用于灌注T2加权磁共振图像预处理的基于注意力机制的卷积神经网络

Alkhimova Svitlana
乌克兰国立技术大学“伊戈尔·西科尔斯基基辅理工学院”生物医学控制论系副教授、博士，基辅，乌克兰

Diumin Oleksii
乌克兰国立技术大学“伊戈尔·西科尔斯基基辅理工学院”六年级学生，基辅，乌克兰

摘要。准确的颅骨剥离是动态磁敏感对比增强灌注磁共振数据分析中的关键预处理步骤。非脑组织的存在会影响灌注参数的评估。在本研究中，我们提出了将空间与通道压缩激励注意力机制集成到基线 U-Net+ResNet 神经网络架构中的不同集成策略，以实现自动颅骨剥离，即将 scSE模块插入 ResNet骨干网络的标准 scSE、scSE-PRE、scSE- POST 和 scSE Identity 策略。我们全面研究了在具有异常脑部解剖结构的*T2**加权磁共振图像中进行颅骨剥离的性能。比较结果表明，采用任何一种所提出的策略都能提高颅骨剥离的鲁棒性。然而，scSE- POST 集成策略取得了最佳结果，平均 Dice系数为0.9810 ± 0.006。

关键词：颅骨剥离、脑、分割、感兴趣区域、深度神经网络、动态磁敏感对比灌注、磁共振成像。

引言

如今，最常用的灌注技术之一是动态磁敏感对比（DSC）磁共振成像 [1]。该技术可生成超快速的 T2或T2*加权序列图像，用于肿瘤疾病的灌注分析（即详细检查血管通透性、血管口径、肿瘤细胞大小和细胞构筑 [2, 3]），以及缺血性卒中、神经血管疾病和神经退行性疾病的灌注分析 [3, 4]。

颅骨剥离．也称为从非脑组织中分割出脑组织或脑提取．是 DSC 磁共振

颅骨剥离的手动、半自动和自动流程 颅骨剥离主要有三种方法：手动勾脑区的创建、半自动分割以及从非脑组织中自动分割出脑组织。

在手动勾画脑区时，操作员必须是经过高度专业训练的专家，才能在磁共振图像中识别脑部的不同解剖结构和病灶。由于手动勾画脑区需要逐层确定人头部磁共振数据整个体积中的脑边界，因此这是一项复杂而繁重的工作。图像空间分辨率较低、缺乏强度标准化，以及脑边界模糊不清等因素使这一过程更加复杂，尤其是靠近异常脑部解剖结构区域的边界像素 [8]。此外，手动流程通常具有主观性，也就是说，所得结果存在显著的评定者内和评定者间变异 [9]。

综上所述，颅骨剥离流程亟需自动化。

对于从非脑组织中半自动分割脑的情况，检测脑区时可借助各种提供像素阈值化功能的工具。直方图分析可以自动提供初始阈值。在大多数情况下，阈值分割结果需要进一步校正。此类工具常见的用户界面包括滑块、滚轮操作，或在预设模式下按住鼠标按钮。

目前的自动颅骨剥离程序大致可分为两类：基于强度的方法和基于模板的方法 [10, 11]。

由于异常脑部解剖结构区域与拟排除区域的像素强度存在重叠，基于强度的方法 [12-15] 会产生不准确的分割结果。

基于模板的方法缺少适用于不同年龄、性别和种族的患者，以及不同形状、密度和位置的脑部病灶的预分割模板 [16]。因此，目前提出的方法适用于分割健康受试者图像 [17] ，或具有特定脑部病灶的图像 [18]。

近年来，基于深度学习的方法在医学图像处理领域受到广泛关注，并已成为分割任务的最先进方法。本研究旨在全面比较将注意力机制以不同集成策略融入基线 U-Net+ResNet 神经网络架构后，在具有异常脑部解剖结构的 T2*加权磁共振图像中进行自动颅骨剥离的性能。

材料与实验：并行空间与通道

挤压与激励（scSE）注意力机制被提出作为一种注意力机制，以提升性能 [19]。然而，scSE 模块有多种集成策略。标准 scSE 模块集成策略是在最终卷积层之后、跳跃连接合并之前应用scSE模块。scSE-PRE集成策略是在第一个卷积层之前插入scSE模块。scSE-POST集成

策略是在跳跃连接合并之后插入scSE模块。最后，scSE-Identity集成策略是在跳跃连接分支本身应用scSE模块，即与主模块并行。

我们实现了一种结合 U-Net[20] 和 ResNet [21] 的深度神经网络架构，用于对具有异常脑部解剖结构的 T2*加权磁共振图像进行自动颅骨剥离（图 1）。

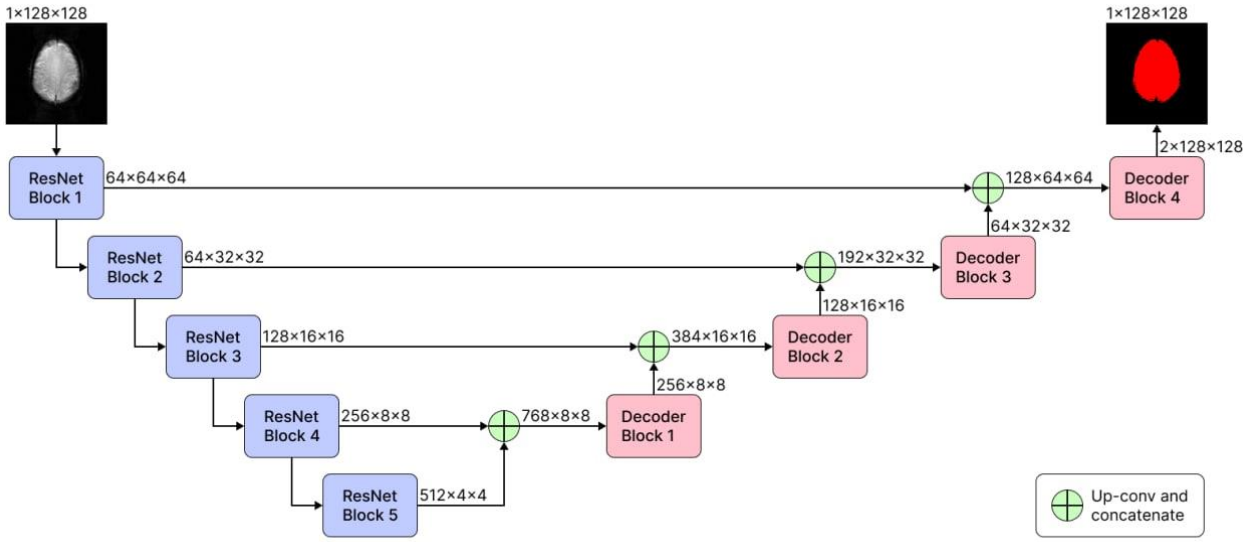

图 1. 本研究用于对 T2*加权磁共振图像进行颅骨剥离的 U-Net+ResNet 神经网

为比较将注意力机制集成到基线 U-Net+ResNet 神经网络架构中的不同集成策略，我们实现了四种将 scSE模块插入 ResNet骨干网络的策略，即标准 scSE、scSE-PRE、scSE-POST 和 scSE-Identity（图 2）。

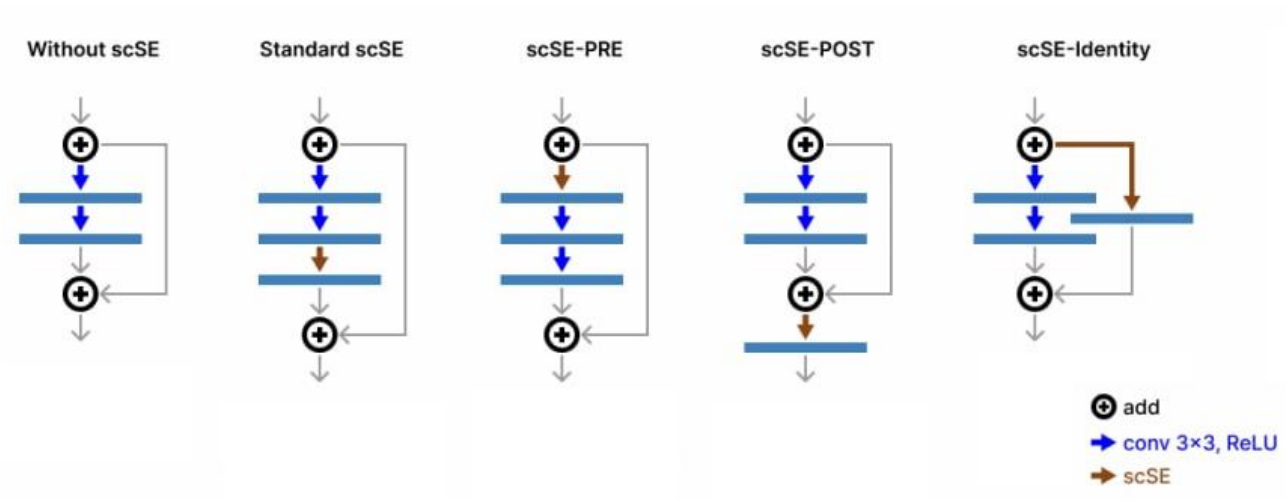

图 2. 本研究探讨的 scSE模块集成设计。

我们仅使用了 TCGA研究网络在多形性胶质母细胞瘤研究中生成的 T2* 加权磁共振数据：http://cancergenome.nih.gov/。我们使用了 32

个不同受试者的三维体数据。真实掩膜由两名专业放射科医师组成的小组手动创建。训练-验证-测试集划分比例为 68-12-20。所有处理步骤均使用每个分析空间位置的 4th 时间点图像完成。

每个模型均采用随机梯度下降进行训练，并使用学习率为0.00005的Adam优化器。当稀疏分类交叉熵损失连续10个训练周期未得到改善时，学习率将除以10。训练共进行100个周期，每个小批量包含16幅图像，并在每个周期开始时对训练数据进行随机打乱。

为了定量评估将scSE注意力机制采用不同集成策略集成到基线U-Net+ResNet架构中的性能，我们采用了多项评估指标，包括Dice系数、敏感性、特异性和准确率。

结果 我们采

用了每个分析案例中的最佳模型进行测试数据集评估。

scSE-POST集成策略的注意力机制取得了最佳结果，平均Dice系数为0.9810 ± 0.006。完整的评估指标见表1。

表1. 将 scSE注意力机制集成到基线 U-Net+ResNet 架构中的不同集成策略的性能比较，均值 ± 标准差。

	Dice Coefficient	Sensitivity	Specificity	Accuracy
Without-scSE	0,9777±0,004	0,9630±0,009	0,9977±0,001	0,9888±0,003
Standard-scSE	0,9726±0,004	0,9514±0,007	0,9983±0,001	0,9864±0,003
scSE-PRE	0,9572±0,005	0,9243±0,017	0,9976±0,002	0,9789±0,005
scSE-POST	0,9810±0,006	0,9752±0,009	0,9955±0,002	0,9904±0,002
scSE-Identity	0,9621±0,006	0,9302±0,010	0,9988±0,001	0,9813±0,004

验证阶段的损失和准确率变化绘于图3。根据结果可以得出，注意力机制的scSE-POST集成策略损失最低（在第 69th 轮时为0.0363），准确率最高（在第69th 轮时为0.9855）。

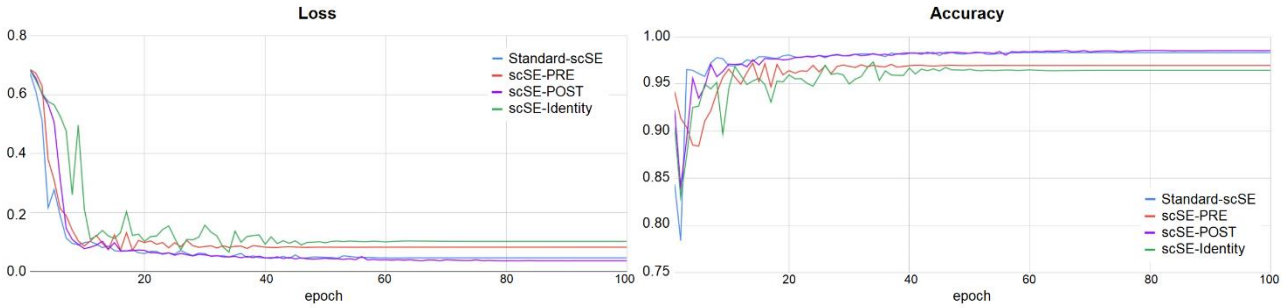

图3. 验证阶段损失（左）和准确率（右）的变化。

颅骨剥离对比的可视化结果如图4所示。

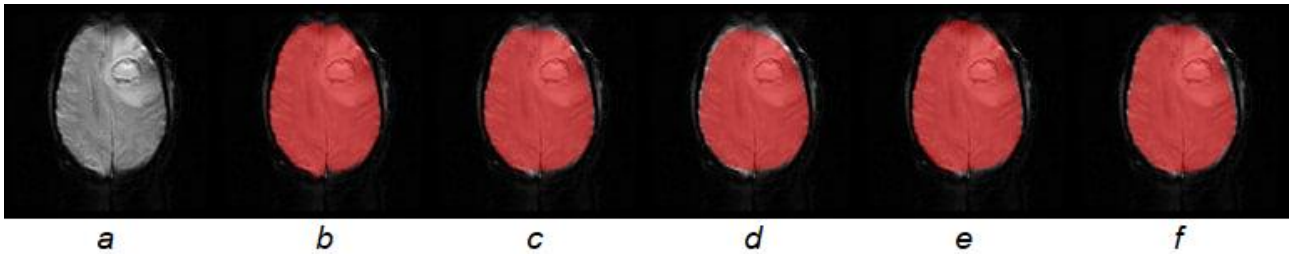

图4. 不同scSE模块集成策略下的颅骨剥离示例：a – 原始图像；b – 真实标

综合性能比较表明，注意力机制的scSE-POST集成策略在除特异性以外的所有评估指标上均表现最佳（即该策略会导致非脑区中被误判为脑区的真实像素略多）。所有集成策略的标准差均较小，这表明基于深度学习的颅骨剥离具有稳健性；该方法采用带有scSE注意力机制的U-Net+ResNet神经网络架构，适用于具有异常脑部解剖结构的T2*加权磁共振图像。

结论 本研究中

，我们比较了将不同注意力机制集成策略用于基线U-Net+ResNet神经网络架构以实现自动颅骨剥离时的性能。

所有集成策略均显示出在异常脑部解剖结构的T2*加权磁共振图像中进行颅骨剥离的稳健性。然而，注意力机制的scSE-POST集成策略效果最佳。

参考文献

1. Calamante, F.（2012）. 灌注磁共振成像脑部定量分析。载于《可视灌技术》（第283-312页）。Humana出版社，新泽西州

2. Boxerman, J. L., Quarles, C. C., Hu, L. S., Erickson, B. J., Gerstner, E. R., Smits, M.，……及脑肿瘤药物开发联盟影像标准化指导委员会。（2020年）。高级别

3. Giannatempo, G. M.、Scarabino, T.、Popolizio, T.、Parracino, T.、Serricchio, E.、及 Simeone, A.（2017年）。3.0 T灌注磁共振成像中的动态磁敏感对比和动态对比增强技术。载于《高场脑部磁共振成像》（第113–131页）。Springer，Cham。

4. Digernes, I.、Nilsen、 L. B.、Grøvik, E.、Bjørnerud, A.、Løvland, G.、Vik -Mo, E.、…… & Emblem, K. E.（2020）。联合梯度回波与自旋回波动态磁敏感对比磁共振成像中血管参数对噪声的依赖性。《医学与生物学中的物理学》，65(22)，225020。

5. Jahng, Geon-Ho 等。《灌注磁共振成像：原理与技术的全面更新》。《韩国放射学杂志》15.5（2014）：554-577。6. Alkhimova, S.（2019）。灌注感兴趣区检测对脑血容量灌注图质量的影响。《技术审计与生产储备》，5(2)，27-30。doi：10.15587/2312-8372.2019.182789 7. Alkhimova, S. M. 与 Sliusar, S. V.（2019）。异常脑部解剖结构的 T2加权磁共振图像中阈值分割在灌注感兴趣区检测中的有效性分析。《KPI科学新闻》，(4)，35-43。doi：10.20535/kpi-sn.2019.4.180237 8. Souza, R., Lucena, O., Garrafa, J., Gobbi, D., Saluzzi, M., Appenzeller, S., ... & Lotufo, R.（2018）。一个开放的、多厂商、多场强脑部磁共振数据集，以及对公开可用的颅骨剥离方法一致性的分析。NeuroImage，170，482-494。9. Thakur, S. P., Doshi, J., Pati, S., Ha, S. M., Sako, C., Talbar, S., ... & Bakas, S.（2019年10月）。使用三维深度学习对胶质母细胞瘤磁共振扫描图像进行颅骨剥离。载于《国际MICCAI脑病变研讨会论文集》（第57-68页）。Springer，Cham。10. Selvaraj, D. 与 Dhanasekaran, R.（2013）。脑磁共振图像分割技术综述。《印度计算机科学与工程杂志》（IJCSE），4(5)，0976-5166。11. Tripathi, S., Anand, R. S. 与 Fernandez, E.（2018年6月）。脑部磁共振图像分割技术综述。载于《应用科学、工程与技术近期创新国际会议论文集》（第16-17页）。12. Kao, Y. H., Mu-Huo Teng, M., Zheng, W. Y., Chang, F. C. 与 Chen, Y. F.（2010）。利用前几幅图像和大津阈值法去除脑灌注磁共振图像中的脑脊液像素。《医学磁共振》，64(3)，743-748。13. Kannan, S. R., Ramathilagam, S., Pandiyarajan, R. 与 Sathya, A.（2009）。模糊聚类在T1-T2脑部磁共振成像分割中的应用。《国际工程近期趋势杂志》，2(1)，157。14. Isa, I. S., Sulaiman, S. N. 与 Mustapha, M.（2016）。使用K均值聚类和基于大津法的阈值分割方法对T2加权磁共振图像进行自动分割。《技术期刊》，78(6-4)。15. Alkhimova, S. M.（2018）。脑灌注磁共振图像感兴趣区的自动检测。《乌克兰国立技术大学“基辅理工学院”研究通报》，(5)，14-21。doi：10.20535/1810-0546.2018.5.146185 16. Alkhimova, S.（2019年4月）。用于异常脑部解剖结构动态磁敏感对比灌注头部磁共振扫描图像脑分割的累积和滤波器。载于《2019年智能医学与图像处理国际会议论文集》（第43-47页）。doi：10.1145/3332340.3332357 17. Kleesiek, J., Urban, G., Hubert, A., Schwarz, D., Maier-Hein, K., Bendszus, M. 与 Biller, A.（2016）。深度磁共振脑提取：一种用于颅骨剥离的三维卷积神经网络。NeuroImage，129，460-469。

18. Thakur, S., Doshi, J., Pati, S., Rathore, S., Sako, C., Bilello, M., ... & Bakas, S.（2020年）。弥漫性胶质瘤存在时的MRI扫描脑提取：深度学习方法的多机构性能评估与稳健的模态无关训练。NeuroImage，220，117081。

19. Roy, A. G., Navab, N., & Wachinger, C.（2018年9月）。全卷积网络中的空间与通道同步“挤压与激励”。载于《国际医学图像计算与计算机辅助干预会议》（第421–429页）。Springer，Cham。

20. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T.（2015年10月）。U-Net：用于生物医学图像分割的卷积网络。载于《国际医学图像计算与计算机辅助干预会议》（第234–241页）。Springer，Cham。

21. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J.（2016年）。用于图像识别的深度残差学习。载于《IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集》（第770–778页）。