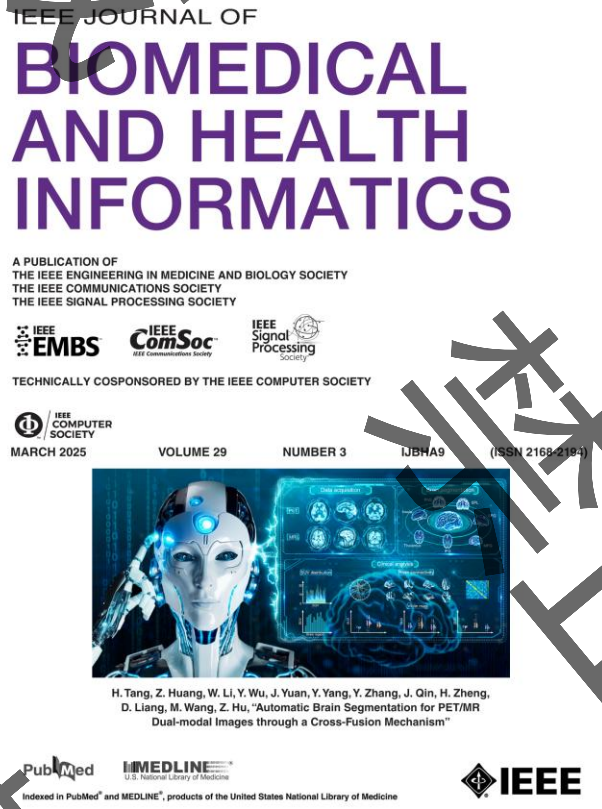
SOUTH-CENTRAL MINZU UNIVERSITY

# 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

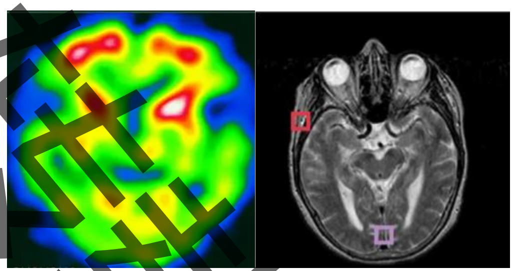


# 研究背景与意义

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）

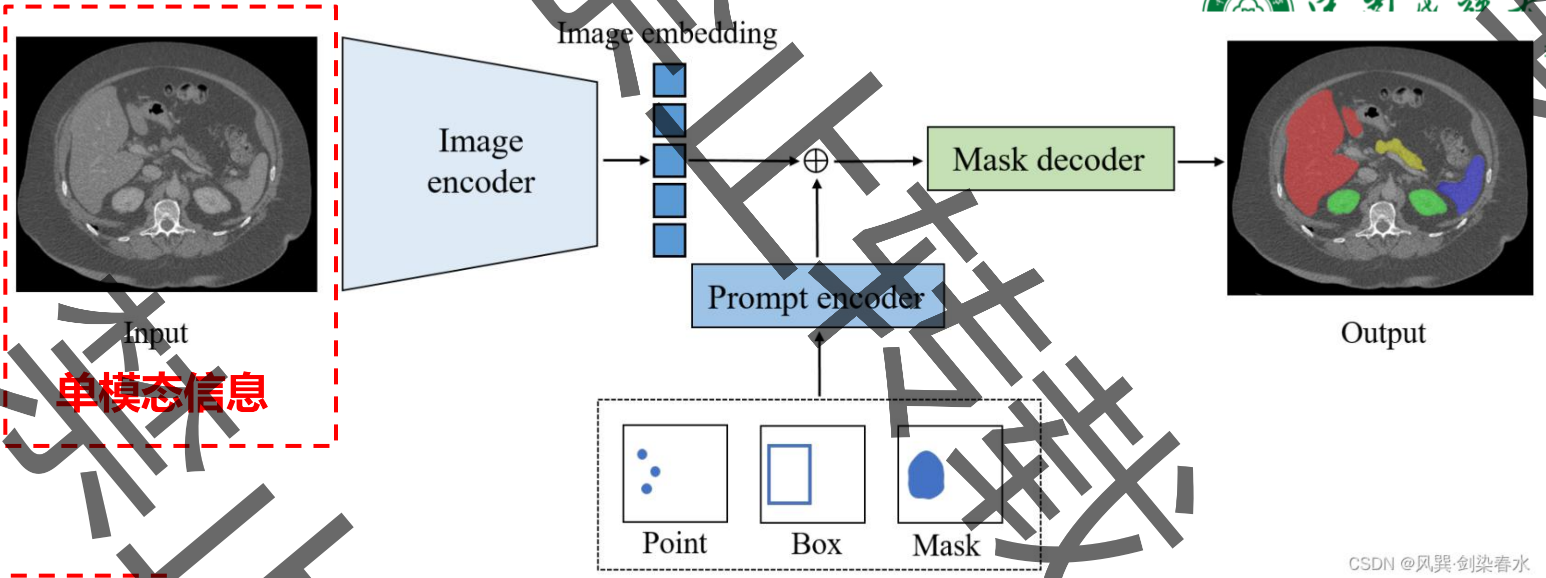
融合双模态信息的方法

**研究意义？**

# 研究现状

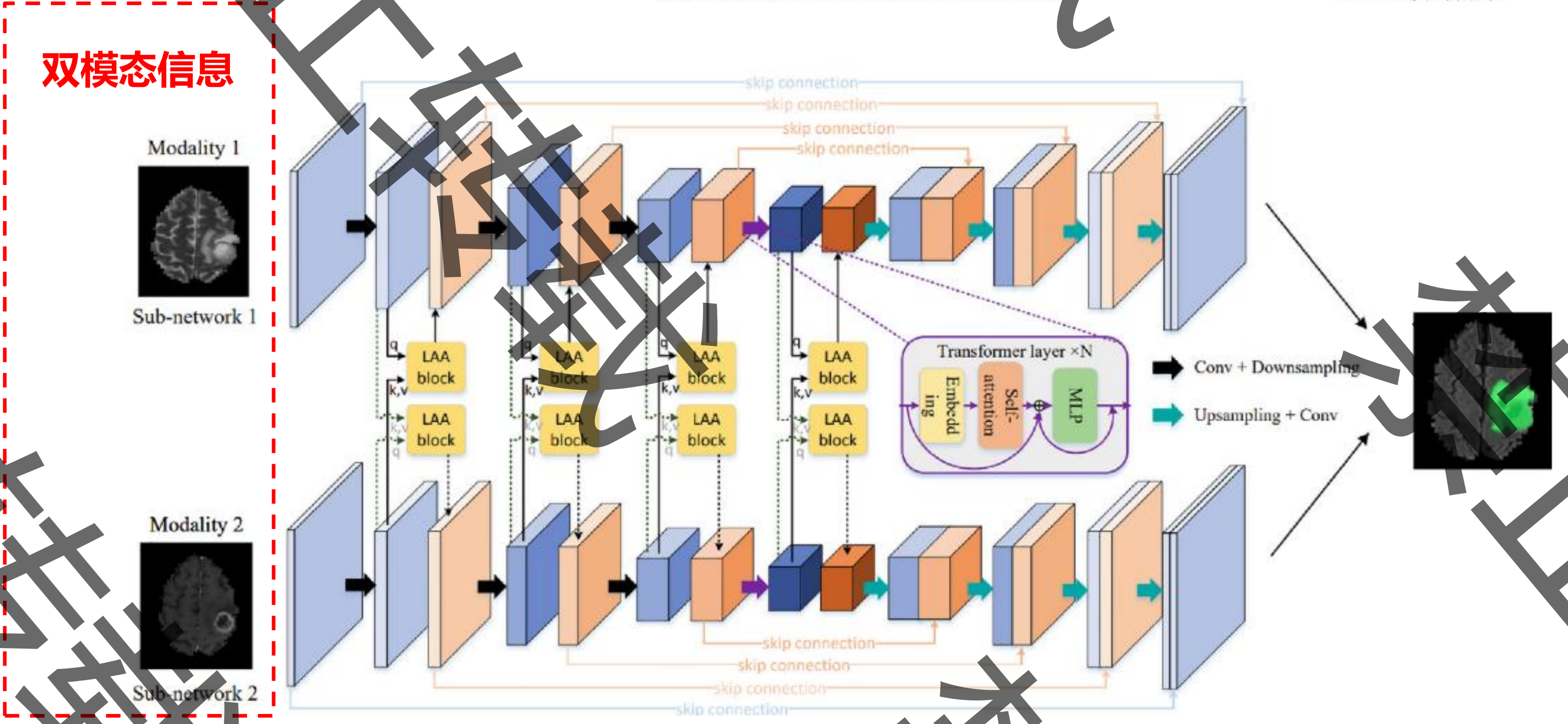
- **单模态医学图像分割方法**

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

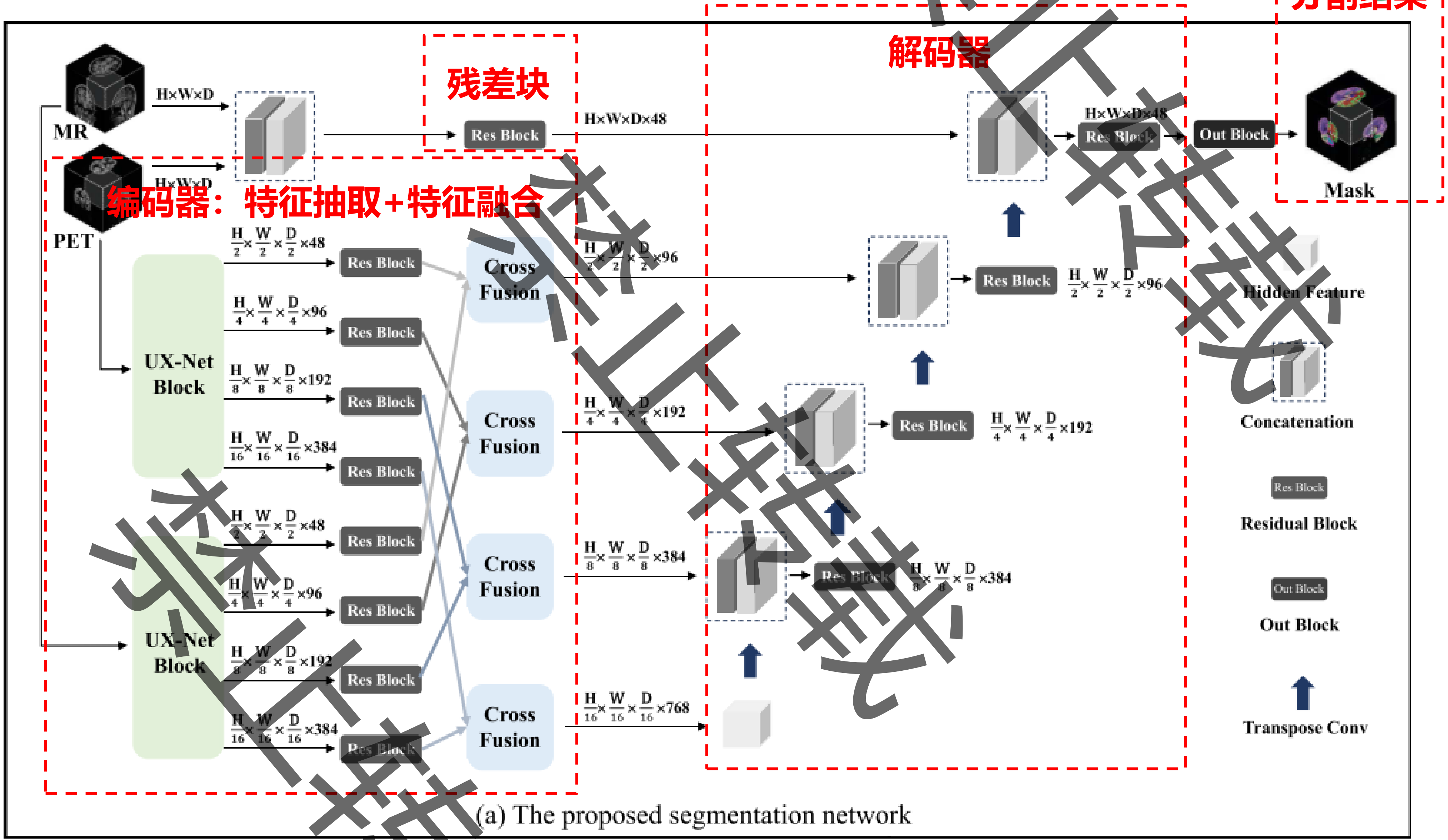



- **双模态融合的方法**

分割目标区域较少，模态融合方式较为简单(如**通道拼接**)



# 研究方法

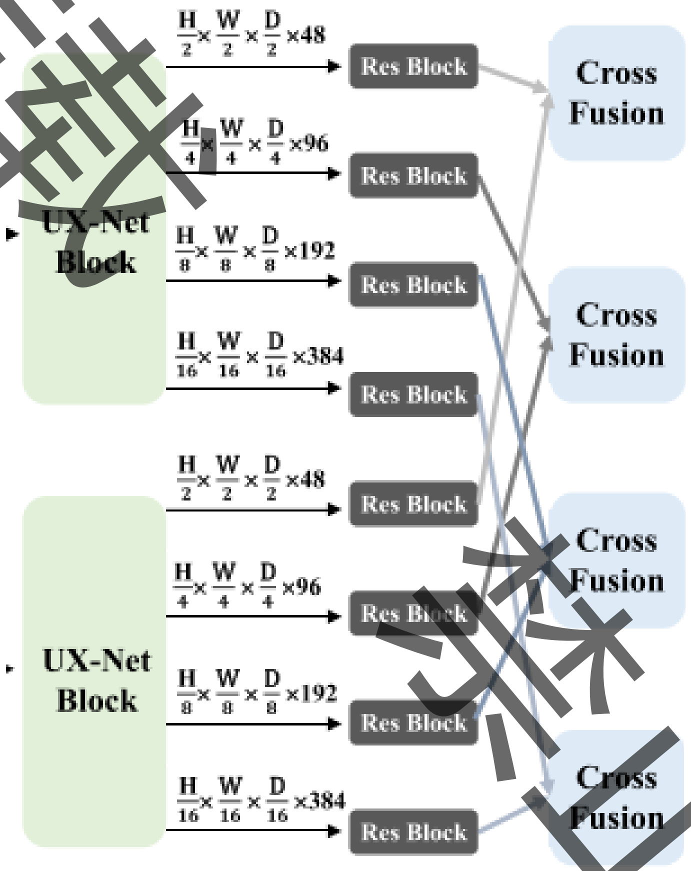


(a) The proposed segmentation network

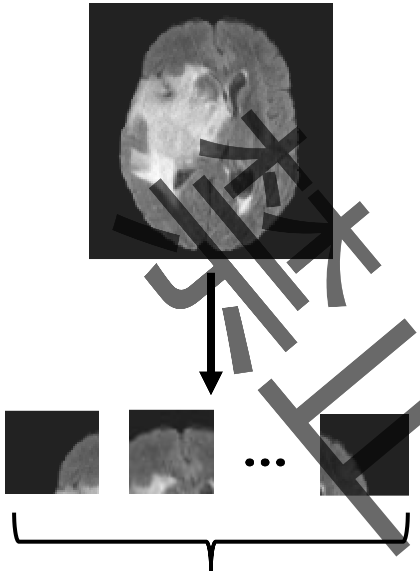
本文提出的分割网络结构

# 研究方法

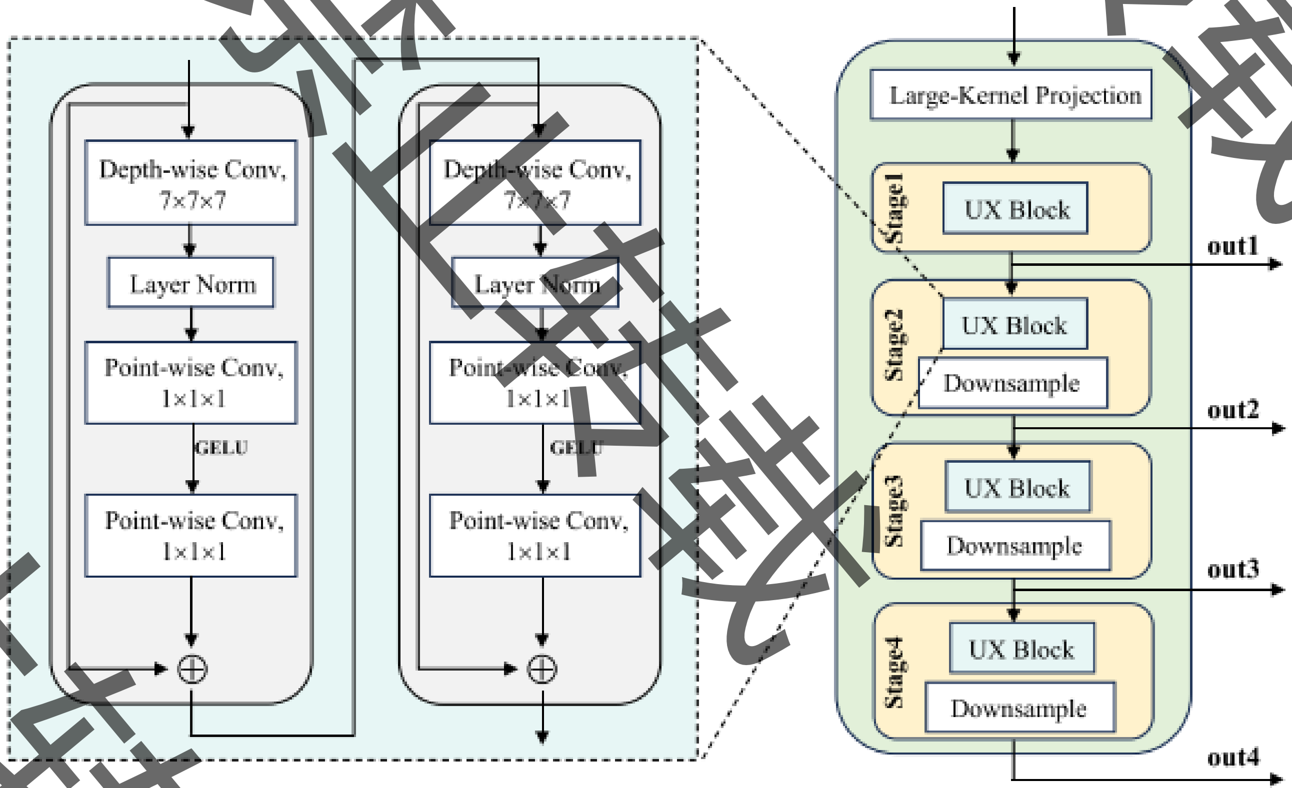
## 编码器(Encoder=UX-Net Block+Cross Fusion)




编码器




$N$个块，表示为$V=\{V_1,\ldots,V_i,V_N\}$




UX-Net Block

深度卷积

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

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

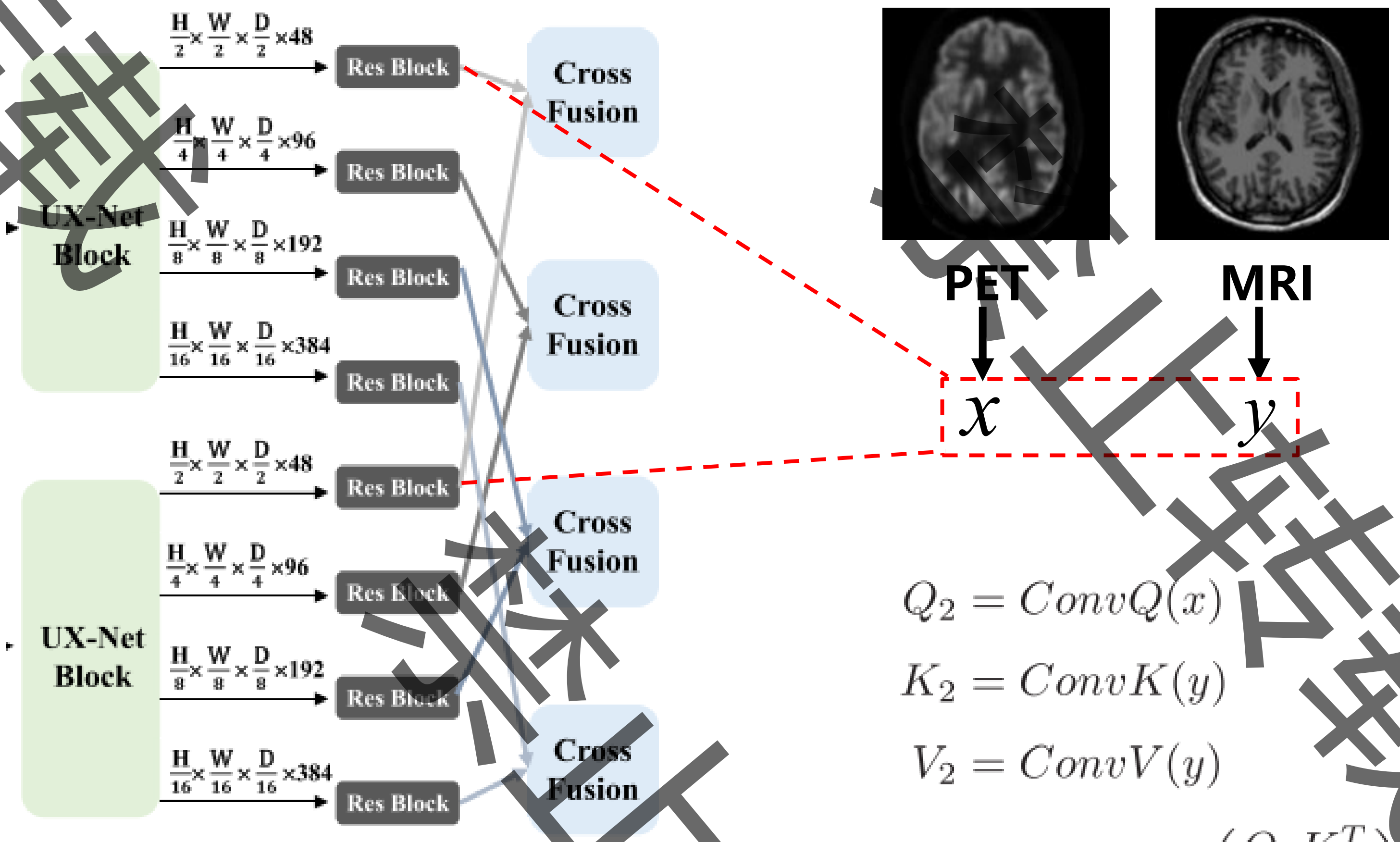
点卷积

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

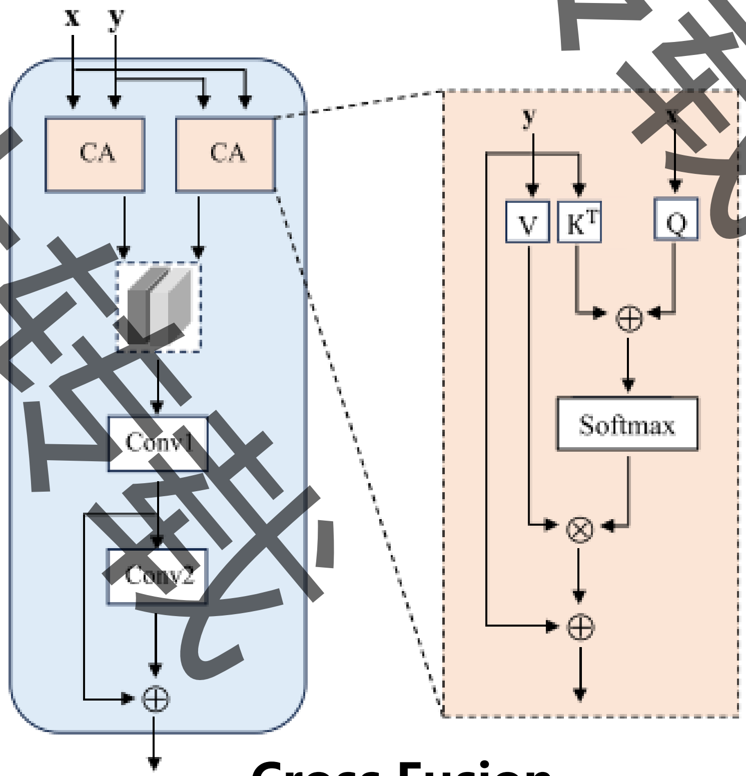
$$z_i^2 = PWC\left(GELU\left(PWC\left(\hat{z}_i^2\right)\right)\right) + z_i^1$$

# 研究方法

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




编码器




Cross Fusion

$$Q_2 = ConvQ(x)$$

$$K_2 = ConvK(y)$$

$$V_2 = ConvV(y)$$

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

缩放因子

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

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

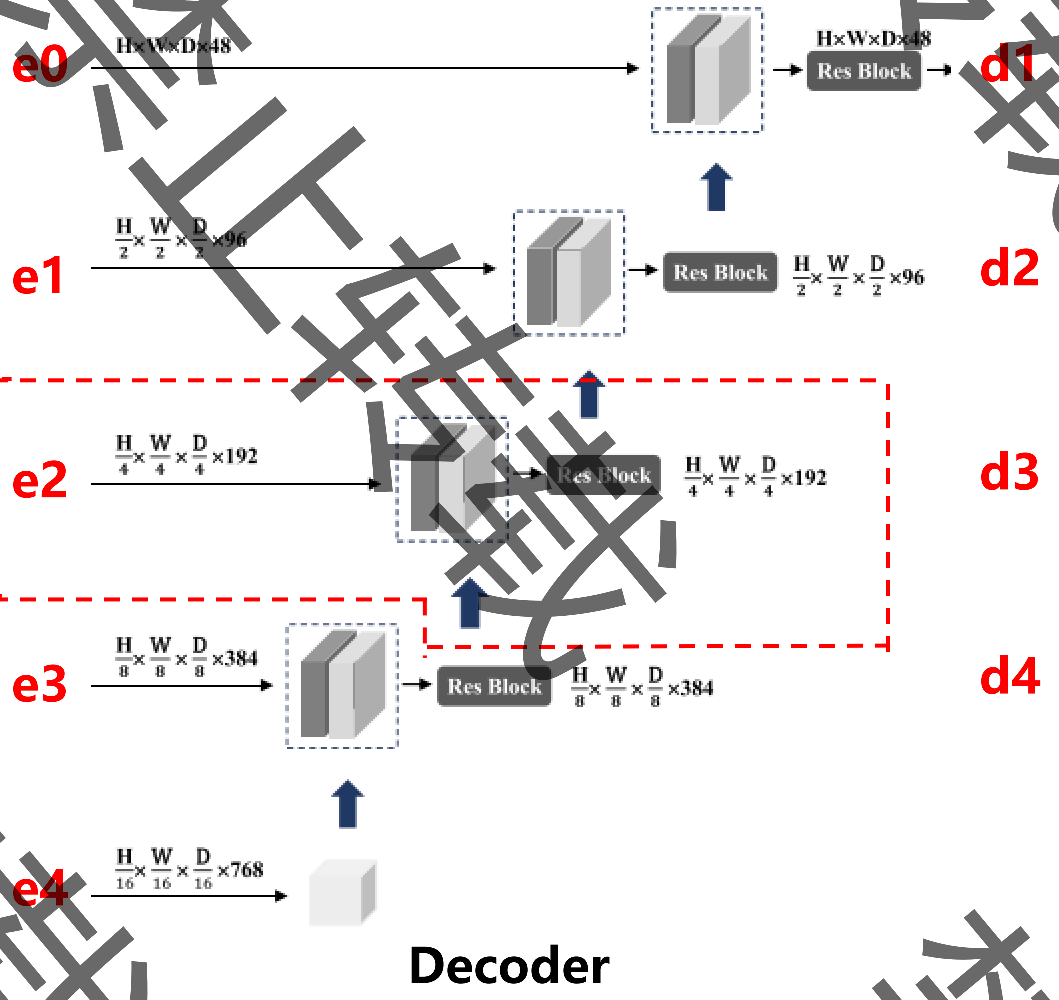
# 研究方法

## 解码器(Decoder)

以第三层解码器为示例：

$$u_3 = upsampling\,(d_4)$$

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




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

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

$out = OutBlock\,(d_1)$ 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$256\times256\times256$，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

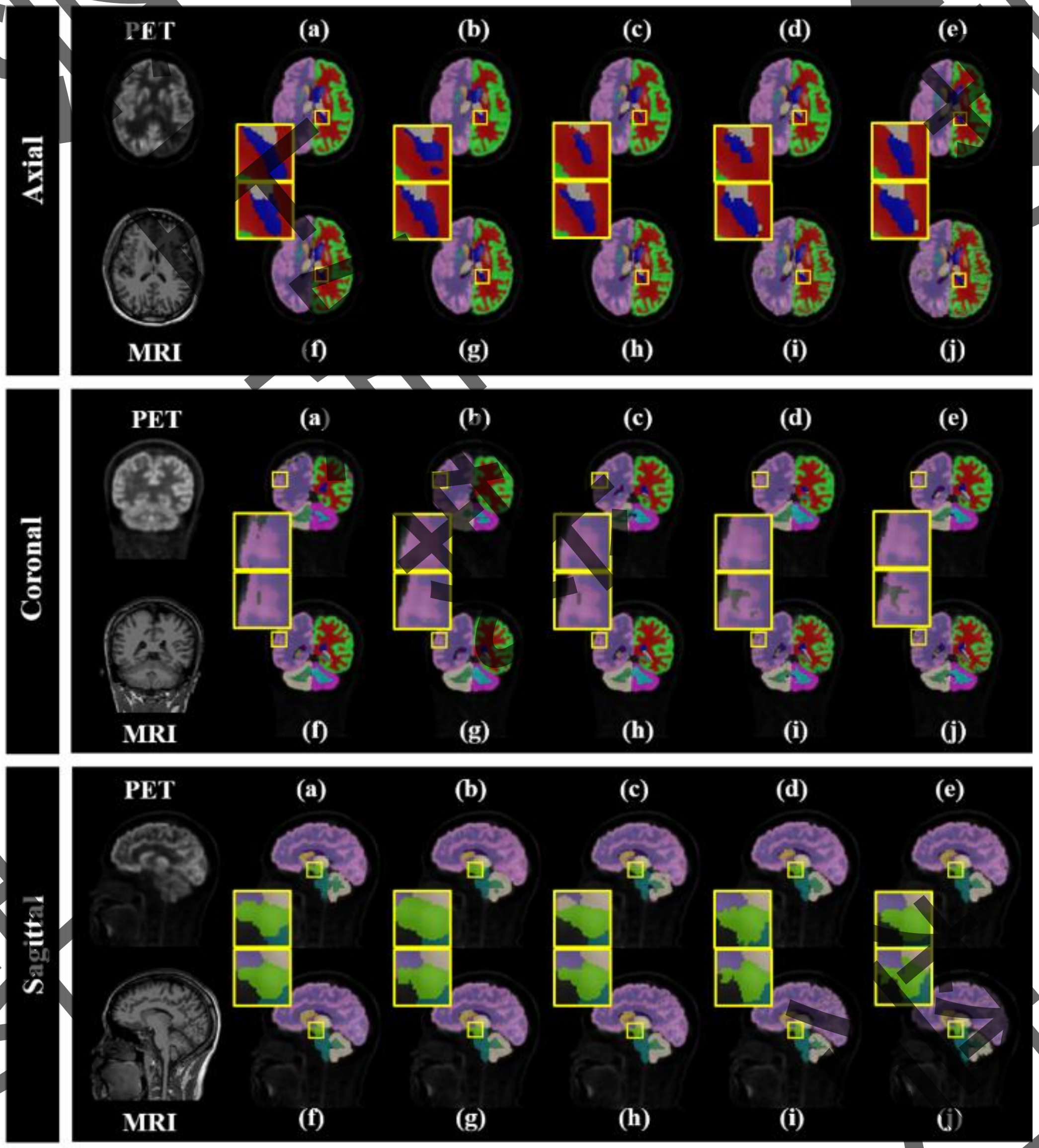
## 总体的实验结果

| 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** | **0.8573 ± 0.0001** | **0.7668 ± 0.0002** | **0.8500 ± 0.0001** | **0.8326 ± 0.0003** | **4.4885 ± 0.1485** |

最优

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

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

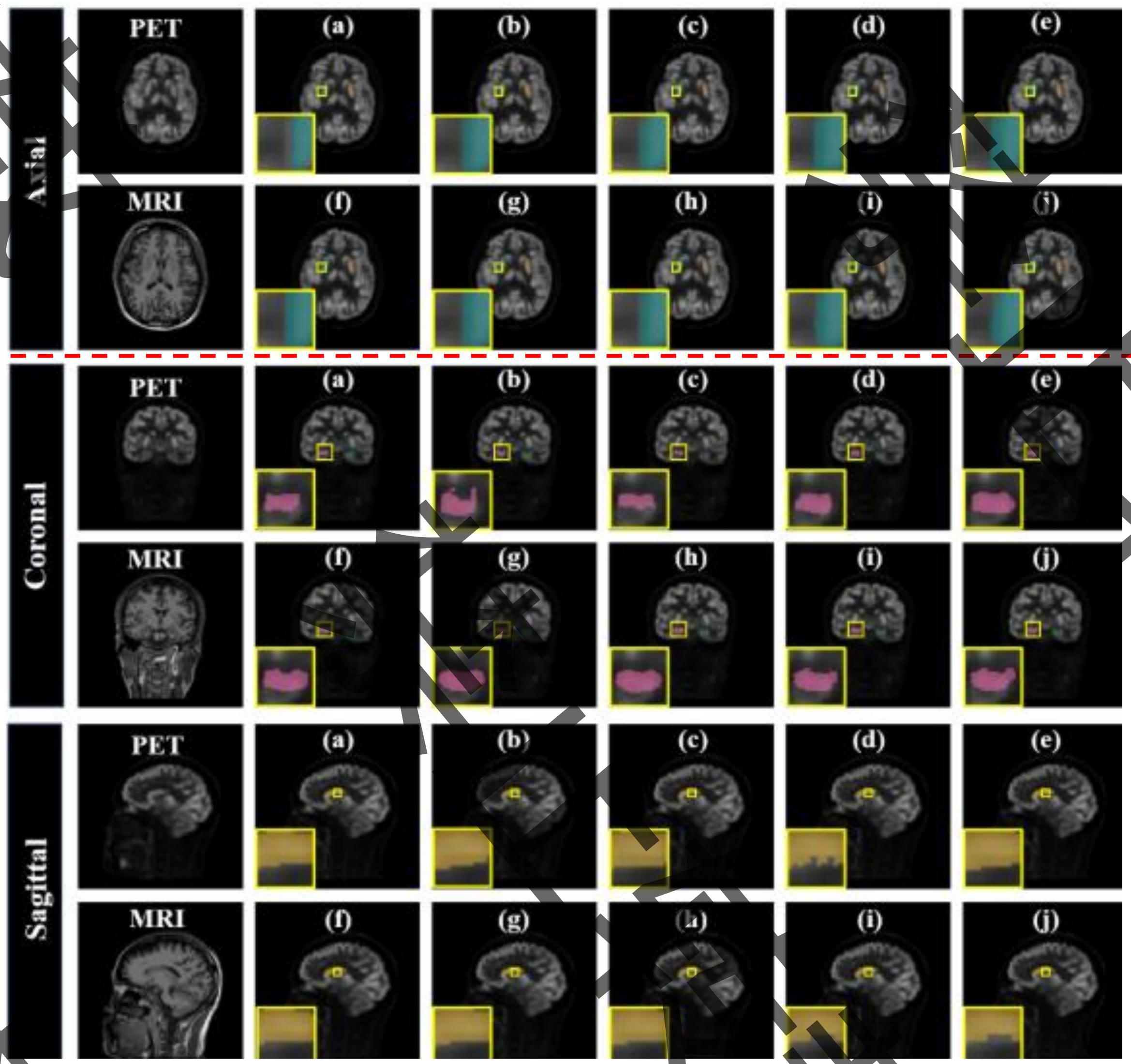



全脑分割实验可视化

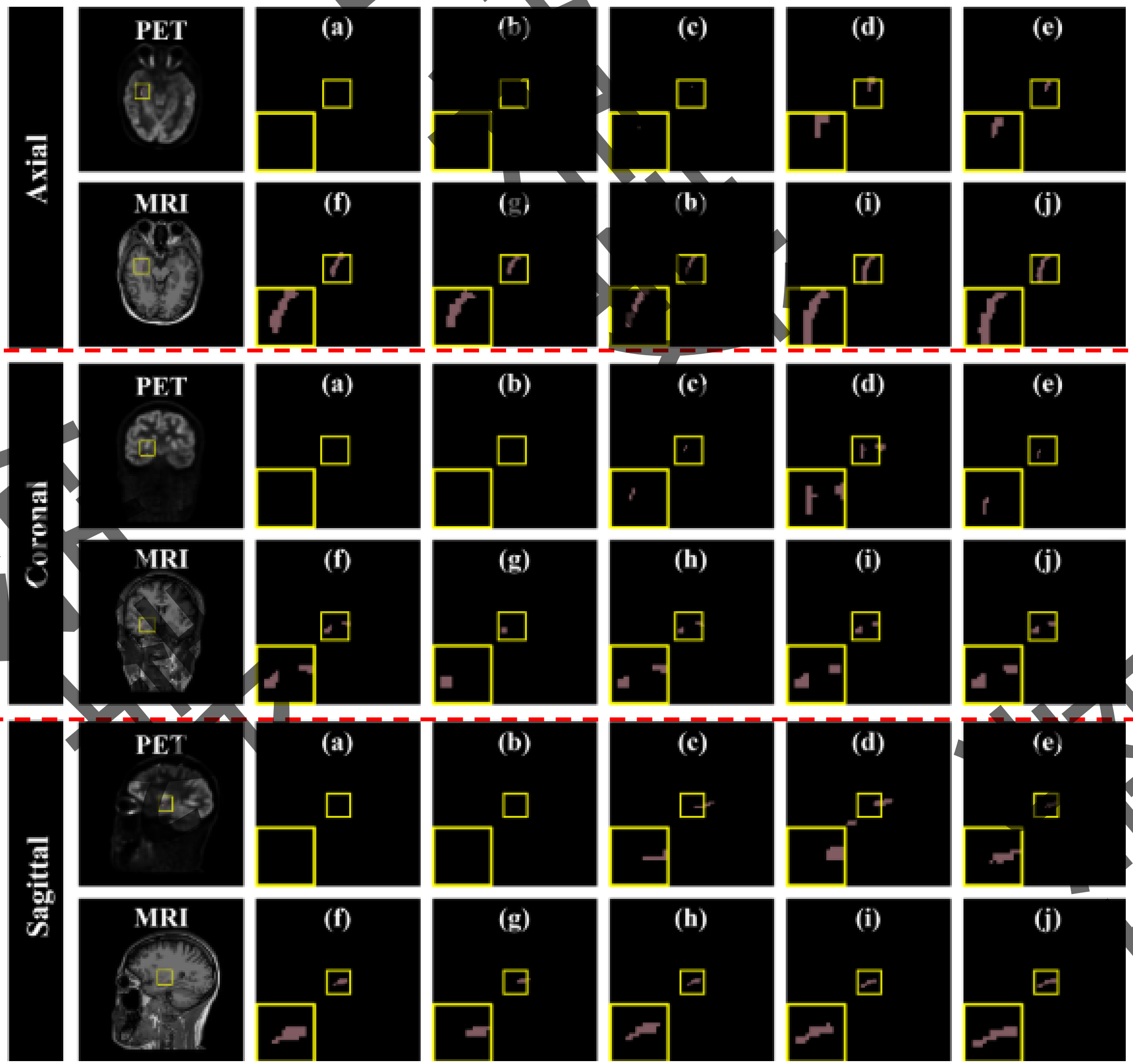
# 实验结果

## 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

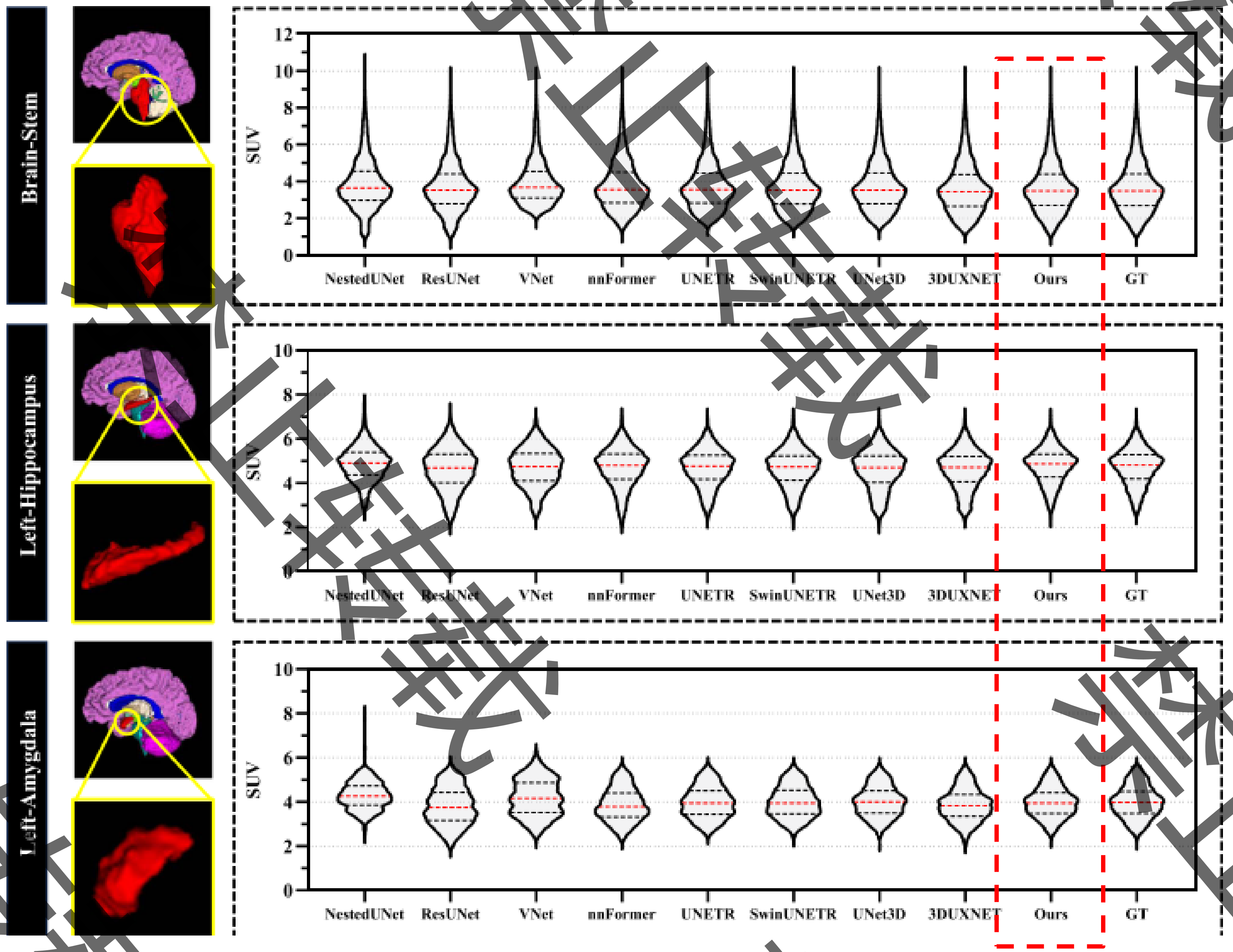
# 实验结果

## 一致性和相关性分析

脑干

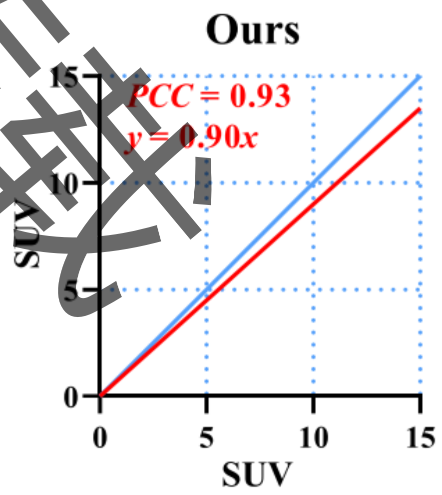
左海马体

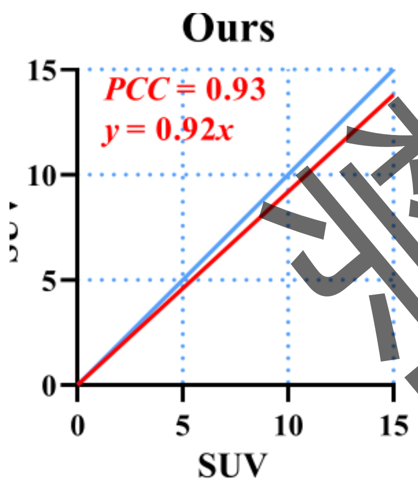
左杏仁核区域

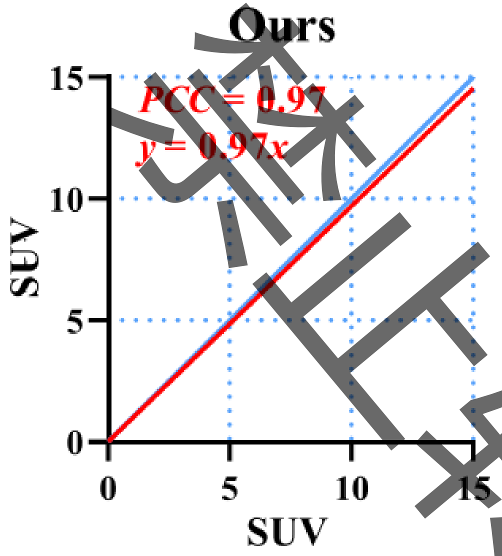


# 实验结果

## 一致性和相关性分析



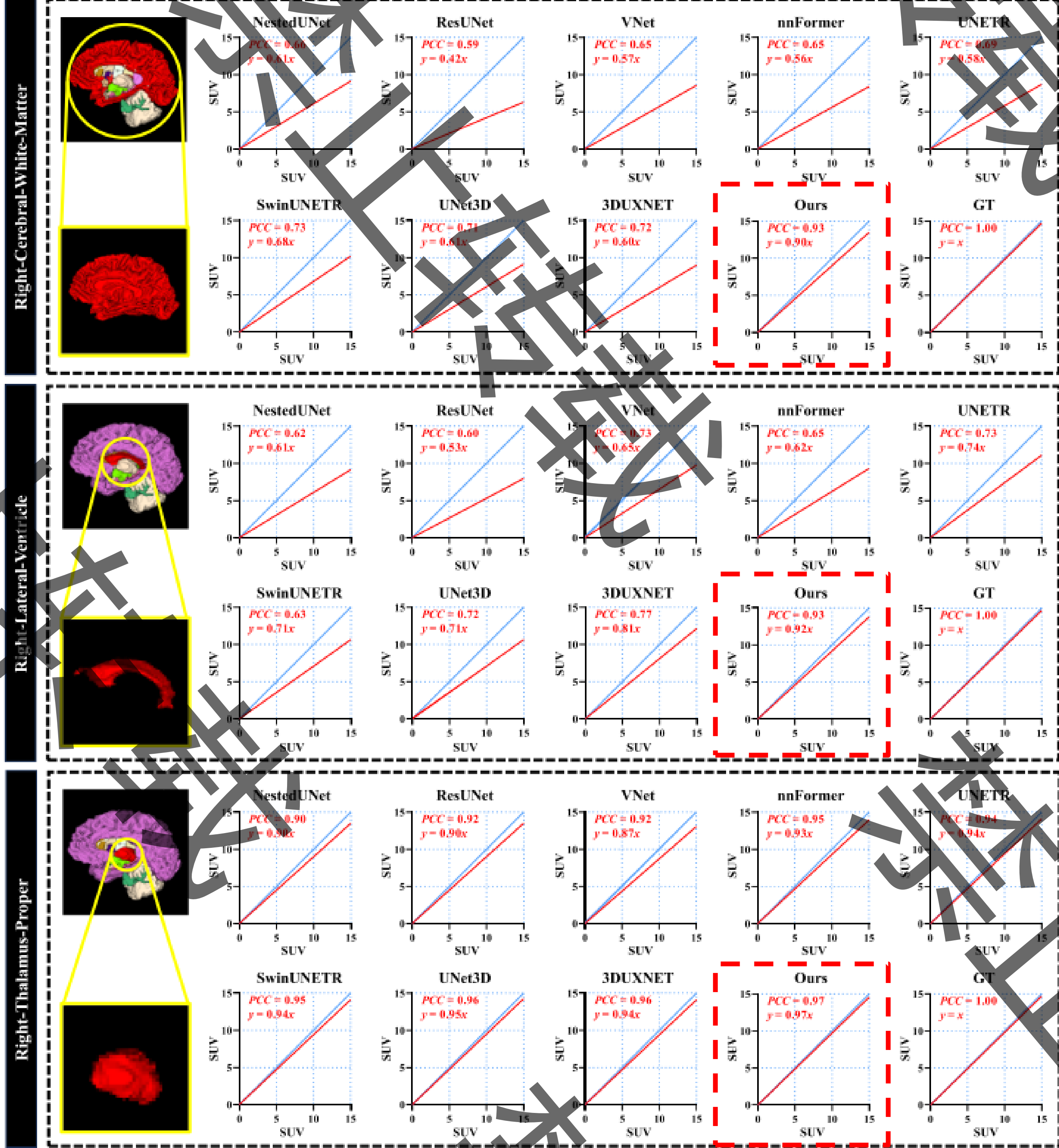




右脑白质

右侧脑室

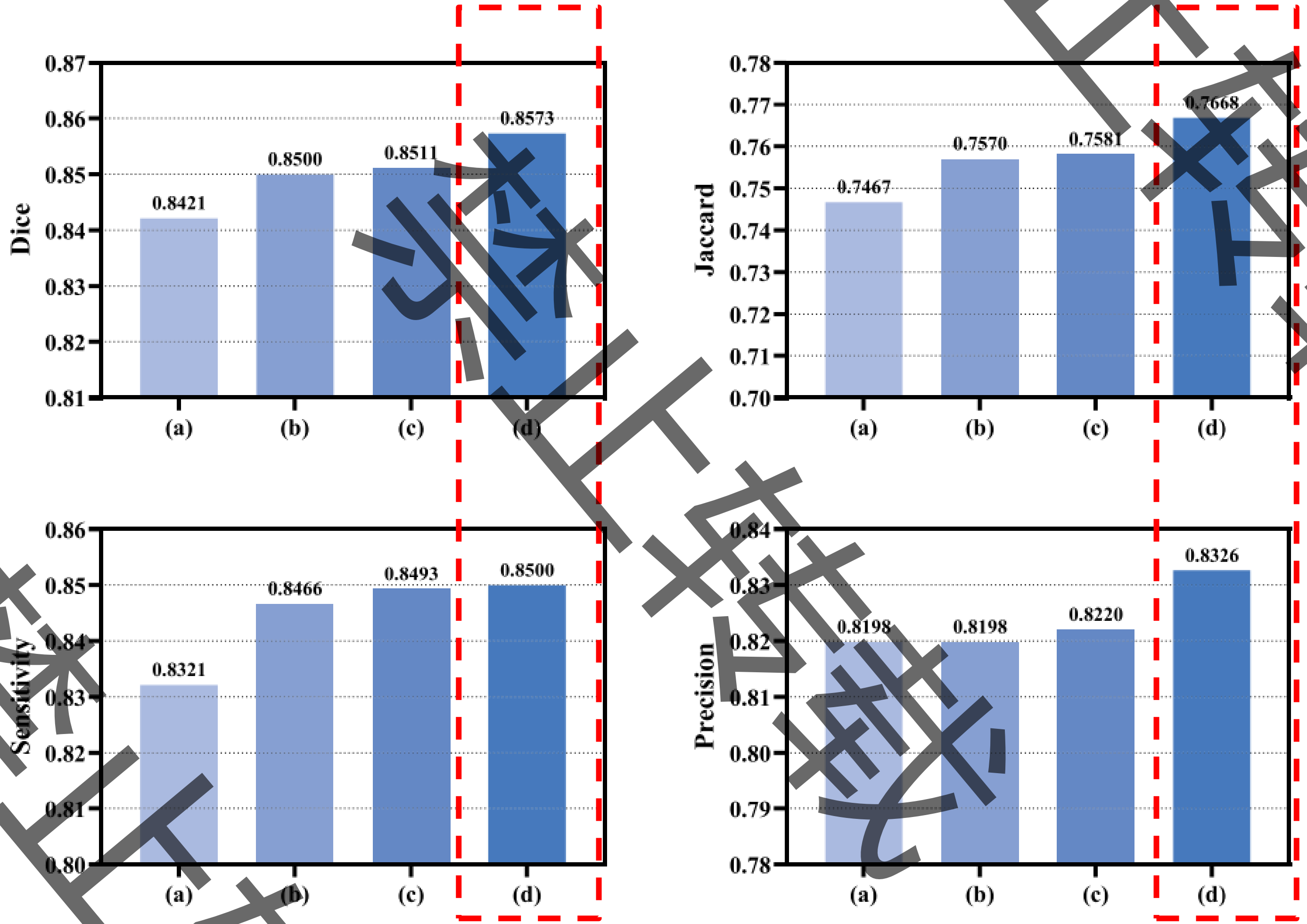
右丘脑



# 实验结果



## 总体的消融实验

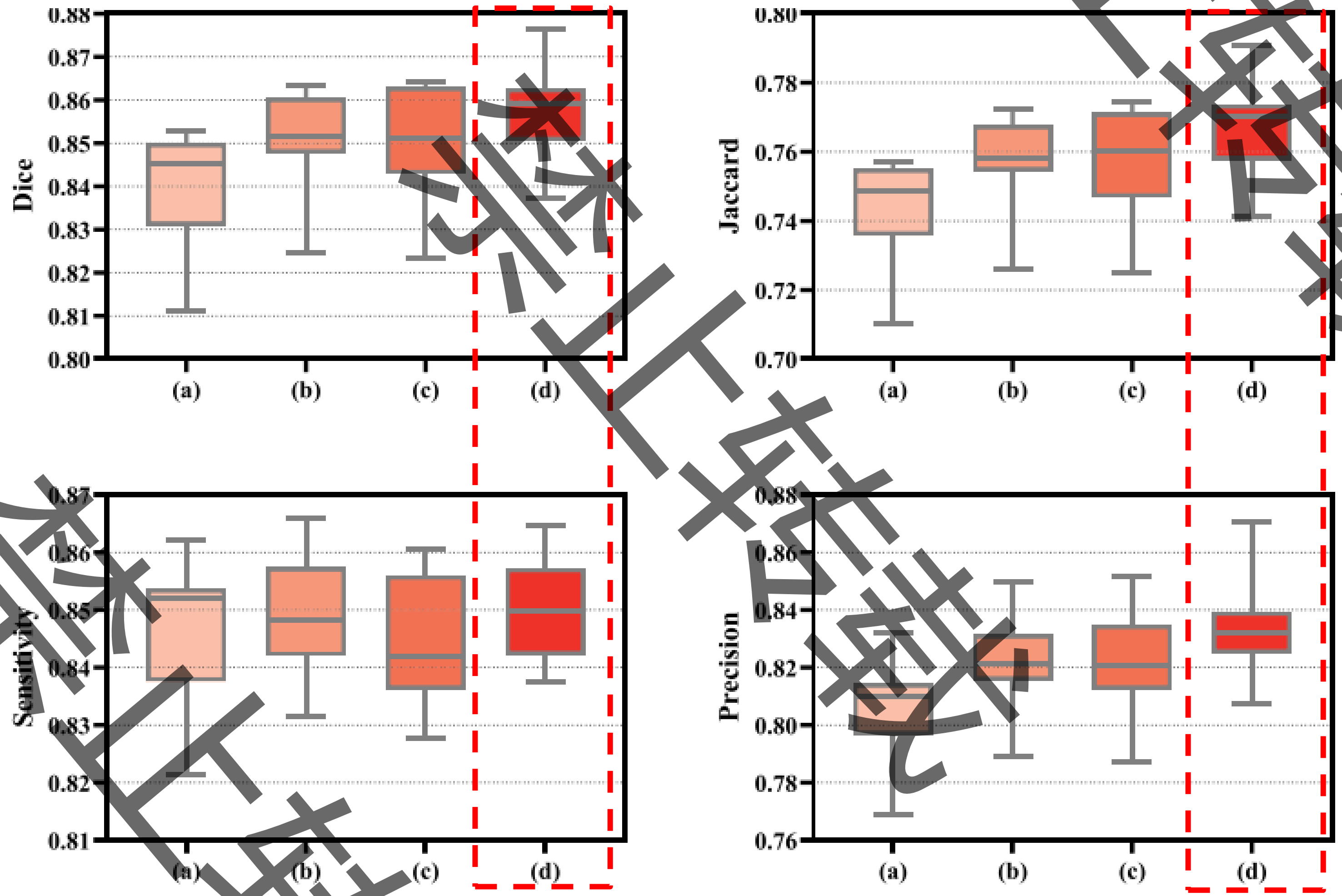



消融实验结果

# 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。

中南民族大学
SOUTH-CENTRAL MINZU UNIVERSITY

# Thank you