKV [?]，首次将 RWKV 应用于医学图像任务，一些研究如 RWKV-Unet [?] 将 VRWKV 与 Unet 迁移到医学图像分割任务上。在高分辨率的医学图像任务下，RWKV 优于其他 Transformer 变体与 Mamba 模型，处理医学图像输入时的推理速度更高，且效果更好 [?].

作为一款线性注意力模型，尽管 RWKV 拥有良好的计算效率与精度，但迁移到图像任务上，还是有不可避免的问题。RWKV 本质是沿序列建模的状态空间式结构，针对离散数据（如自然语言处理）的处理过程是固定的，自注意力的处理方式也是一维的。面对连续且二维的图像，基于

RWKV 的图像处理方法是将图像分块，并延展为一维，导致了空间连续性上的破坏 [?].

在注意力提取过程中，RWKV 使用一维的方式在二维图像上进行特征提取，我们称其为贪吃蛇效应 ??。RWKV 的扫描方式是固定的，在图像任务中，注意力的权重往往动态且多变，固定的扫描方式往往会将注意力分片 [?]. (如图 ??). 若提取到更深层次，图像的特征更容易模糊，RWKV 容易将模糊的特征边缘分离，进行分片扫描，导致容易导致器官边缘、细小病灶（如微小息肉、早期病变区）分割不精细，而这是医学图像分割的要求之一 (如图 ??). 同时，医学方向涉及三维数据，在三维医学图像中，边界分割、注意力分片的现象将会更为突出，这为 RWKV 向医学领域的适配带来了挑战 [?].

为此，很多工作进行了改进。U-RWKV 提出了方向自适应 RWKV 模块 [?], 改进了 RWKV 的扫描方式，使其不仅仅局限于一维层面的注意力叠加。Zig-RiR [?] 提出了 ZigZag 的扫描方案，试图解决 RWKV 扫描的空间连续性问题。然而，其带来了诸多问题：扫描缺乏对图像的动态调整，导致其训练过程不稳定，且不同器官之间的精度存在较大差异 ??; 同时，贪吃蛇效应仍然存在；两者工作的上采样过于简单，导致恢复特征分辨率时的精度不足，无法满足医学图像像素级分割的要求。

我们的研究致力于解决该问题。受到 Vision RWKV [?] 以及 URWKV [?] 的启发，我们提出了一种基于 RWKV 的 U 型架构 Stage Scan Segmentation，该架构具备完备的编码器-解码器，在保持了 RWKV 的长程依赖和线性复杂度的同时，增强了局部细节的表达与分割的精度。具体来说，我们采用了 Bi-WKV，一种线性注意力，作为我们的注意力核心 [?], 并提出了 stage scan，一种基于 encoder 层次的扫描机制，根据不同层次的编码器动态地调整扫描方向与权重。为了解决 RWKV 的空间连续性问题，SSS 将一个维度的模块设置为全局 block 与局部 block，分别提取全局与局部特征。在一开始，输入特征的分辨率与 H、W 较大，特征比较分散，噪声较多，需要我们进行更多的分块扫描。随着编码器的 Stage 增加，输入特征的细节将会更多更集中，图像的分块数也会随着层数的增加而减少 ??，以此把握全局的注意力。在一个模块的前端，我们使用全局 block，较大的 Stage 分块，进行初步的特征提取。随后，采用残差机制 [?] 将提取后的全局权重与原特征加和。局部 block 接收加和后的权重，将 stage 分块进一步增大，进行局部的特征提取。同时，为了缓解贪吃蛇效应 ??，我们改进了四项 token 位移 [?], 根据已确定的扫描机制，动态调整扫描位移的方向。低参数量 ??。其次，我们对 RWKV 的 WKV 进行适当池化 [?], 实现进一步的轻量化。最后，我们在上采样阶段实现动态上采样 [?], 而不仅仅进行反卷积，进一步保留了分割结果的精度与细节。通过这种方式，SSS 获得优于其他方法的特征捕捉能力 ??，增强了对边缘的分割能力和鲁棒性，并发挥了 RWKV 应有的计算效率与低参数量。

总的来说，我们的贡献有：

1. 使用 VRWKV 作为分割的核心方法，达到了线性复杂度与注意力精度的平衡；
2. 提出了基于 Stage 的 Scan 方法，缓解了贪吃蛇效应，and 改进了上采样，有效提取全局特征与局部特征；
3. 在对多个 2d 以及 3d 数据集中，SSS 的效果优于目前许多最先进的方法，同时参数量降低了 20%，GPU 占用

降低了 23% ??。

待写：上采样问题轻量化问题所谓的动态？

加入 RWKV 扫描后的热力图，表示注意力在图像上的衰减

## II. RELATED WORKS

### A. 医学图像分割

目前，基于深度学习的医学图像分割网络是主流，且很多的先进方法均基于 CNN 和 Transformer 的改进 [?].

### B. Dynamic Sparse Training

Most recently, DST [2] allows the sparse topology to evolve during training.

## III. METHODS

Let  $\mathcal{W} = \{W_l\}_{l=1}^L$  denote the weights of an  $L$ -layer network. Our goal is to find a sparse mask  $M_l$  for each layer such that the remaining weights  $W_l \odot M_l$  retain accuracy.

### A. Dynamic Growth Criterion

We use the gradient magnitude as the saliency score:

$$s_{ij}^{(l)} = \left| \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \right|. \quad (1)$$

## IV. EXPERIMENTS

We evaluate DST on CIFAR-10/100 and ImageNet with ResNet-50.

TABLE I  
TOP-1 ACCURACY (%) ON CIFAR-10 UNDER DIFFERENT SPARSITIES.

Method	90% sparsity	95% sparsity
Baseline	93.5	91.2
Magnitude [1]	92.8	89.7
DST (ours)	<b>94.1</b>	<b>92.3</b>

## V. CONCLUSION

We presented a simple yet effective DST framework that dynamically adjusts sparse connectivity during training. Future work includes extending DST to transformer architectures.

## ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant 62XXXXXX.

## REFERENCES

- [1] S. Han, J. Pool, J. Tran, and W. Dally, “Learning both weights and connections for efficient neural network,” *Proc. NIPS*, 2015.
- [2] U. Evci, T. Gale, J. Menick, P. S. Castro, and E. Elsen, “Rigging the lottery: Making all tickets winners,” *Proc. ICML*, 2020.
- [3]
- [4]
- [5]
- [6]
- [7]
- [8]
- [9]
- [10]
- [11]
- [12]