

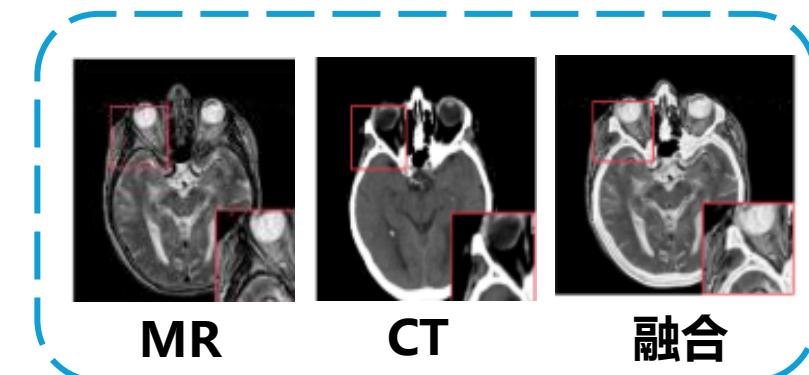
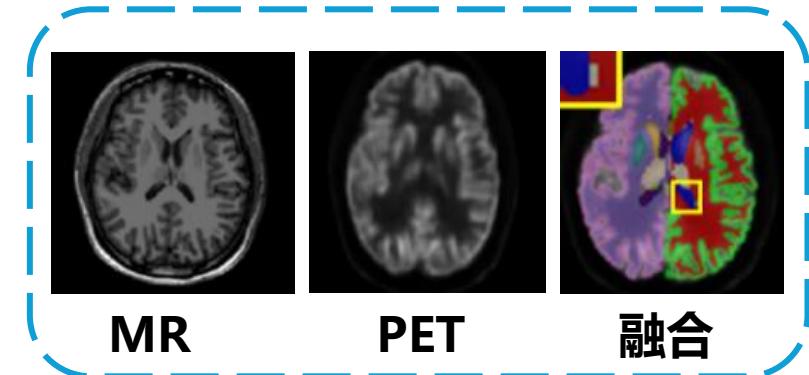
# 多模态医学图像融合

# MsgFusion: Medical Semantic Guided Two-Branch Network for Multimodal Brain Image Fusion

Jinyu Wen , Feiwei Qin , Jiao Du , Meie Fang , Xinhua Wei, C. L. Philip Chen,  
and Ping Li

# Background

- 医学图像融合在脑疾病诊断中非常重要
- 现有的方法简单套用自然图像的融合策略，忽略不同模态隐藏的独特医学语义信息 (MS-Info)
- 缺乏临床评估，现有的评估指标无法反映融合的结果对医生诊断的实际价值

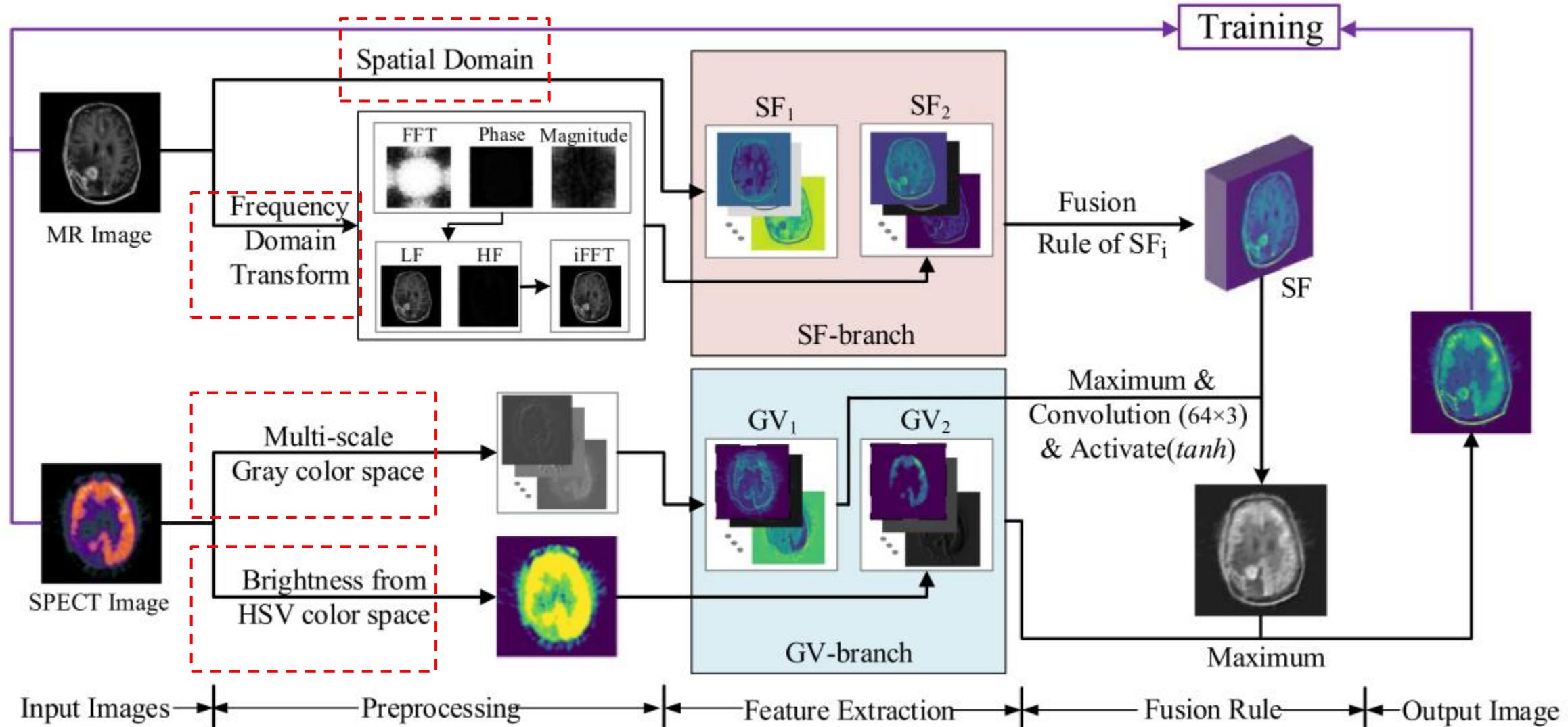


- 本文首次关注多模态医学图像的MS-Info，并将MS-Info映射到对应的图像特征，设计医学语义引导的双分支网络学习不同模态(MR/CT/PET/SPECT)的深层特征
- 在SF-branch，首次结合空间域和频率域，用于MR图像的特征提取，既保留了原始图像的特征，又提取MS-Info对应的特征
- 在GV-branch，利用灰度空间特征和HSV颜色空间中的增强亮度( $V'$ )特征，突出CT图像的特征和PET/SPECT中代谢异常组织的MS-Info

- 最后提出一种基于医生评估的临床评估方法

Modality	Key MS-Info	Image Feature	Extraction Strategy	Branch
MR	Clear shape of soft tissue	Boundary zone	High frequency band in Frequency Domain	SF-branch
	Clear internal structure of soft tissue	Internal texture detail	Low frequency band in Frequency Domain	
	NIL	More source image information	Spatial Domain	

# Overview



# SF-branch

➤ 空间域特征提取  $SF_1$

使用  $7 \times 7$  卷积核 (步长1, 填充3) 将通道数扩增至64, 经归一化和激活函数激活后输出空间域特征

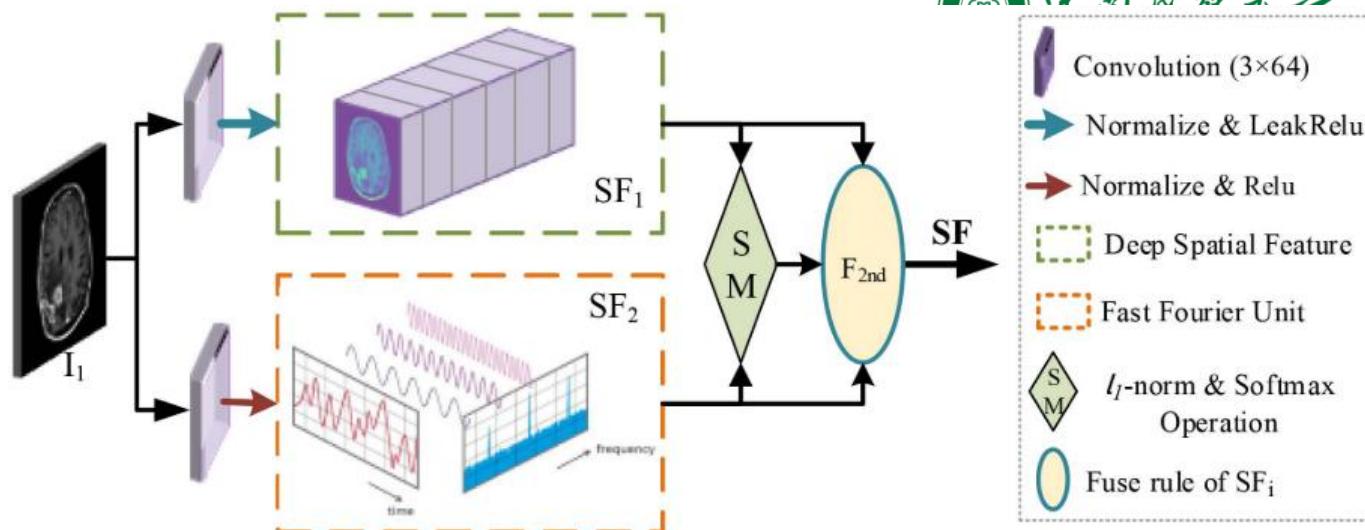
➤ 频率域特征提取  $SF_2$

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)}, \quad \text{二维离散傅里叶变换} \quad \text{空间域} \rightarrow \text{频率域}$$

图像大小:  $M \times N$      $f(x, y)$ :  $(x, y)$  的灰度值     $u, v$  是频率变量

$$\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \left( 2\pi \left( \frac{wx}{N} + \frac{vy}{N} \right) \right), \quad \text{实部 } Re$$

$$\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \sin \left( 2\pi \left( \frac{wx}{N} + \frac{vy}{N} \right) \right). \quad \text{虚部 } Im$$



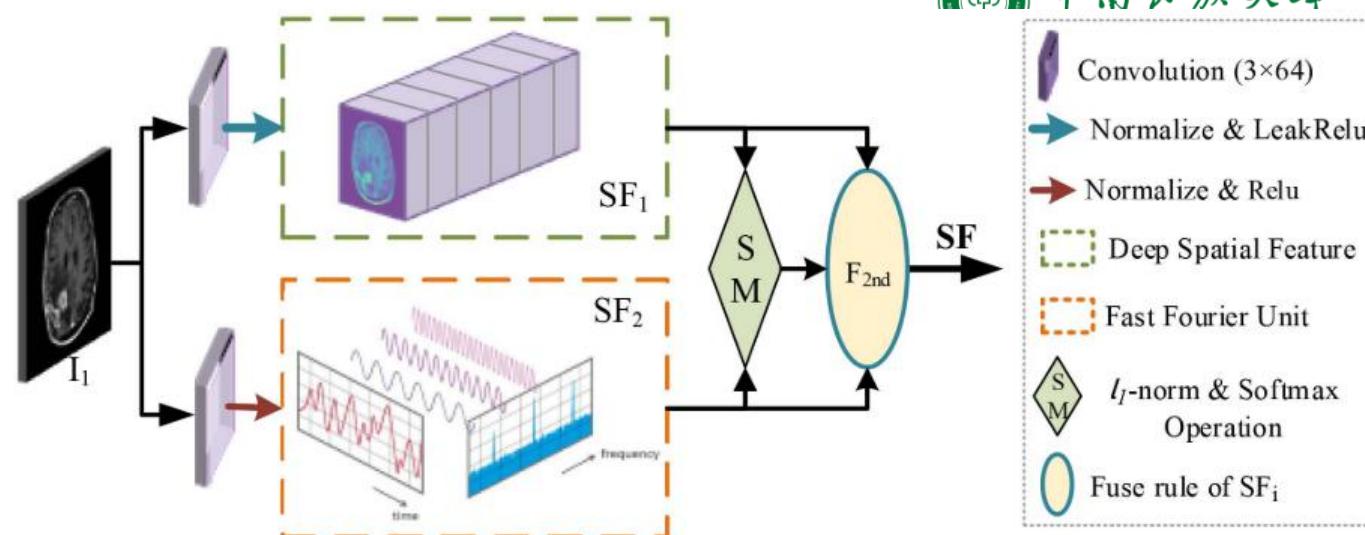
# SF-branch

$$P(u, v) = |F(u, v)|^2 = \text{Re}(u, v)^2 + \text{Im}(u, v)^2,$$

$$\phi(u, v) = \arctan \left[ \frac{\text{Im}(u, v)}{\text{Re}(u, v)} \right],$$

$$|F(u, v)| = [\text{Re}(u, v)^2 + \text{Im}(u, v)^2]^{\frac{1}{2}}.$$

频谱  
相位角  
振幅



- 首次使用傅里叶变换进行医学图像融合

图像的振幅包含图像的全局信息，即纹理信息，而相位包含图像的局部信息，即形状

$$\xi_k(x, y) = \frac{\|\psi_k(x, y)\|_1}{\sum_{i=1}^2 \|\psi_i(x, y)\|_1}, \quad k \in (1, 2)$$

$$\varphi = \sum_{i=1}^2 \xi_{k(x, y)}^{(i)} \times \psi_i.$$

$(x, y)$ : 表示特征图的坐标

$\varphi$  融合特征图：表示两个增强特征图的叠加

# GV-branch

- 利用多尺度的策略提取深层卷积特征

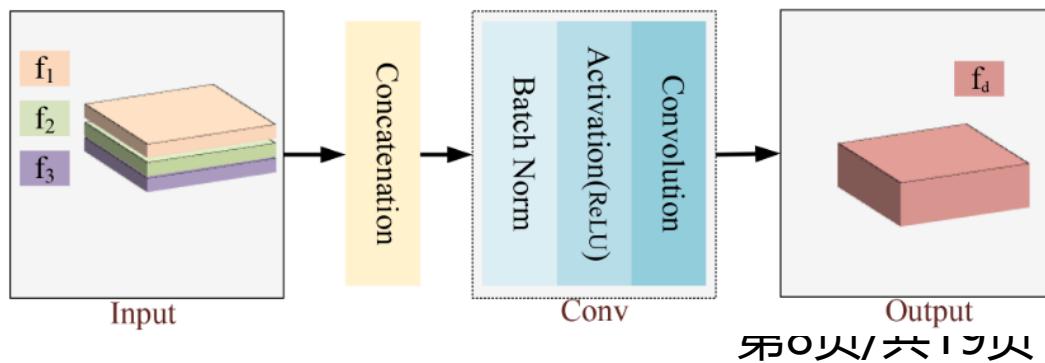
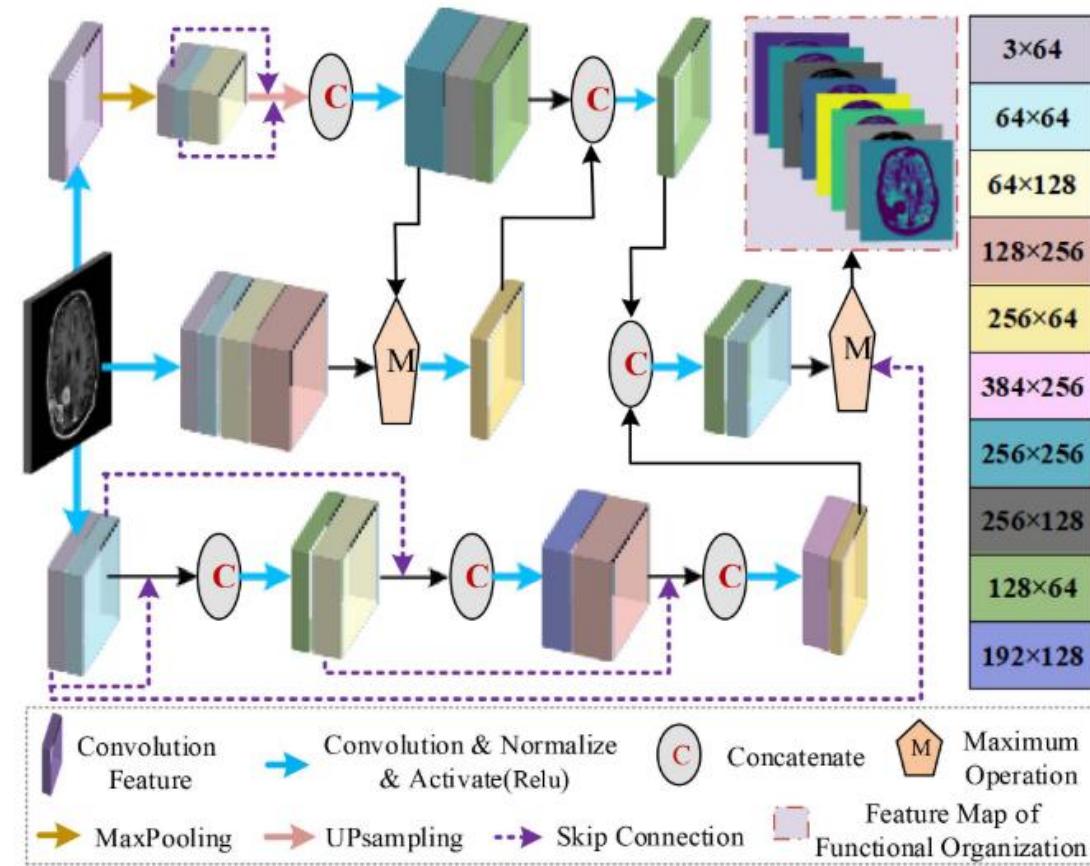
$$f_d = H_d([f_0, f_1, \dots, f_{d-1}]),$$



Concatenate、BN、Activation和Convolution

- 跳跃连接

捕捉跨区域的长期和多层次依赖关系，减少特征转移过程中的损失



# GV-branch

- 通过颜色空间变换获得亮度信息

RGB分别表示红色(R)、绿色(G)和蓝色(B)，是日常生活中接触比较多的颜色空间，比如彩色的图像等

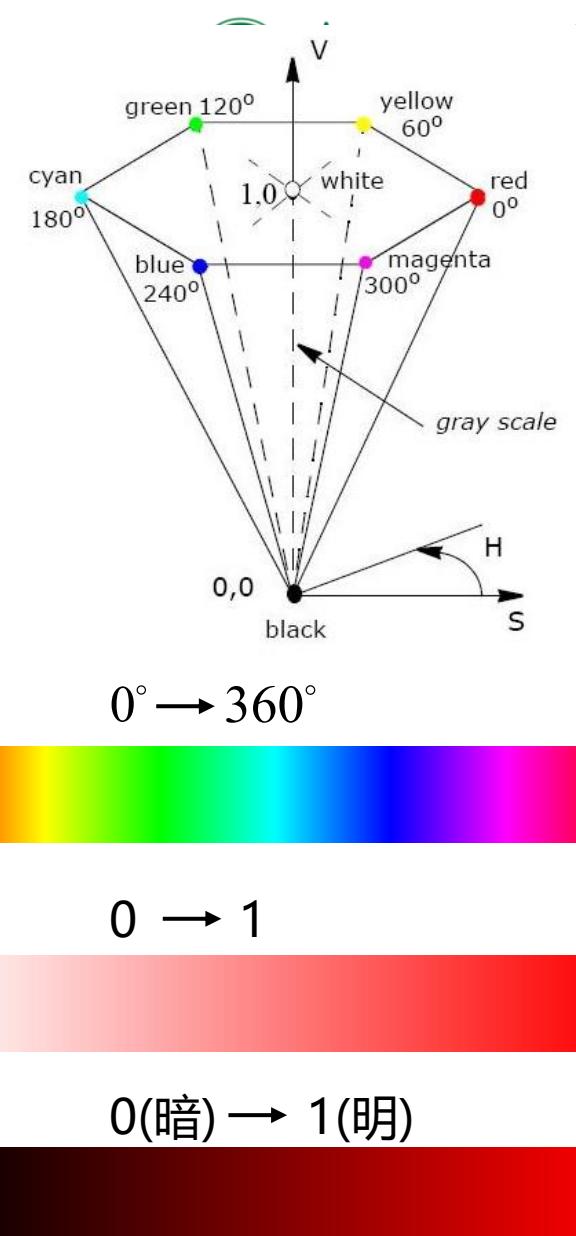
HSV是1978提出的一种颜色空间，由色度(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Value)组成

$$H = \begin{cases} 0^\circ & \text{if } M = m \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{M-m} + 0^\circ, & \text{if } M = R \text{ and } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{M-m} + 360^\circ, & \text{if } M = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \times \frac{B-R}{M-m} + 120^\circ, & \text{if } M = G \\ 60^\circ \times \frac{R-G}{M-m} + 240^\circ, & \text{if } M = B \end{cases}$$
$$M \in \text{Max}(R, G, B)$$
$$m \in \text{Min}(R, G, B)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{if } M = 0 \\ \frac{M-m}{M} = 1 - \frac{m}{M}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

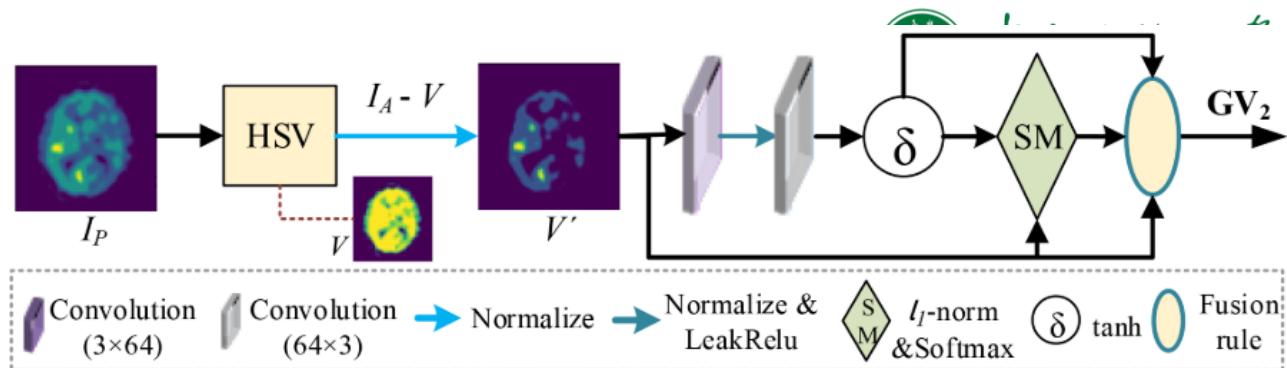
$$V = M.$$

本文采用了自定义的V



# GV-branch

$I_p$  原始PET图像  $I_A$  PET图像



## Algorithm 1: New Luminance Computation

**Input:** RGBA image  $I_p : (R, G, B, A)$

**Output:** New luminance value  $V'$

```
1: newLum ( $I_p$ ):  
2:    $I_A \leftarrow \text{Compress} (I_p);$   
3:    $I_{HSV} : (H, S, V) \leftarrow \text{Conver} (I_p);$   
4:    $V' \leftarrow I_A - V;$   
5:   return  $V';$   
6: Compress ( $I_p$ ):  
7:    $I_A \leftarrow I_p : (R) + I_p : (G) + I_p : (B);$   
8:   return  $I_A;$   
9: Conver ( $I_p$ ):  
10:   $I_A \leftarrow \text{Compress} (I_p);$   
11:   $I_{HSV} \xleftarrow{\text{Eq. (1)}} I_A;$   
12:  return  $I_{HSV} : (H, S, V);$ 
```

原始的  $V$  表示的区域不够清晰，无法准确定位病变



计算新的亮度信息  $V'$

首先对结构特征(SF和GV1)进行融合，然后将融合结果与功能特征(GV2)进行融合，有利于保留和增强待融合医学图像的关键MS-Info。

## ➤ Loss Function

$$L = \omega L_S + (1 - \omega)L_P.$$

↓  
结构相似性      ↓  
像素损失

$$L_S = \sum_{i=1}^2 \alpha_i \left( 1 - \frac{(2\mu_{I_f}\mu_{I_i} + c_1)(2\sigma_{I_f}\sigma_{I_i} + c_2)}{(\mu_{I_f}^2 + \mu_{I_i}^2 + c_1)(\sigma_{I_f}^2 + \sigma_{I_i}^2 + c_2)} \right)$$

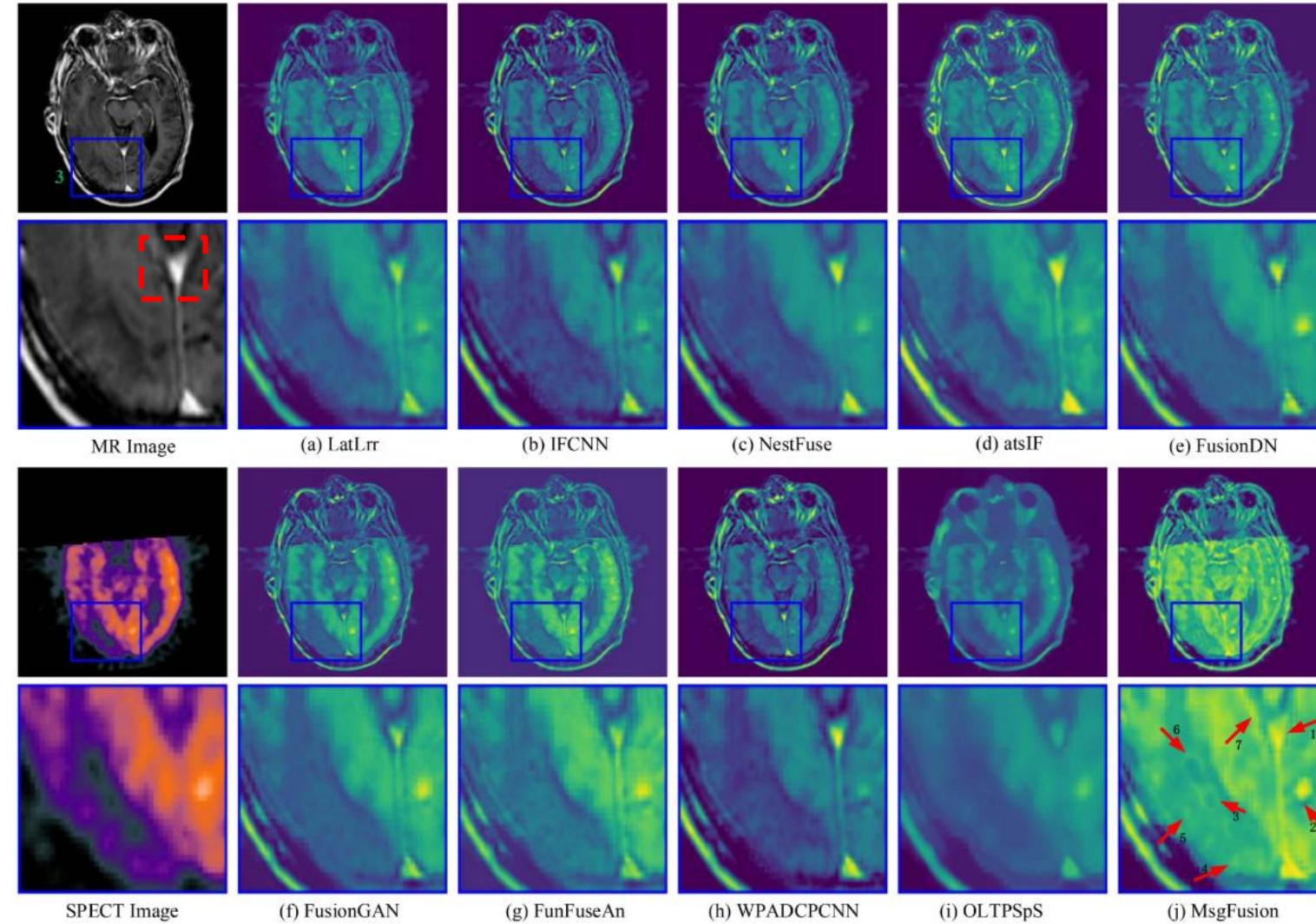
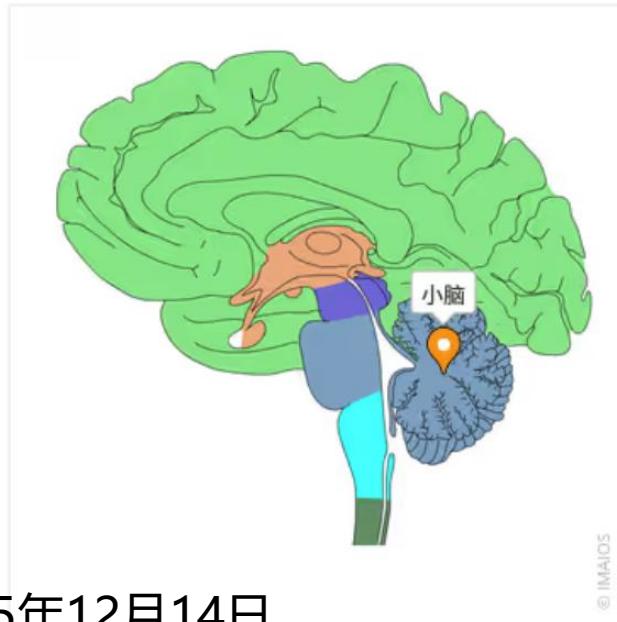
$I_f$  融合的结果， $I_i, i = 1, 2$  输入图像和源图像

$$L_P = \beta \sum_{j=1}^n (I_{f_j} - I_{1_j})^2 + (1 - \beta) \sum_{j=1}^n (I_{f_j} - I_{2_j})^2$$

# Experiments

## ➤ Fusion of MR-SPECT Pairs

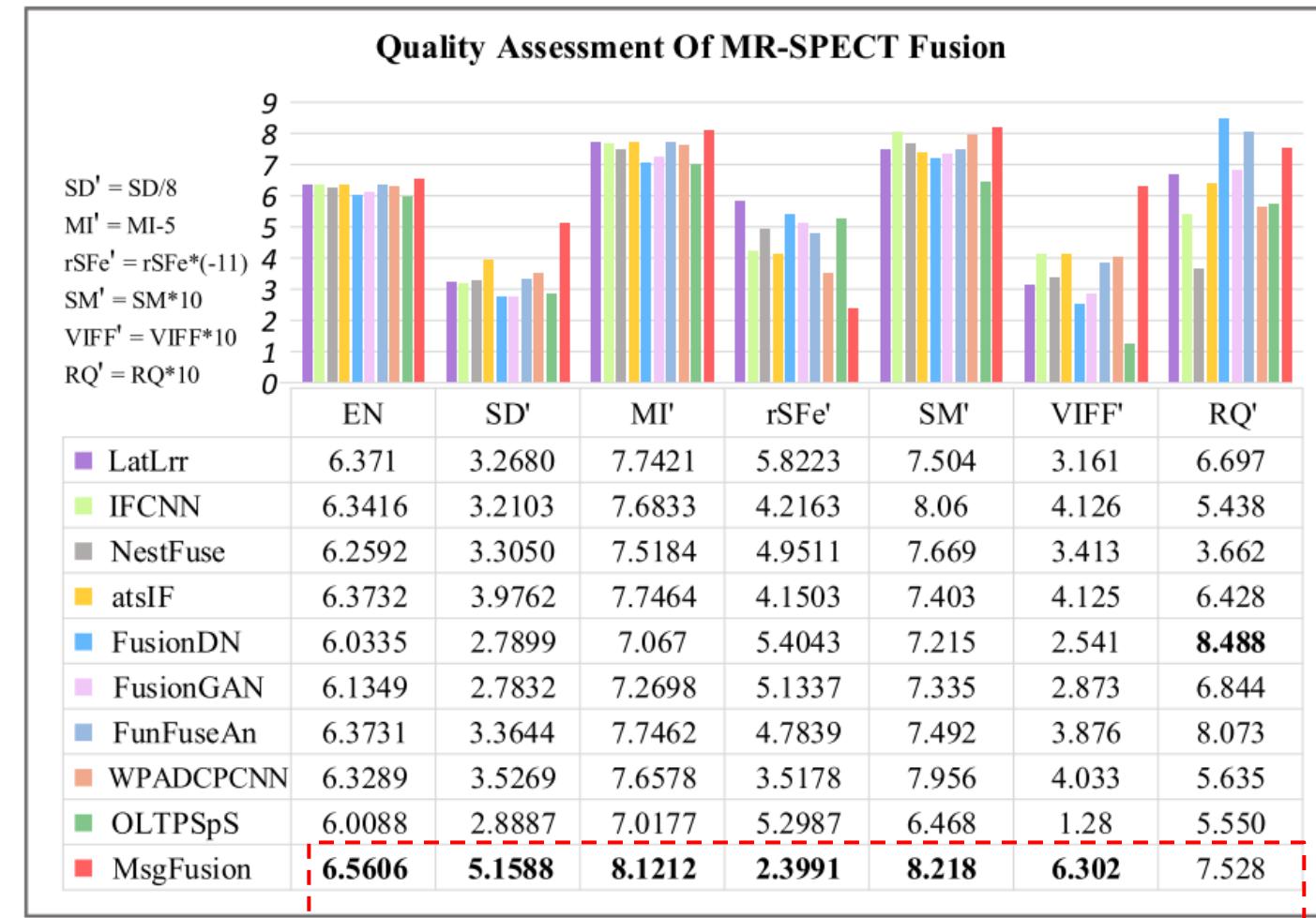
区域1是**小脑结节**。在MR源图像中可以看到轮廓清晰的小白色三角形，右上角略有模糊；在SPECT源图像中，没有明显的特征。其他的融合结果中，图像显得模糊，与周围组织难以区分。



# Experiments

## ➤ Fusion of MR-SPECT Pairs

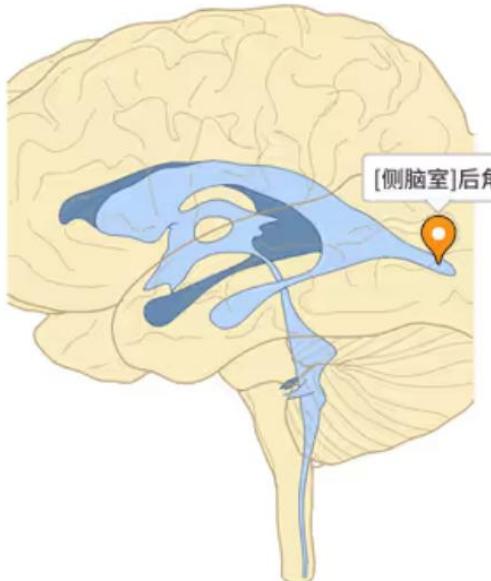
本文的MsgFusion在6个评估指标中处于领先



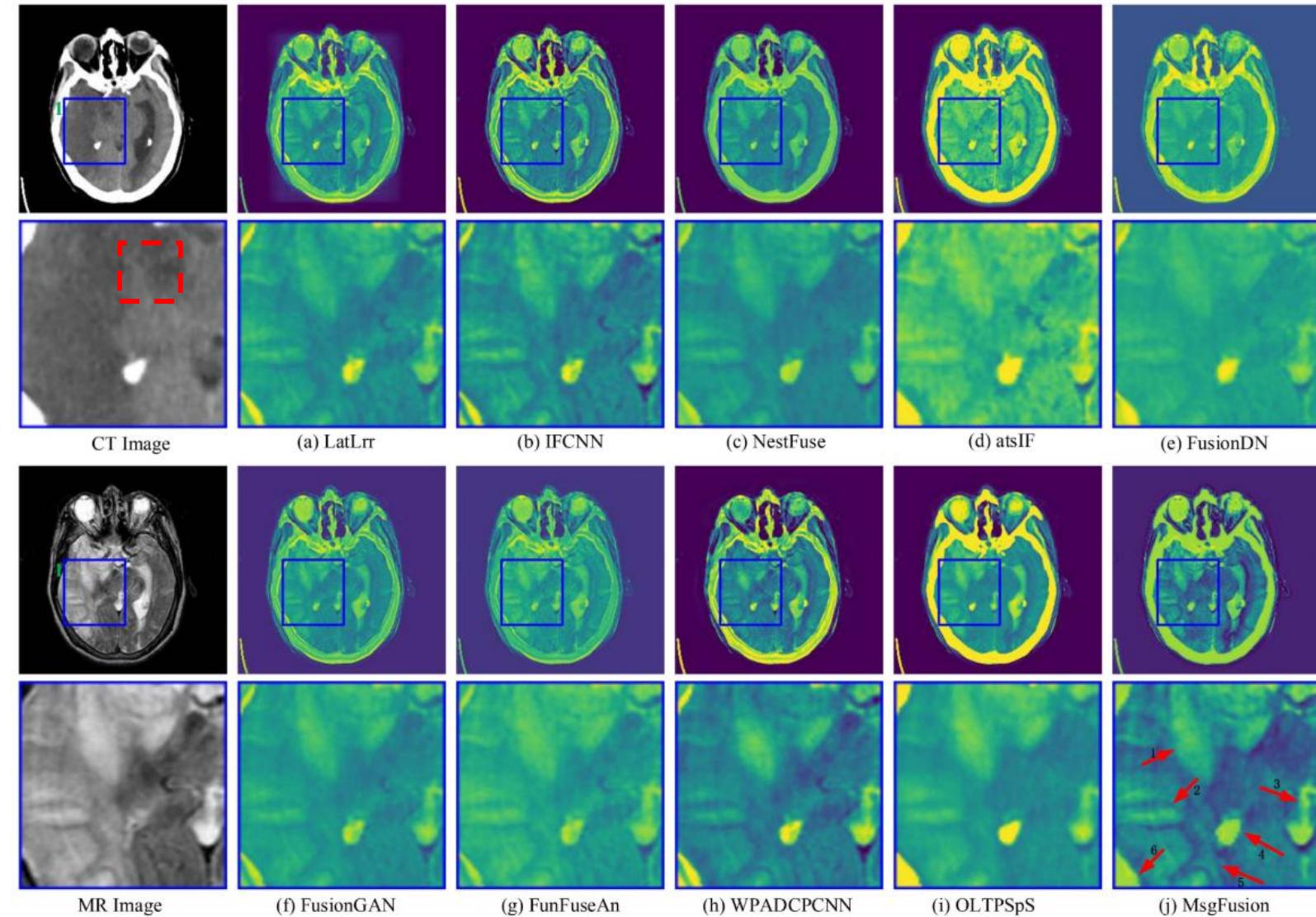
# Experiments

## ➤ Fusion of MR-CT Pairs

区域4为**侧脑室后角**，主要体现在CT图像上。在MR图像上不是特别明显，但可以通过与周围组织的仔细区分来发现



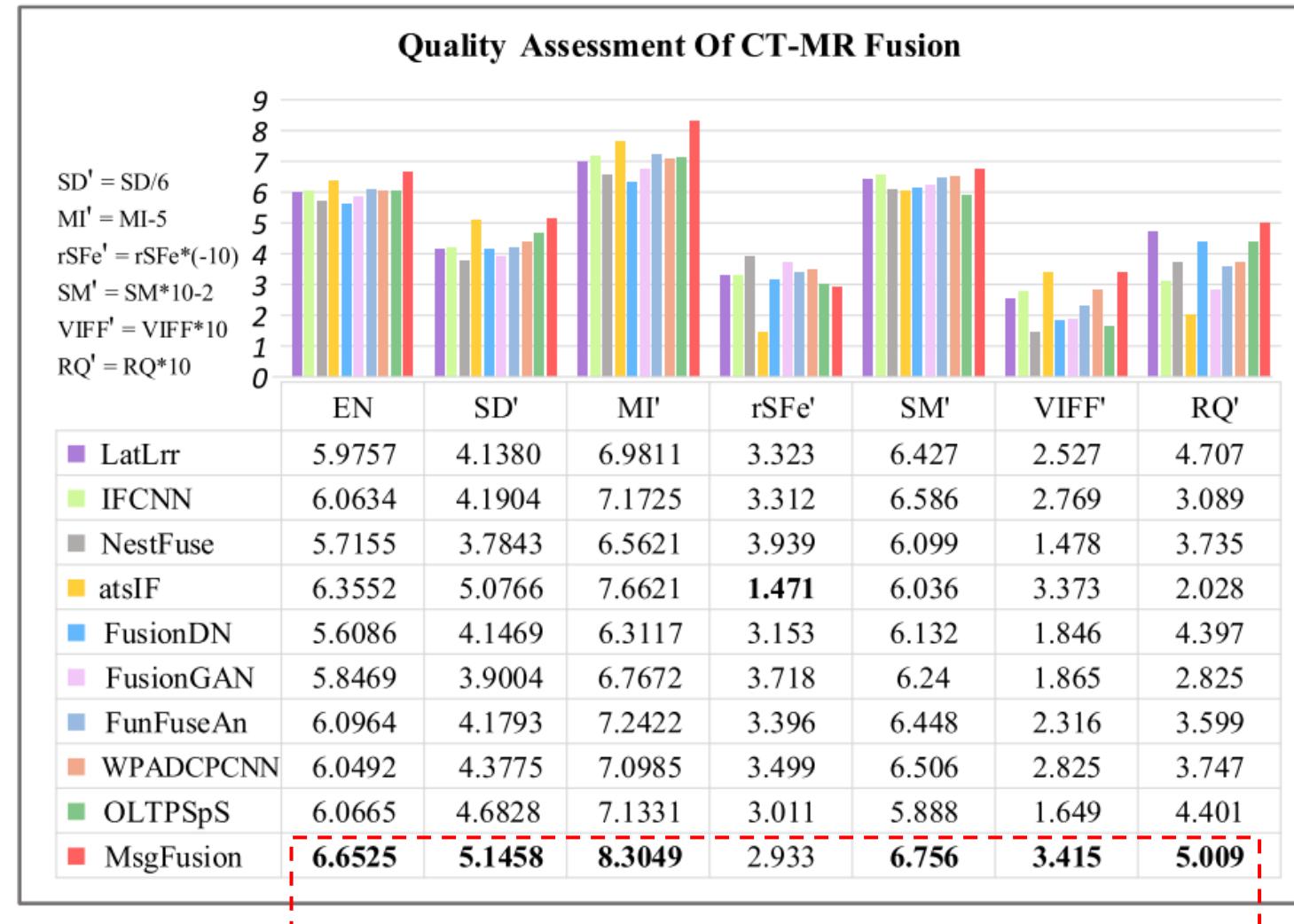
© IMAIOS



# Experiments

## ➤ Fusion of MR-CT Pairs

本文的MsgFusion在6个评估指标中处于领先



# Experiments

## ➤ Ablation Study

<b>Whole image</b>	EN	SD	MI	rSFe	SM	VIFF
w/o FFU	4.5027	56.8141	9.0054	-0.5018	0.2704	0.3219
w/o LightV	3.5768	36.7745	7.1537	-0.2977	0.3523	0.1262
MsgFusion	4.476	67.5634	8.952	-0.4103	0.3205	0.4076
<b>Average ROIs</b>	EN	SD	MI	rSFe	SM	VIFF
w/o FFU	6.9201	52.0514	13.8401	-0.4204	0.5594	0.3227
w/o LightV	5.9916	34.0278	11.9832	-0.3802	0.6118	0.1738
MsgFusion	6.9598	54.9381	13.9195	-0.3467	0.5830	0.3652

MsgFusion在Whole image和Average ROIs中都取得了最好的评估指标

# Experiments

## ➤ Questionnaire Survey

	$Q_1$	$Q_2$	$Q_3$	$Q_4$	$Q_5$	$Q_6$	$Q_7$	$Q_8$	$Q_9$	$Q_{10}$	$Q_{11}$	$Q_{12}$	$Q_{13}$	$Q_{14}$	$Q_{15}$	$\sum$
<b>LatLrr [7]</b>	6	12	9	5	3	3	7	4	8	4	7	4	10	6	10	98
<b>NestFuse [17]</b>	16	10	7	9	8	10	8	6	7	1	6	5	5	6	2	106
<b>atsIF [8]</b>	9	7	7	5	10	2	9	8	12	5	9	15	3	10	4	115
<b>FusionGAN [15]</b>	7	8	7	0	6	4	2	10	4	15	3	2	11	7	2	88
<b>FunFuseAn [14]</b>	0	1	1	6	4	4	5	4	9	7	4	6	6	1	12	70
<b>Our MsgFusion</b>	7	5	12	17	12	21	13	12	4	11	14	10	9	13	11	172

MsgFusion在15个问题中，得到了172个计数选择，远超过次优方法atsIF的115

# Experiments

## ➤ Computational Cost

LatLrr	IFCNN	NestFuse	atsIF	FusionDN
41.2933	0.2241	0.9762	6.7982	0.6873
FusionGAN	FunFuseAn	WPADCPCNN	OLTPSpS	MsgFusion
0.4924	0.3599	39.6705	48.59	2.0048

MsgFusion的平均运行时间是2.0048秒，虽然不是最优的方法，但总体上来说可以接受的

**Thank you**