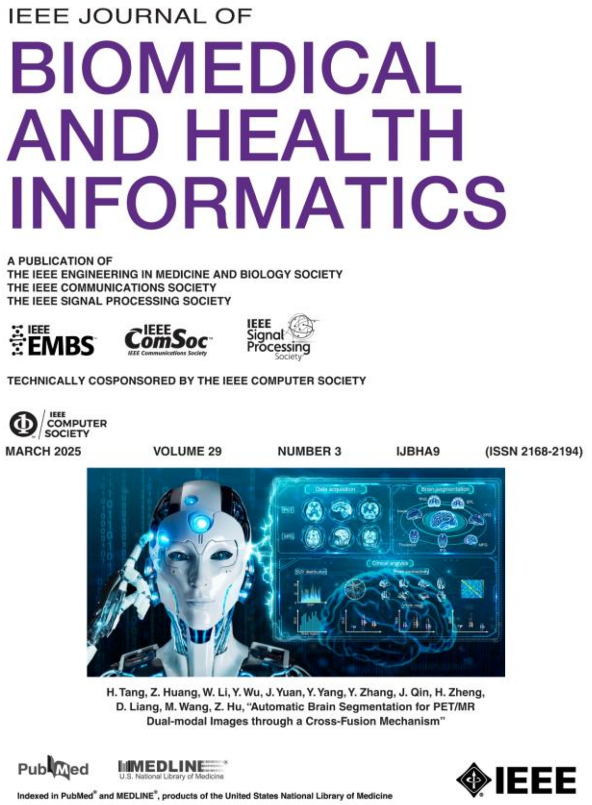
SOUTH-CENTRAL MINZU UNIVERSITY

Automatic Brain Segmentation for PET/MR Dual-Modal Images Through a Cross-Fusion Mechanism 有代码

Hongyan Tang, Zhenxing Huang , Wenbo Li , Yaping Wu , Jianmin Yuan, Yang Yang ,
Yan Zhang, Jing Qin, Hairong Zheng , Dong Liang , Meiyun Wang , and Zhanli Hu

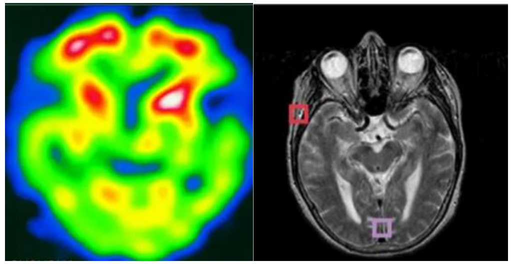


研究背景与意义

中南民族大学 SOUTH-CENTRAL MINZU UNIVERSITY

医学影像分析要求

PET/MR成像系统具有优势



现有的方法存在局限性

存在的问题？

依赖人工手动标注，费时费力，并且对图像的**质量和噪声**敏感

传统的方法

→

无法整合**PET和MR**两种模态的信息

基于单模态深度学习的方法

→

融合双模态信息的方法：分割区域有限和**融合方法简单**（拼接两种模态信息）

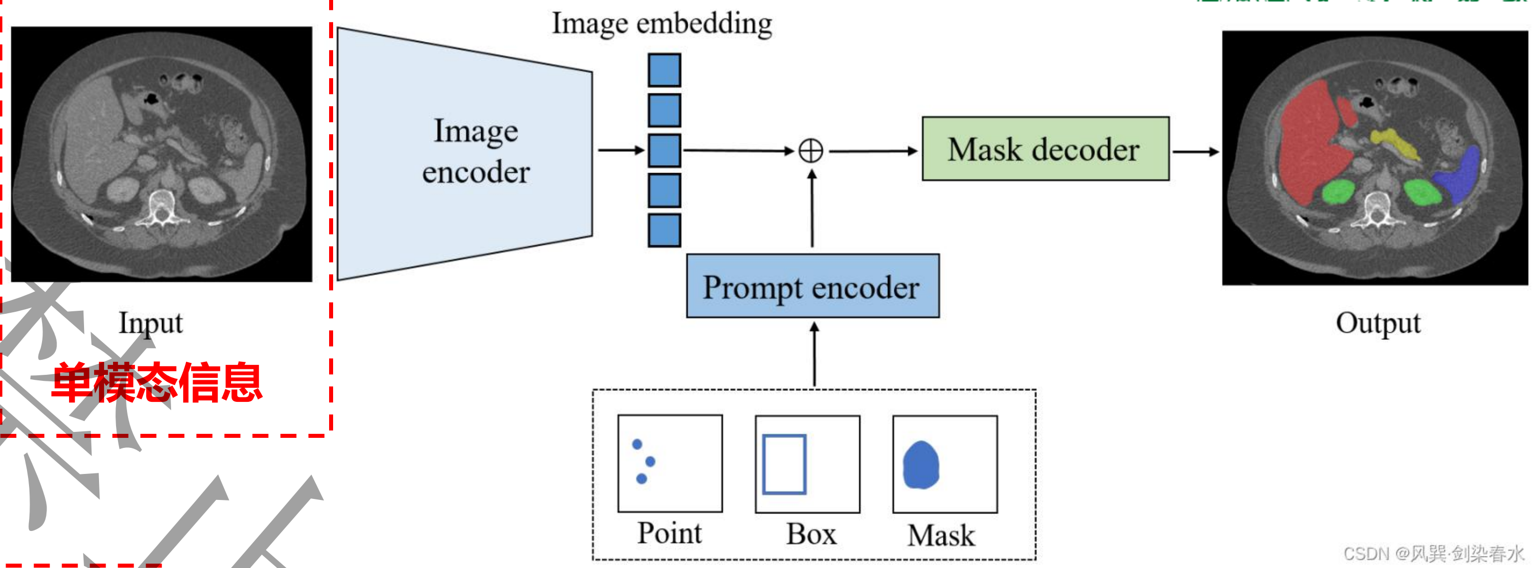
融合双模态信息的方法

研究意义？

研究现状

➢ **单模态医学图像分割方法**

未充分利用PET的功能代谢信息与MR的高分辨率结构信息的互补性

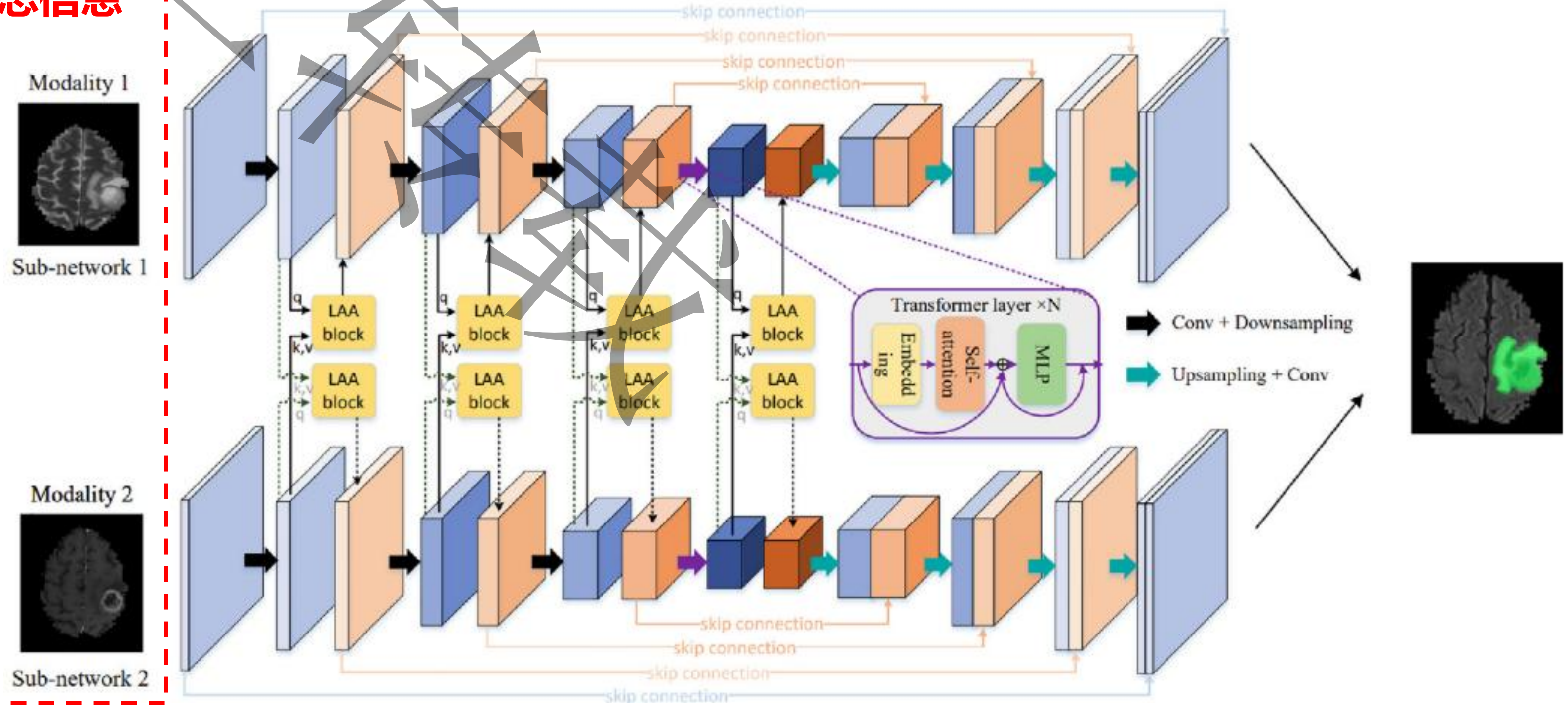


单模态信息

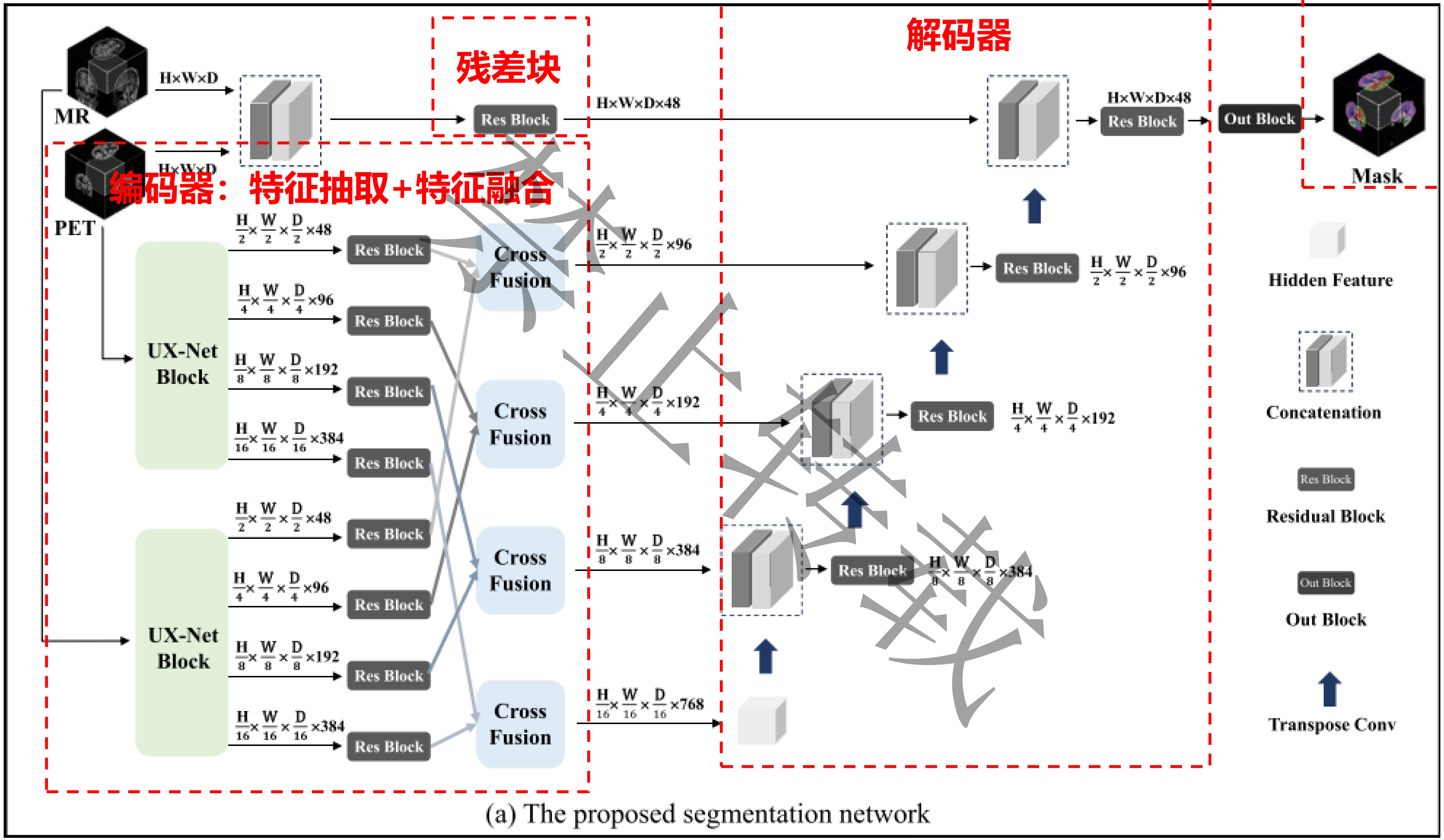
➢ **双模态融合的方法**

分割目标区域较少，模态融合方式较为简单(如通道拼接)

双模态信息



研究方法

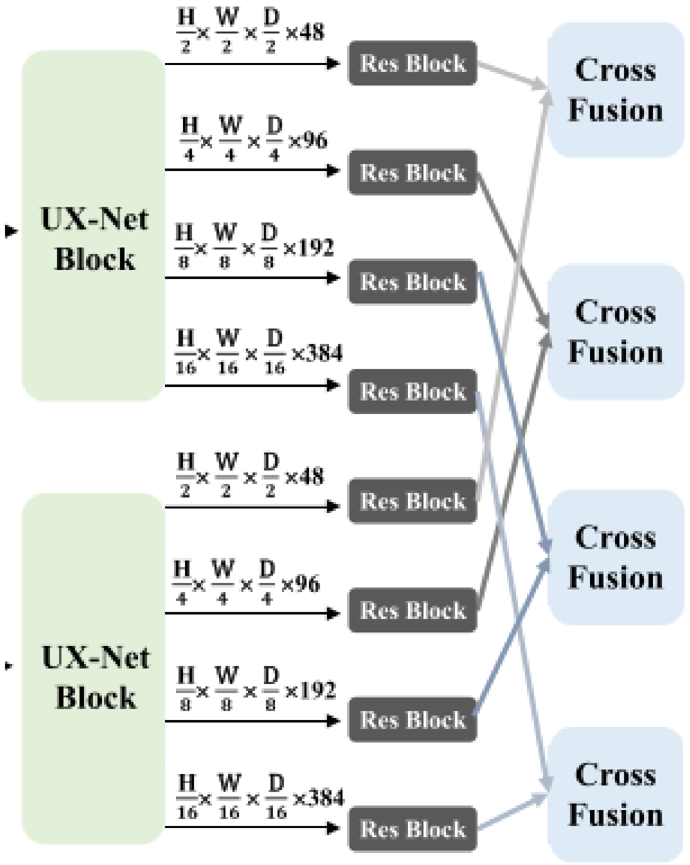


(a) The proposed segmentation network

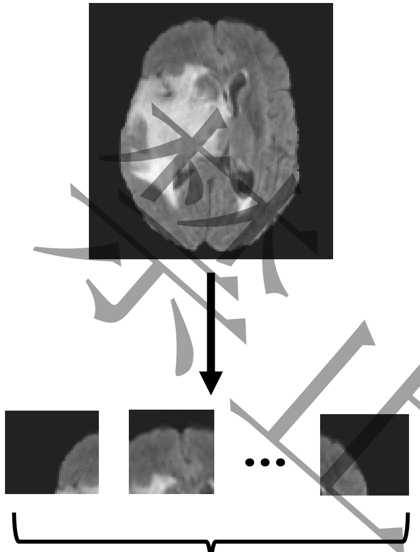
本文提出的分割网络结构

研究方法

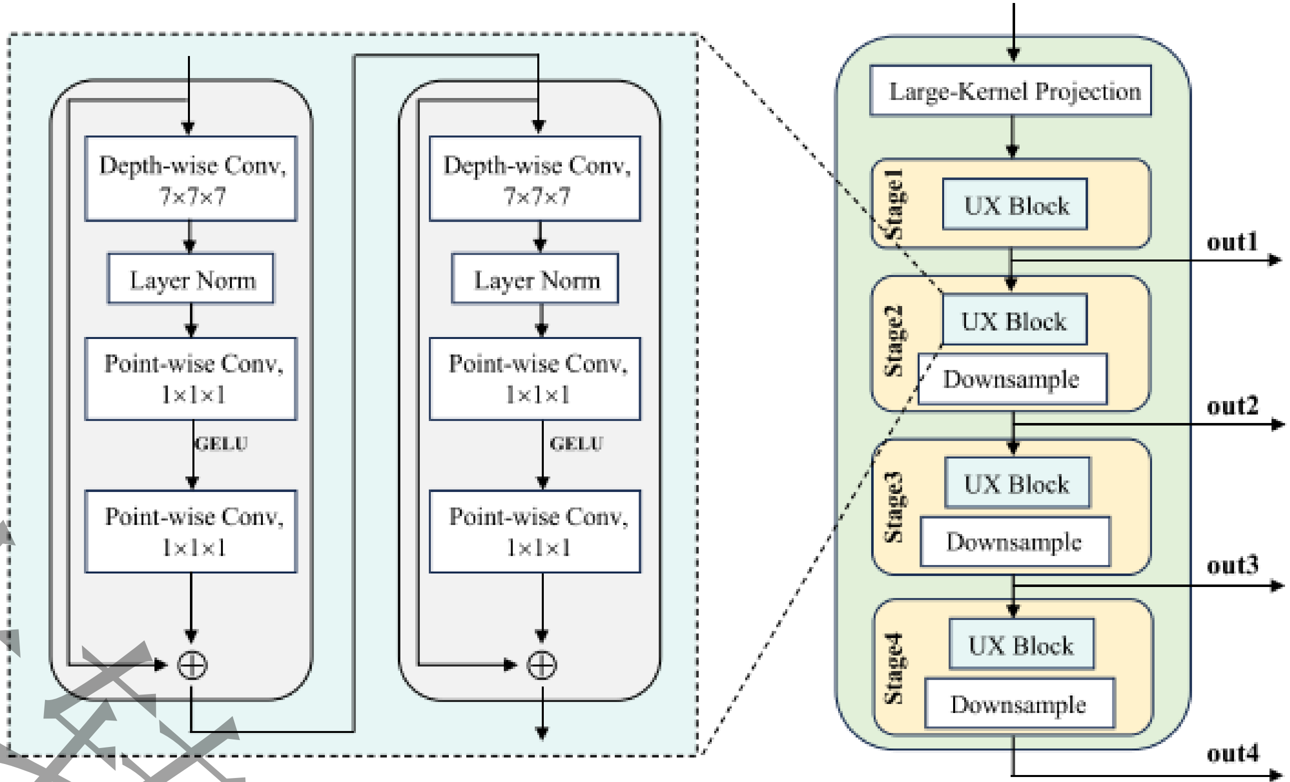
编码器(Encoder=UX-Net Block+Cross Fusion)



编码器



N个块，表示为$V=\{V_1,\ldots,V_i,V_N\}$



UX-Net Block

深度卷积

$$\hat{z}_i^1 = LN(DWC(V_i))$$

$$z_i^1 = PWC\left(GELU\left(PWC\left(\hat{z}_i^1\right)\right)\right) + V_i$$

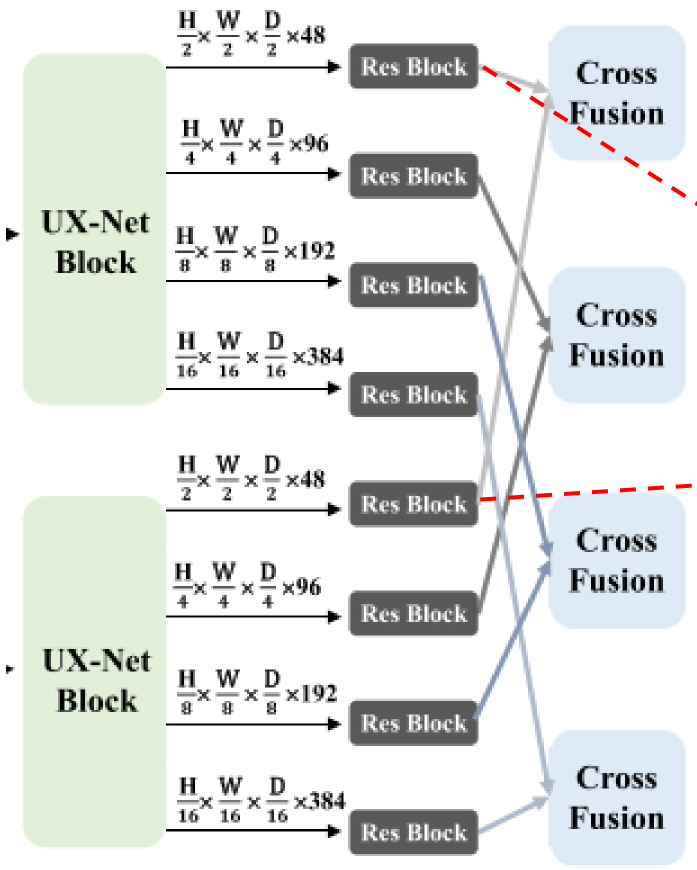
点卷积

$$\hat{z}_i^2 = LN(DWC(z_i^1))$$

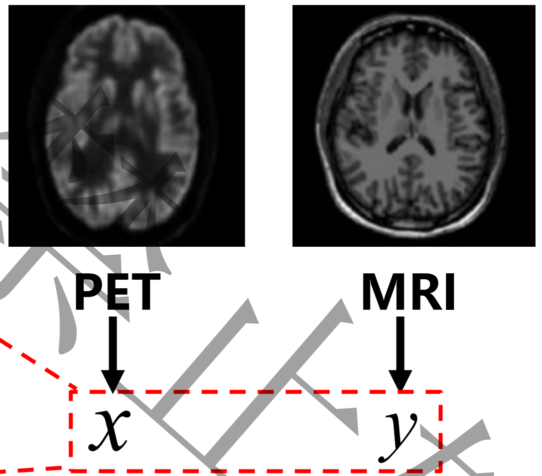
$$z_i^2 = PWC\left(GELU\left(PWC\left(\hat{z}_i^2\right)\right)\right) + z_i^1$$

研究方法

编码器(Encoder=UX-Net Block+Cross Fusion)



编码器



$$Q_2 = ConvQ(x)$$

$$K_2 = ConvK(y)$$

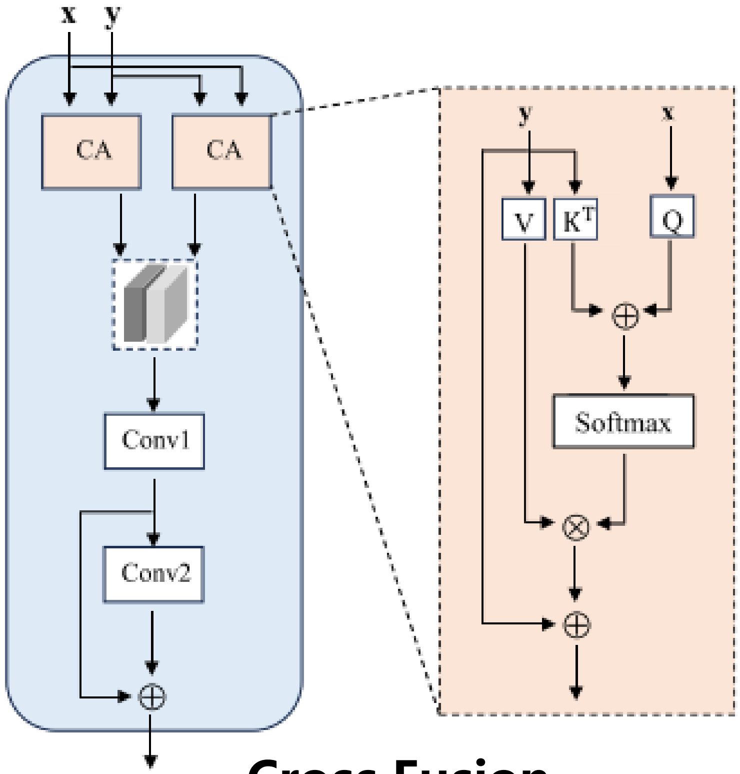
$$V_2 = ConvV(y)$$

$$CA_2 = softmax\left(\frac{Q_2K_2^T}{\boxed{\sqrt{C}}}\right)V_2 + y$$

缩放因子

$$f = Conv3\left(concat\left(CA_1, CA_2\right)\right)$$

$$e = Conv4(f) + f$$



Cross Fusion

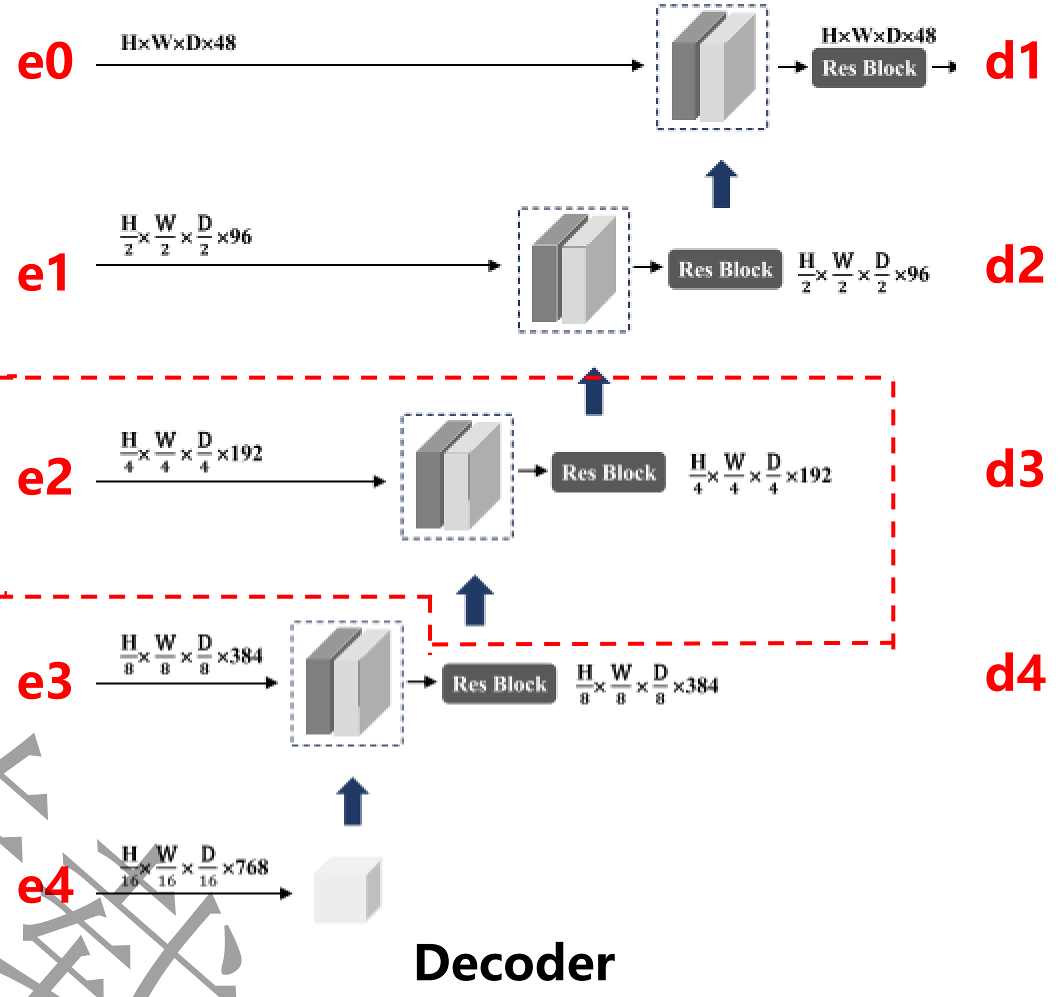
研究方法

解码器(Decoder)

以第三层解码器为示例：

$$u_3 = upsampling\left(d_4\right)$$

$$d_3 = ResBlock\left(concat\left(e_2, u_3\right)\right)$$



$$e_0 = ResBlock\left(concat\left(x_1, x_2\right)\right)$$

$$d_1 = decoder1\left(e_0, d_2\right)$$

$$out = OutBlock\left(d_1\right)$$ **最终结果**

研究方法

Loss Function

- **Dice系数损失和交叉熵损失**

$$L_{dice} = 1 - \frac{1}{C}\sum_{k=1}^{C}\frac{2\sum_{i=1}^{N} p_{ik} g_{ik}}{\sum_{i=1}^{N} \boxed{p_{ik}} + \sum_{i=1}^{N} g_{ik}}$$

第i个像素的k类预测结果

$$L_{ce} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{C} \boxed{g_{ik}} \log(p_{ik})$$

真实值中第i个像素的k类值

- **混合损失函数**

$$L = L_{dice} + \boxed{\omega} \cdot L_{ce}$$

超参数

实验设置

数据集

- 来自110名受试者的PET/MR脑图像，尺寸大小为$256 \times 256 \times 256$，所有的图像已经配准（不公开）

对比的方法

- 基于Transformer：3DUXNET(2022)，SwinUNETR(2021), UNETR(2021), nnFormer(2021)
- 基于CNN：UNet3D(2016), NestedUNet(2018), ResUNet(2018)，VNet(2016)

评估指标

$$Dice = \frac{2 \times \mathrm{TP}}{2 \times \mathrm{TP} + \mathrm{FP} + \mathrm{FN}}$$

IoU

$$Jaccard = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP} + \mathrm{FN}}$$

$$Precision = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}}$$

豪斯多夫距离

$$H(A,B) = \max\left(\sup_{a\in A}\inf_{b\in B}, \sup_{b\in B}\inf_{a\in A} d(b,a)\right)$$

$$Sensitivity = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}$$

实验结果

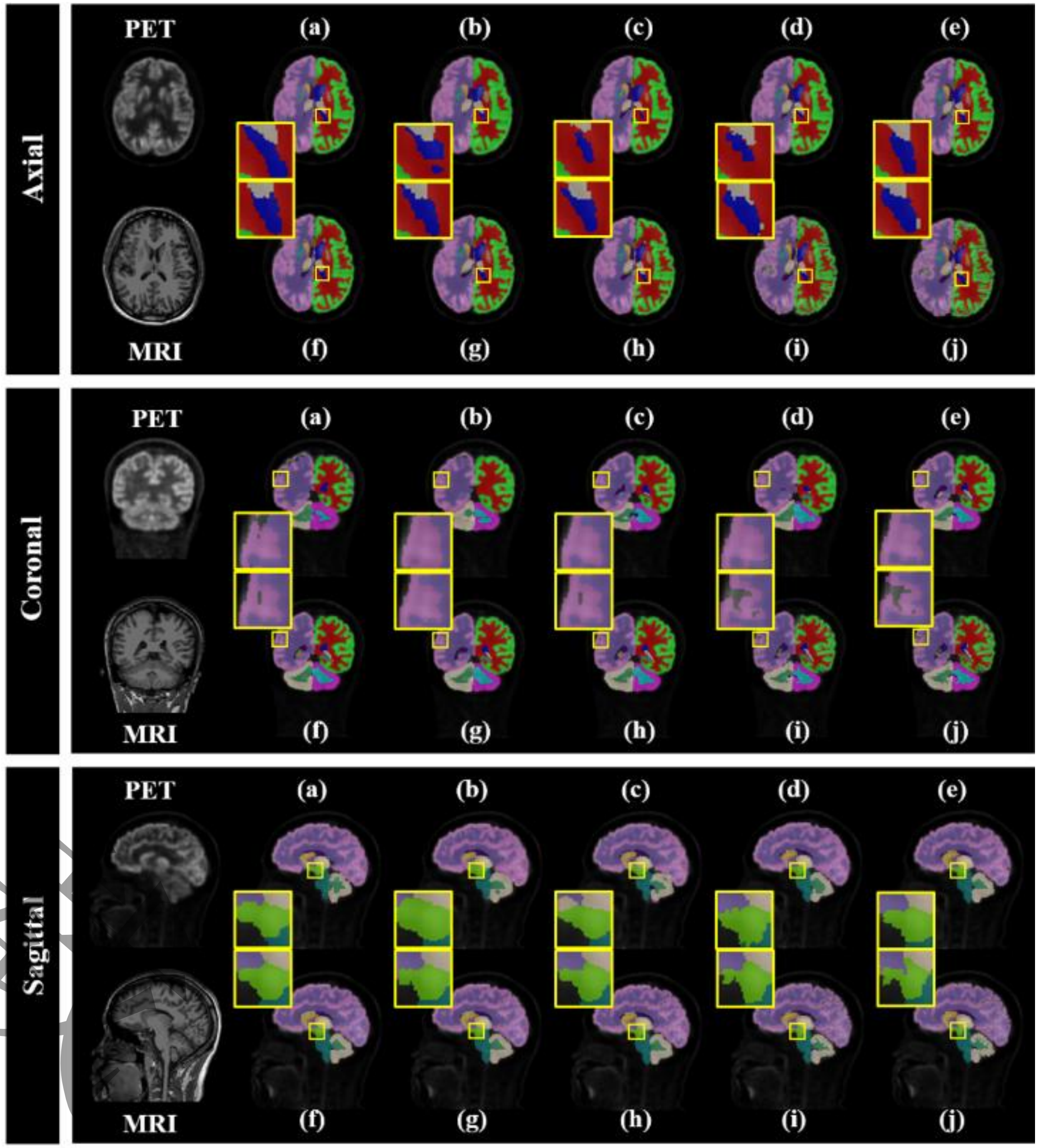
总体的实验结果

Model	Dice	Jaccard	Sensitivity	Precision	HD
NestedUNet	0.5244 ± 0.0007	0.4119 ± 0.0006	0.4912 ± 0.0005	0.5572 ± 0.0009	10.6827 ± 1.4764
ResUNet	0.5391 ± 0.0005	0.4193 ± 0.0004	0.5184 ± 0.0009	0.5639 ± 0.0007	11.6593 ± 1.3235
VNet	0.5703 ± 0.0004	0.4458 ± 0.0003	0.5382 ± 0.0006	0.5818 ± 0.0005	10.7833 ± 0.4714
nnFormer	0.6342 ± 0.0004	0.5117 ± 0.0004	0.6105 ± 0.0006	0.6403 ± 0.0003	9.0837 ± 0.3506
UNETR	0.7081 ± 0.0002	0.5879 ± 0.0003	0.6978 ± 0.0004	0.6850 ± 0.0002	8.0191 ± 0.2780
SwinUNETR	0.7280 ± 0.0003	0.6114 ± 0.0004	0.7214 ± 0.0004	0.7032 ± 0.0002	6.3914 ± 0.1746
UNet3D	0.7376 ± 0.0003	0.6164 ± 0.0003	0.7353 ± 0.0005	0.7111 ± 0.0002	6.2792 ± 0.1564
3DUXNET	0.7499 ± 0.0003	0.6319 ± 0.0003	0.7524 ± 0.0006	0.7206 ± 0.0003	5.9680 ± 0.1578
Ours	$\mathbf{0.8573 \pm 0.0001}$	$\mathbf{0.7668 \pm 0.0002}$	$\mathbf{0.8500 \pm 0.0001}$	$\mathbf{0.8326 \pm 0.0003}$	$\mathbf{4.4885 \pm 0.1485}$

最优

(a) NestedUNet. (b) ResUNet. (c) VNet. (d) nnFormer. (e) UNETR.

(f) SwinUNETR. (g) UNet3D. (h) 3DUXNET. (i) Ours. (j) GT.

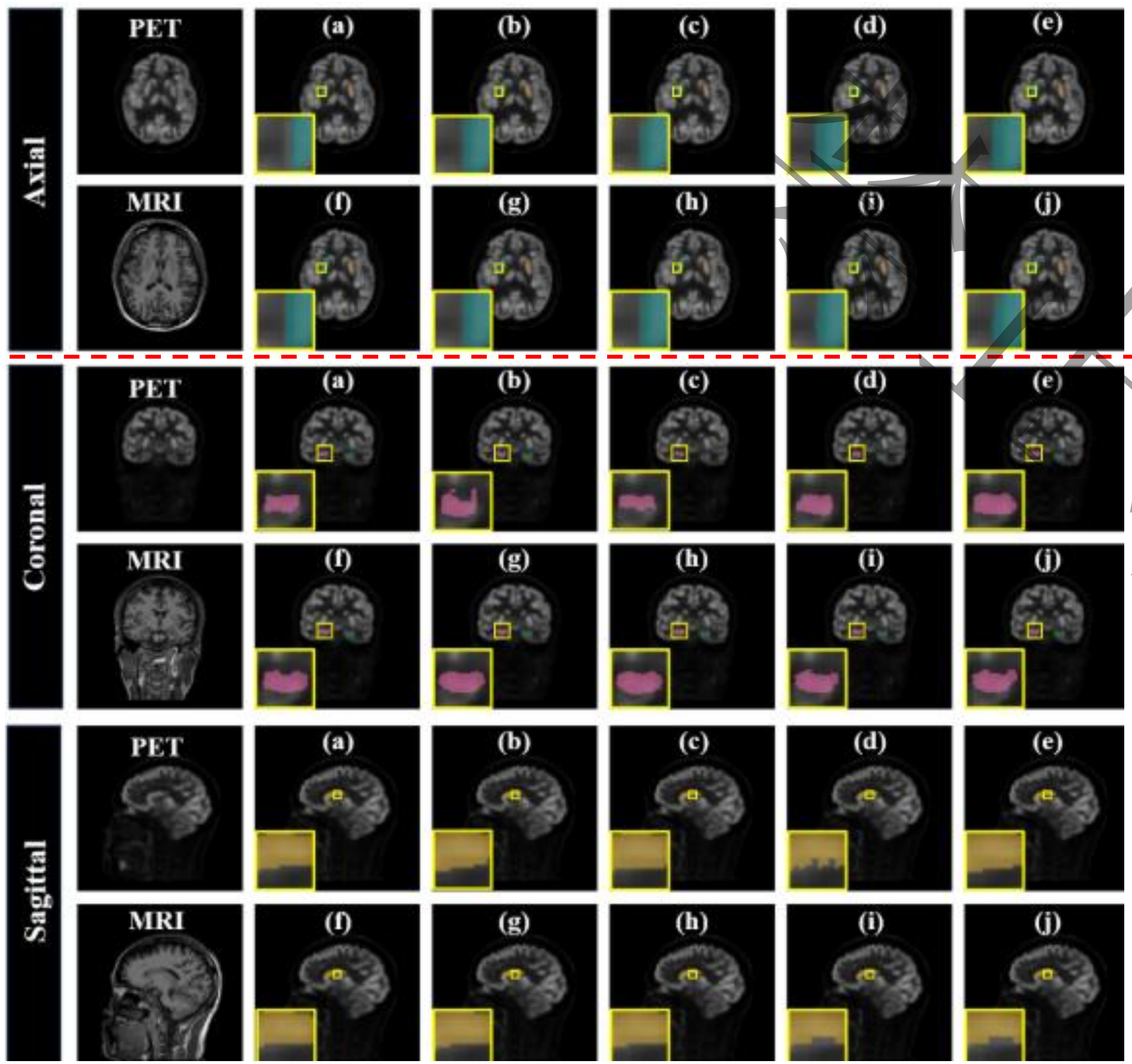


全脑分割实验可视化

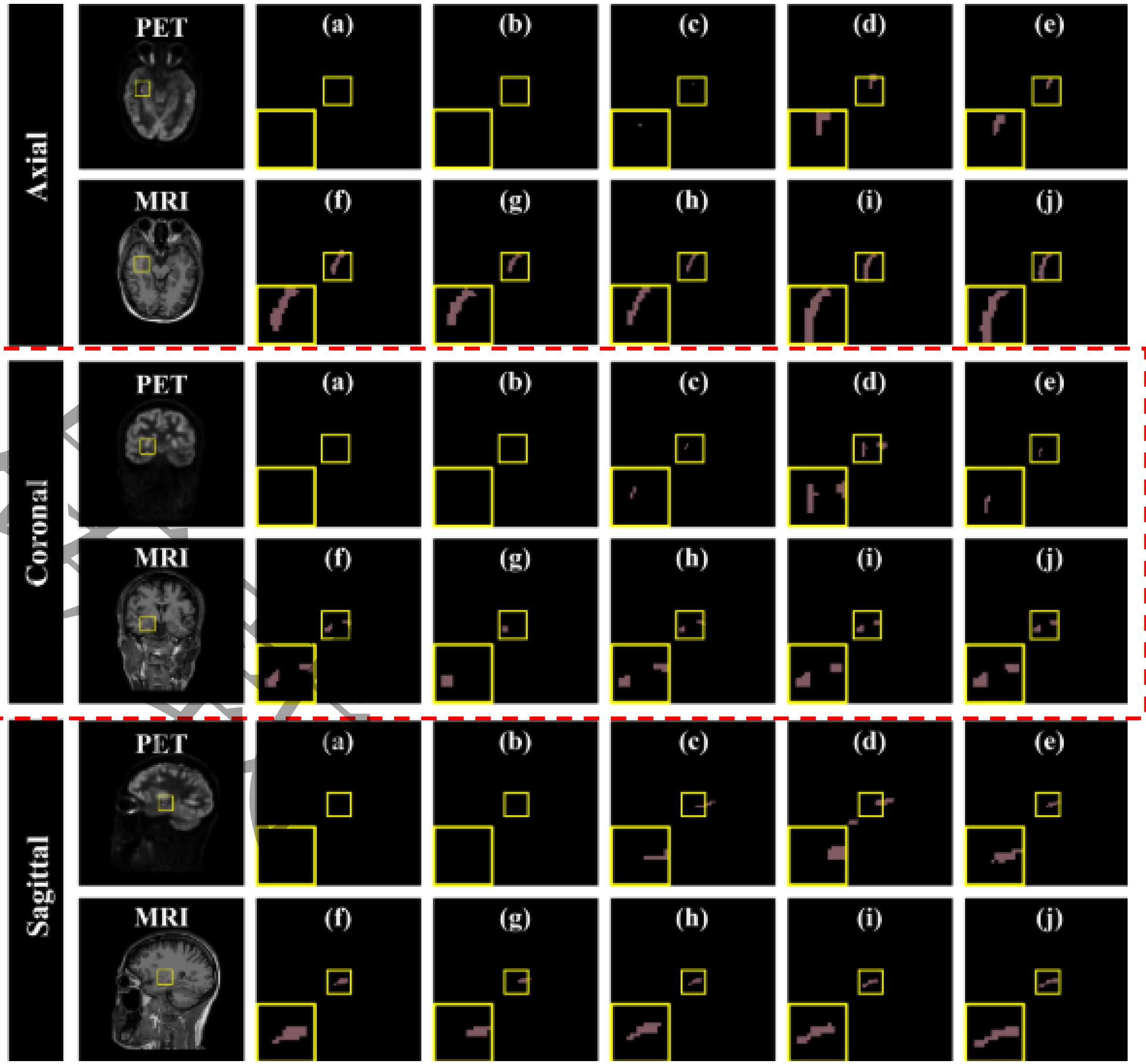
实验结果

脑部特定区域的分割

(a) NestedUNet. (b) ResUNet. (c) VNet. (d) nnFormer. (e) UNETR.
(f) SwinUNETR. (g) UNet3D. (h) 3DUXNET. (i) Ours. (j) GT.



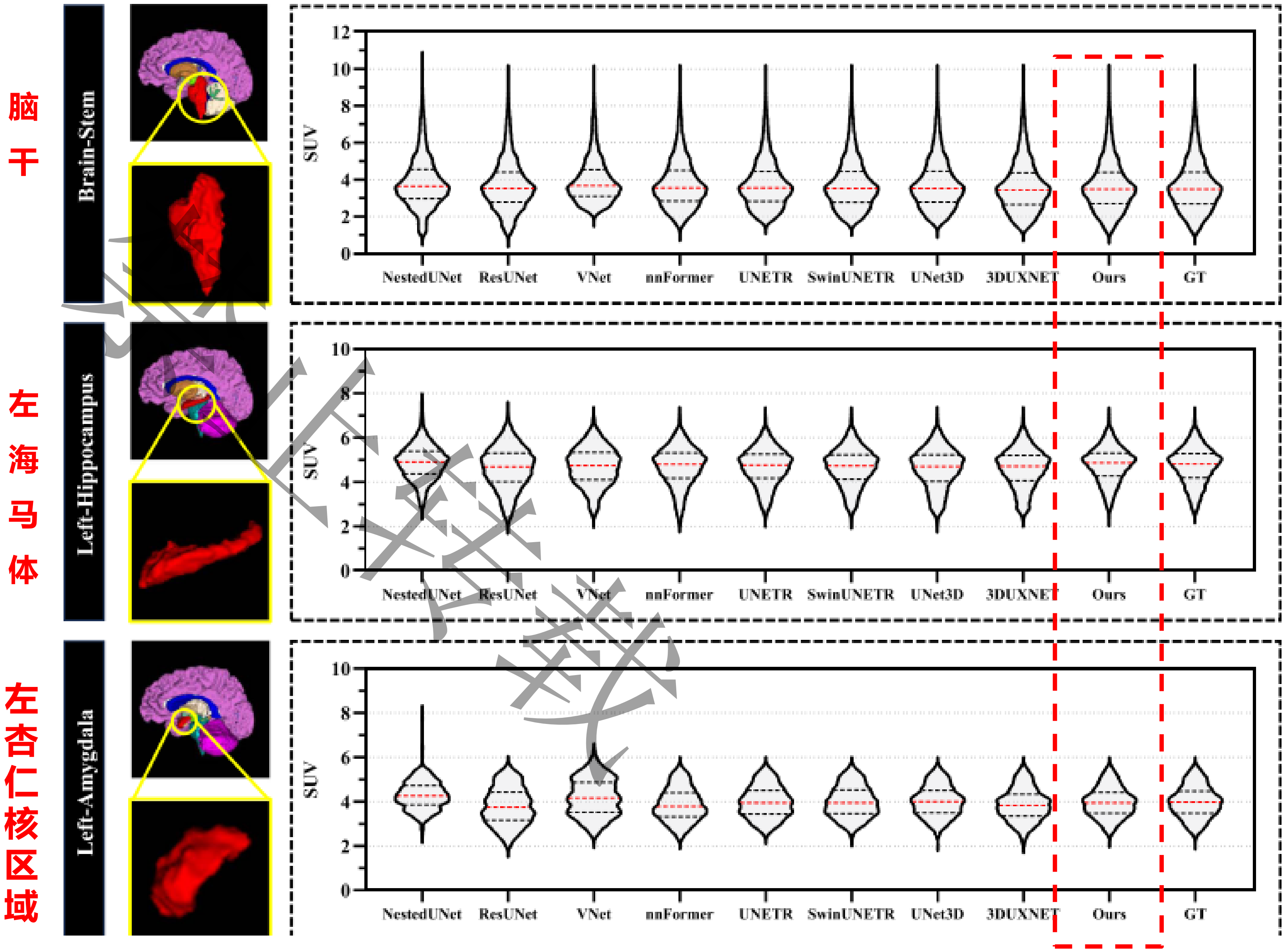
壳核，海马体和尾状核区域分割



侧脑室区域分割

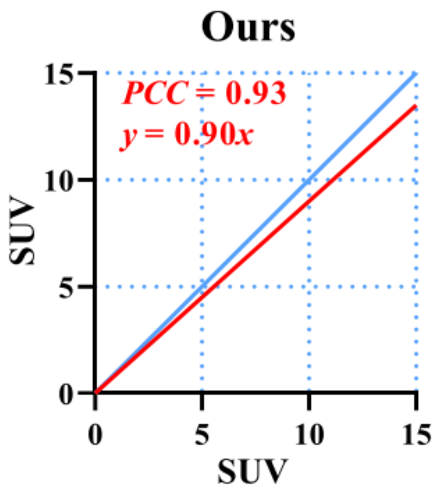
实验结果

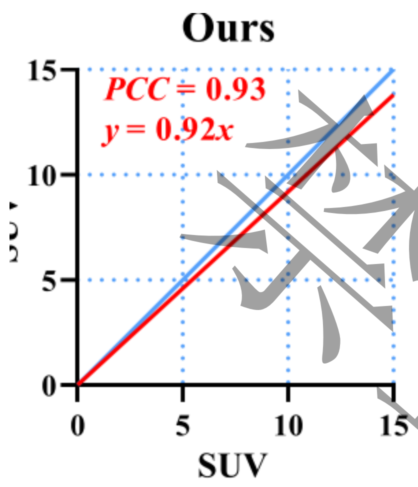
一致性和相关性分析

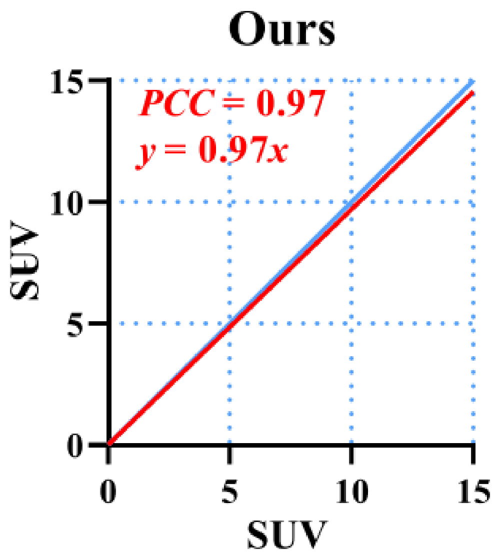


实验结果

一致性和相关性分析



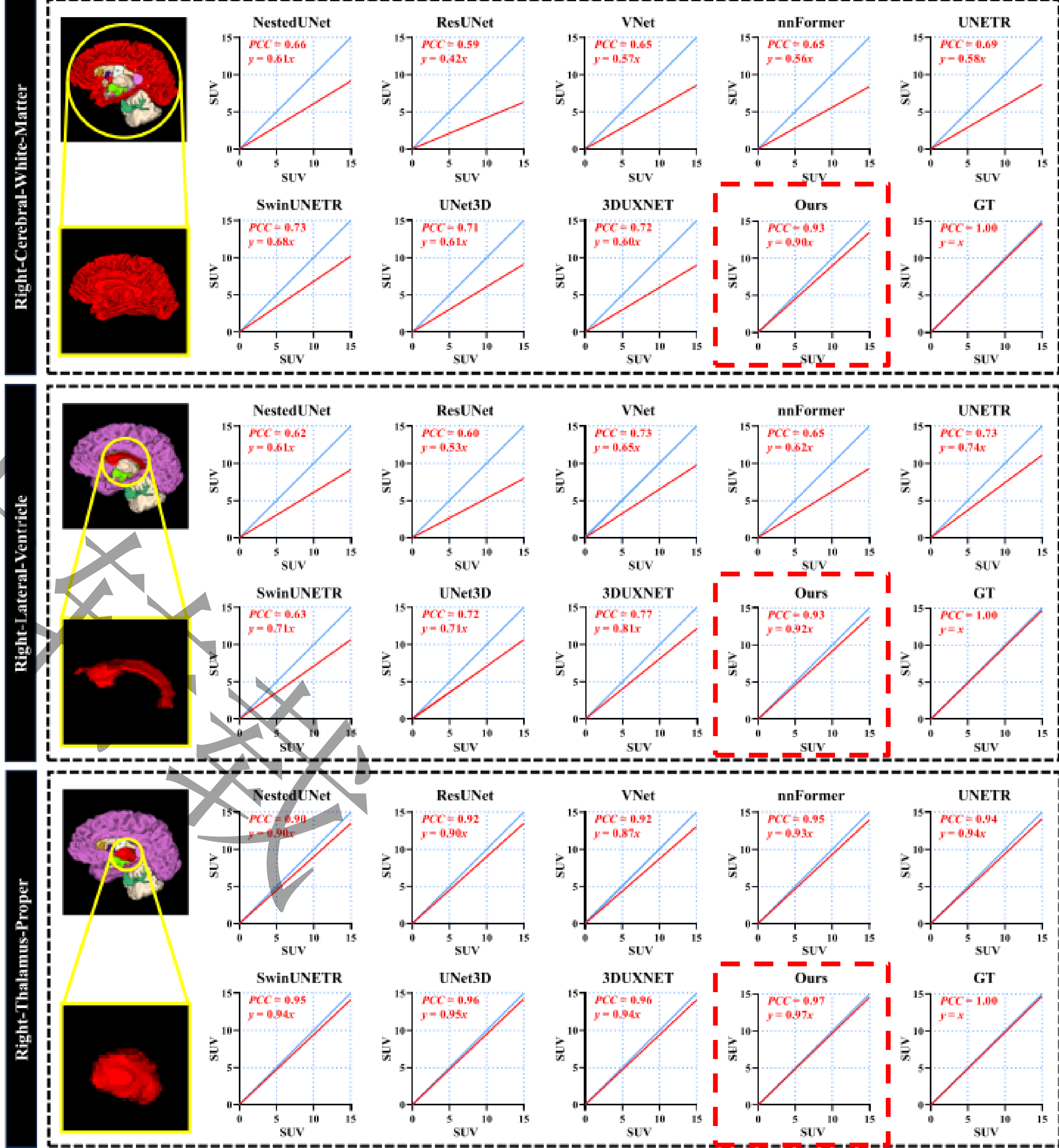




右脑白质

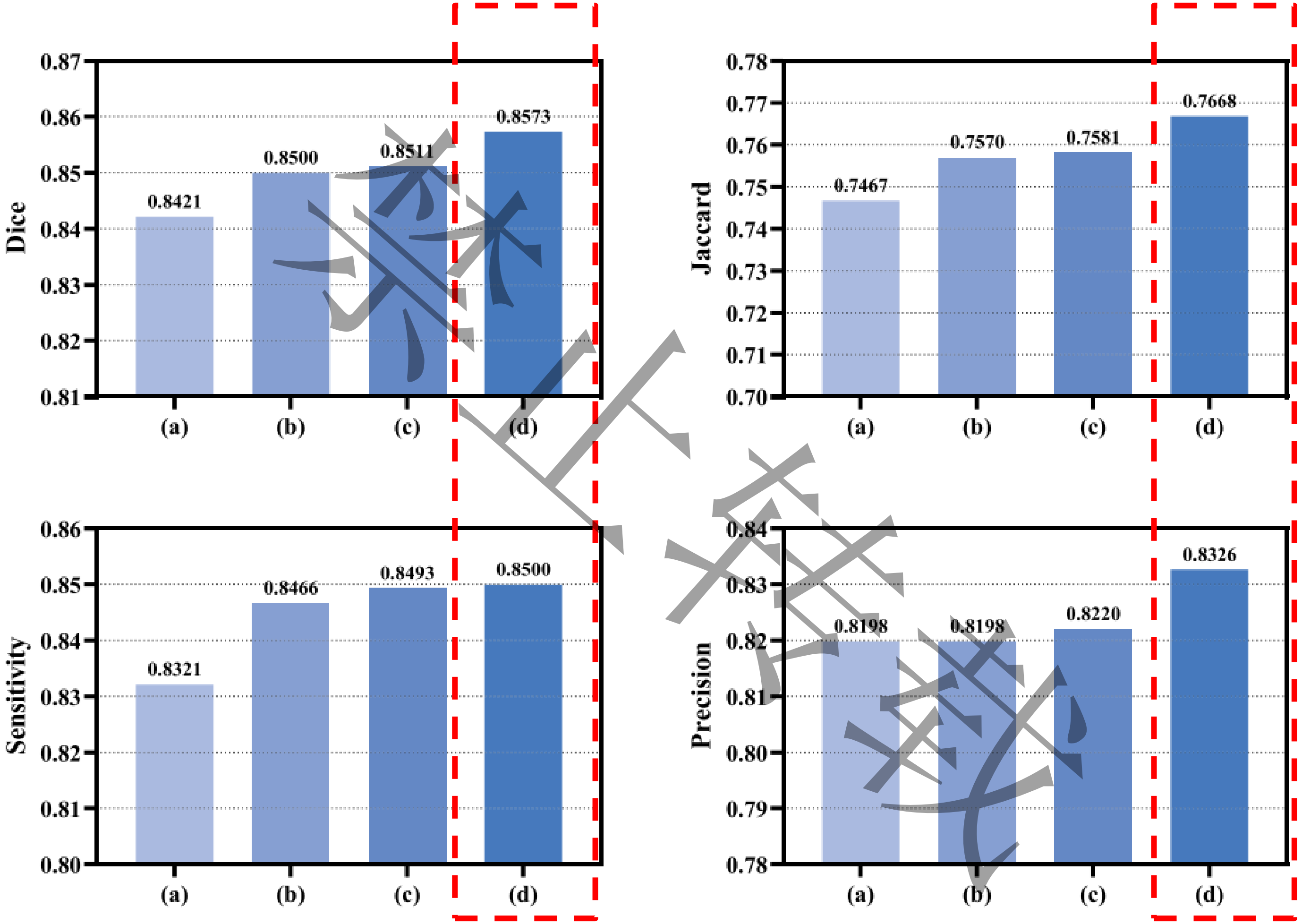
右侧脑室

右丘脑



实验结果

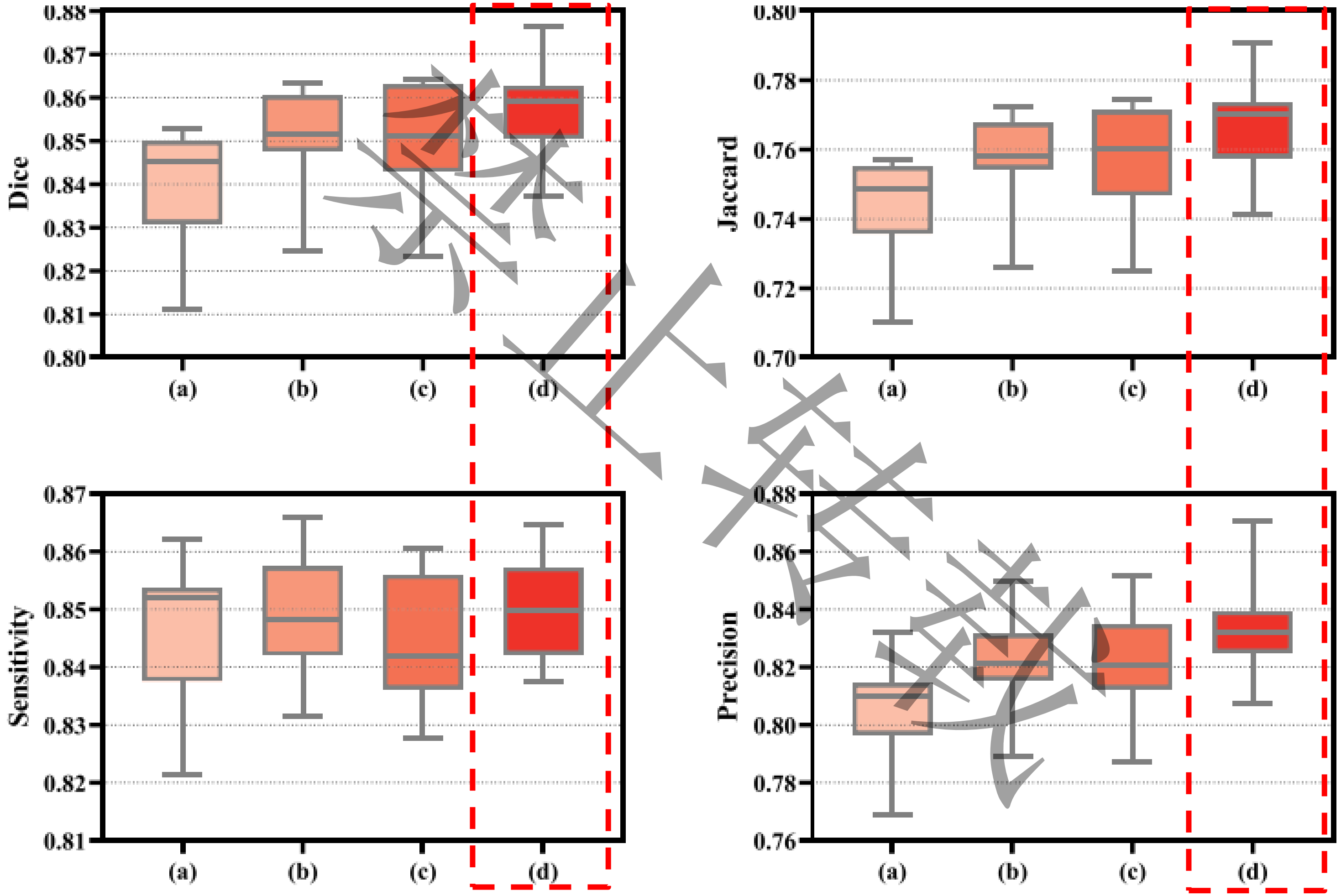
总体的消融实验



消融实验结果

实验结果

融合方法的消融实验



融合方法消融实验的箱线图

结论

本文提出了一种基于**交叉融合机制**的自动脑分割方法，该方法整合了**多模态PET和MR**信息以实现精确的全脑分割，并且该方法有利于脑部疾病的**临床诊断和分析**。未来将探索该方法在其他模态图像**(MR/CT、MR/SPECT等)**处理任务中的应用。

中南民族大學
SOUTH-CENTRAL MINZU UNIVERSITY

Thank you