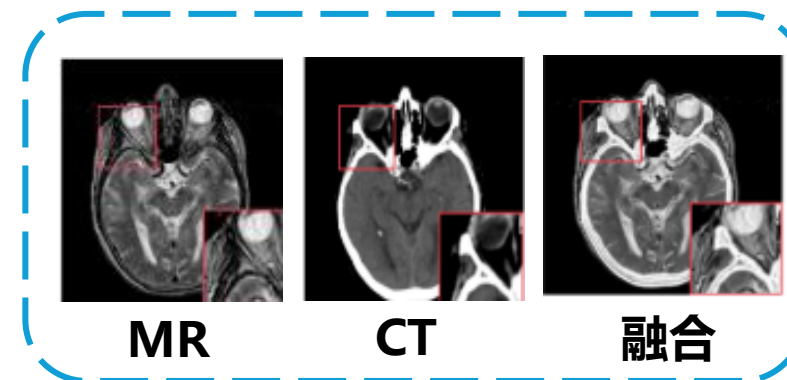
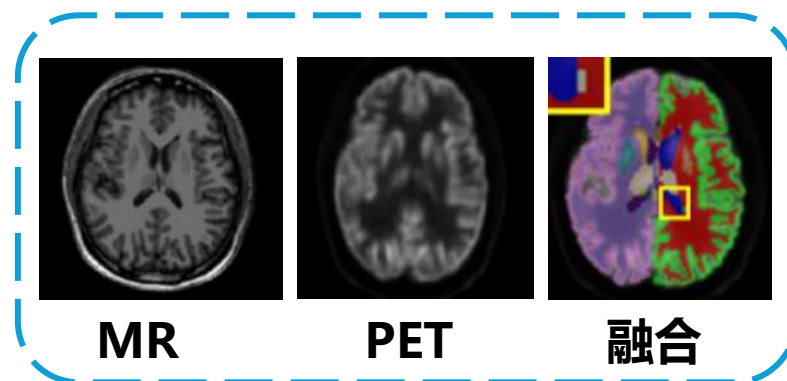


多模态医学图像融合


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

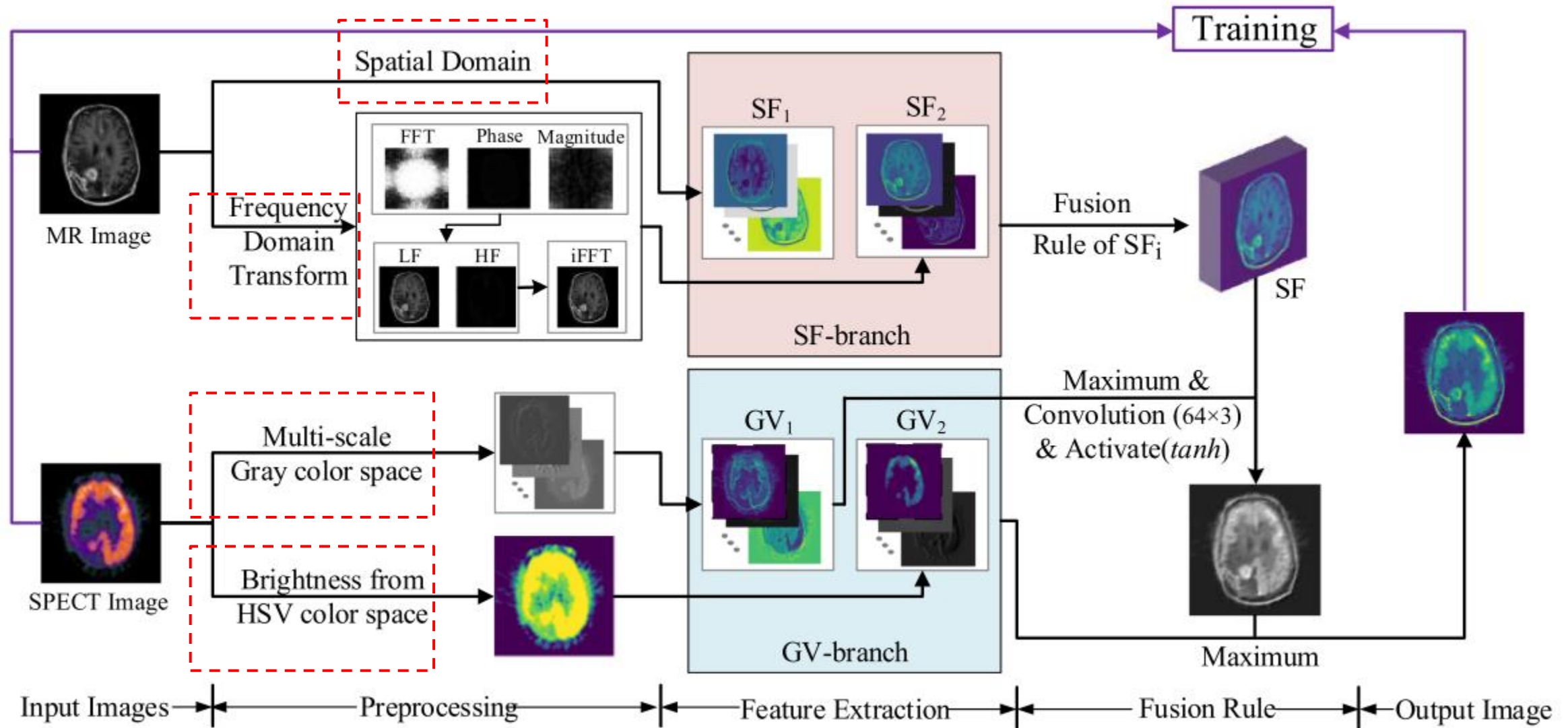
Jinyu Wen ,FeiweiQin ,JiaoDu , Meie Fang , Xinhua Wei, C. L. Philip Chen,
and Ping Li

- 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
<div>MR</div> 	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	



SF-branch

➤ 空间域特征提取 SF_1

使用7×7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

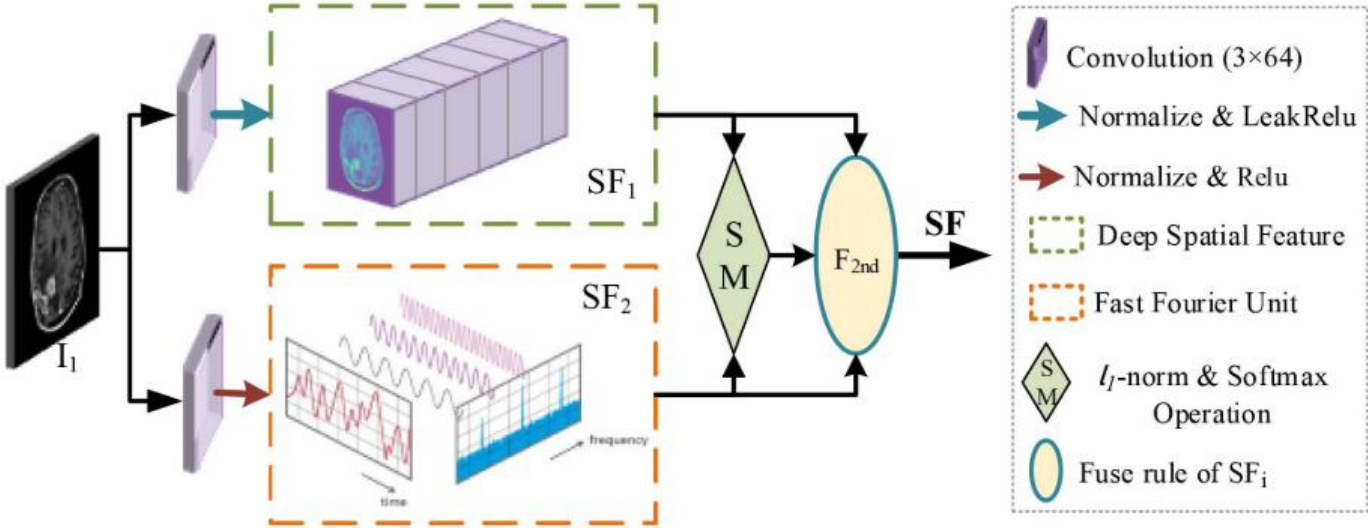
➤ 频率域特征提取 SF_2

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

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

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

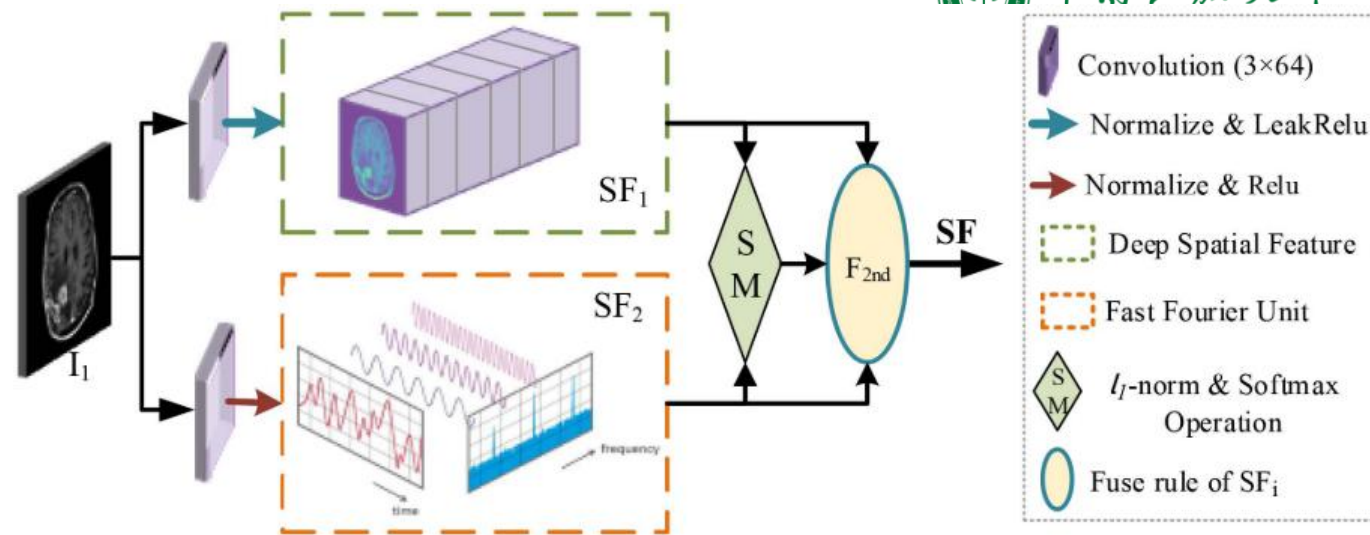


$$P(u,v) = |F(u,v)|^2 = Re(u,v)^2 + Im(u,v)^2,$$
$$\phi(u,v) = \arctan \left[\frac{Im(u,v)}{Re(u,v)} \right],$$
$$|F(u,v)| = [Re(u,v)^2 + Im(u,v)^2]^{\frac{1}{2}}.$$

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

φ 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

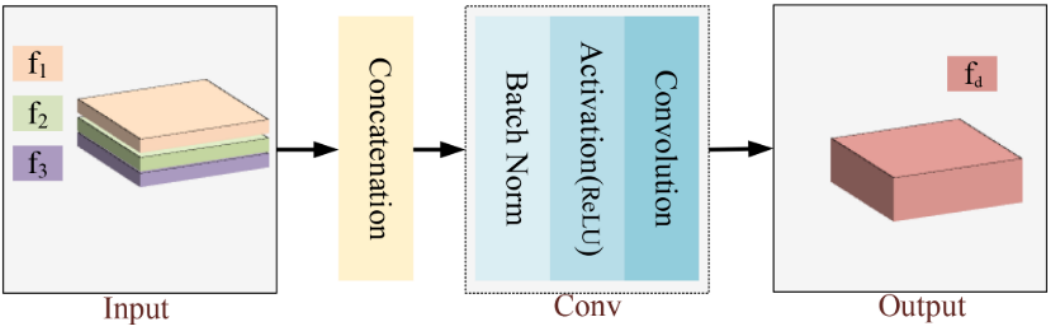
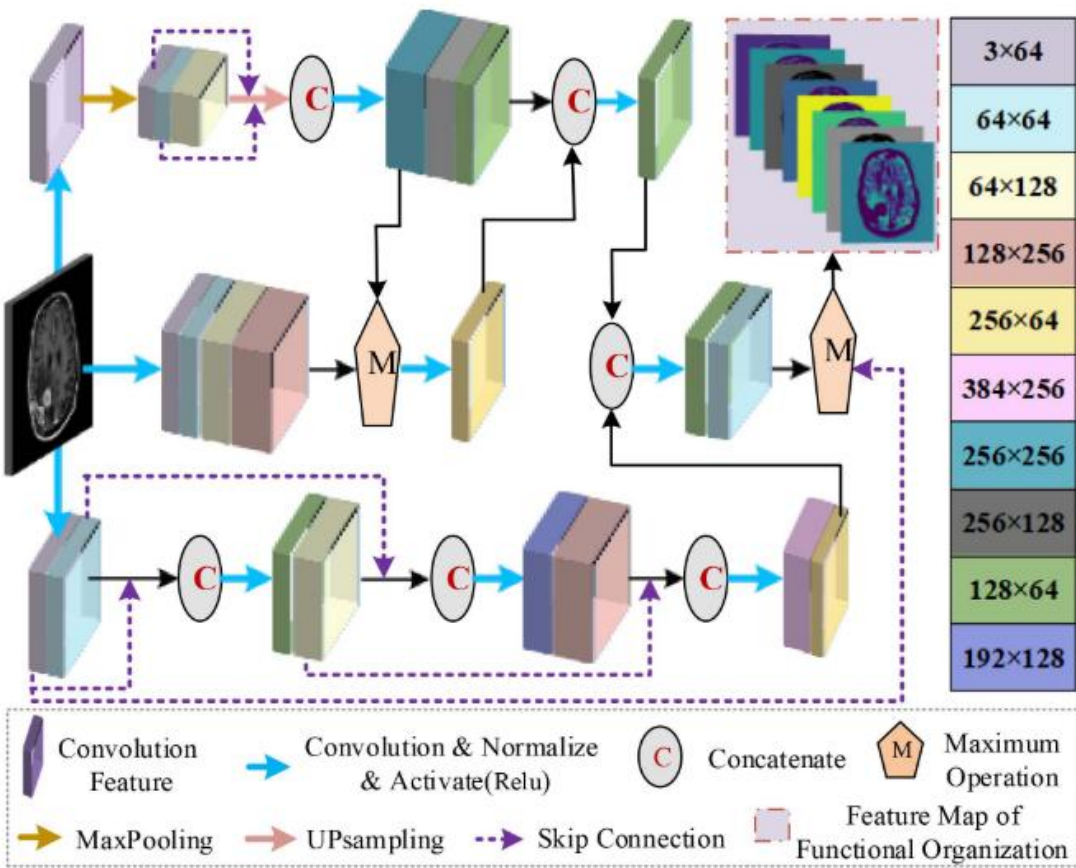
$$f_d = H_d([f_0, f_1, \dots, f_{d-1}]),$$



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

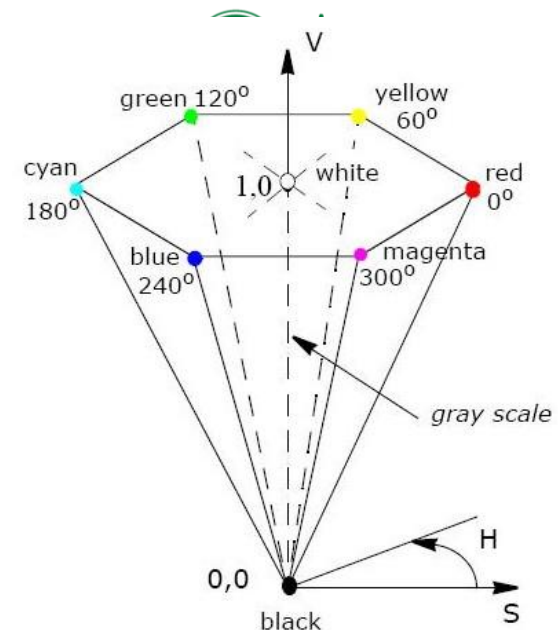
HSV是1978提出的一种颜色空间，由色度(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Value)组成

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

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

$$V = M.$$

本文采用了自定义的V



H $0^\circ \rightarrow 360^\circ$



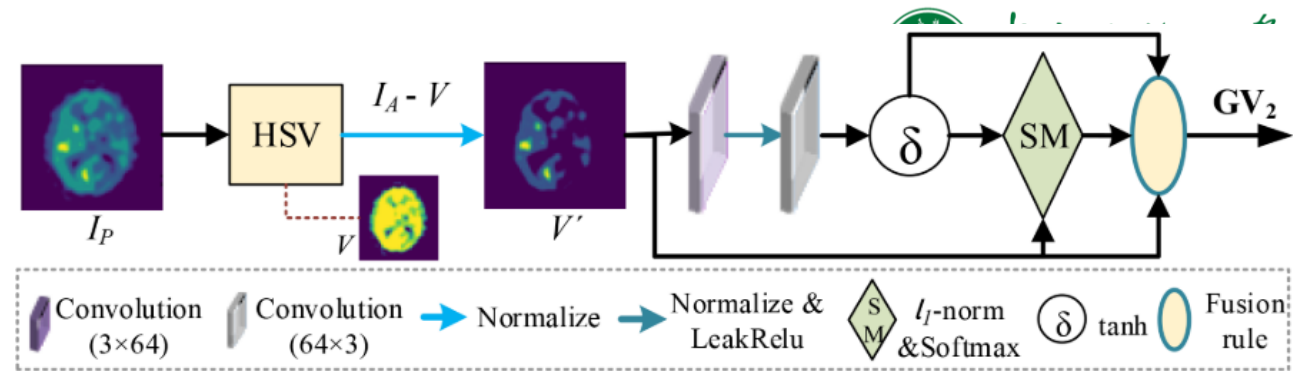
S $0 \rightarrow 1$



V $0(\text{暗}) \rightarrow 1(\text{明})$



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):
$$7: \quad I_A \leftarrow I_p : (R) + I_p : (G) + I_p : (B);$$
8: **return** I_A ;

9: **Conver** (I_p):

10: $I_A \leftarrow \text{Compress}(I_p)$;
$$11: \quad I_{HSV} \xleftarrow{Eq. (1)} I_A;$$
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

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

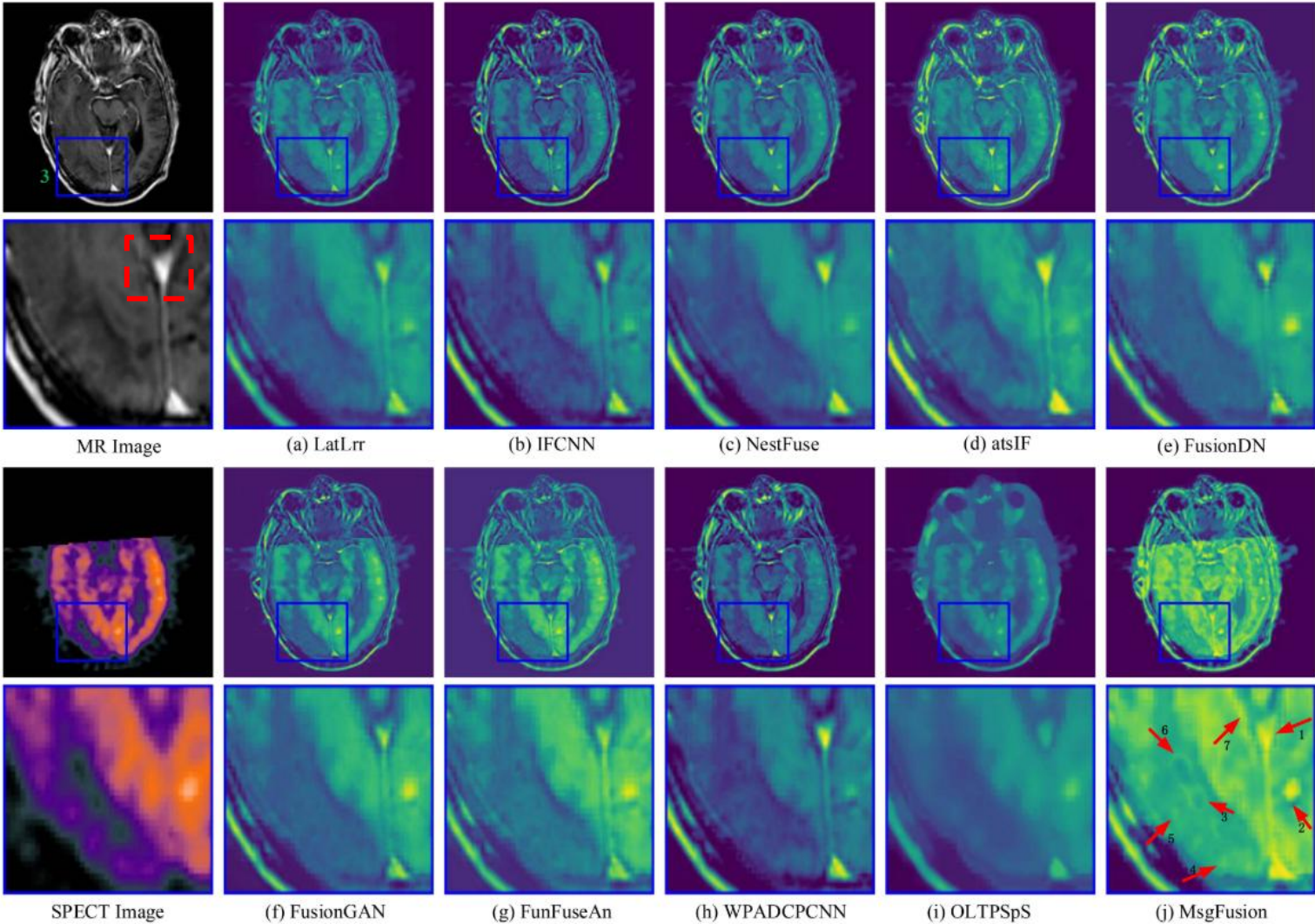
I_f 融合的结果, $I_i, i=1,2$ 输入图像和源图像

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

Experiments

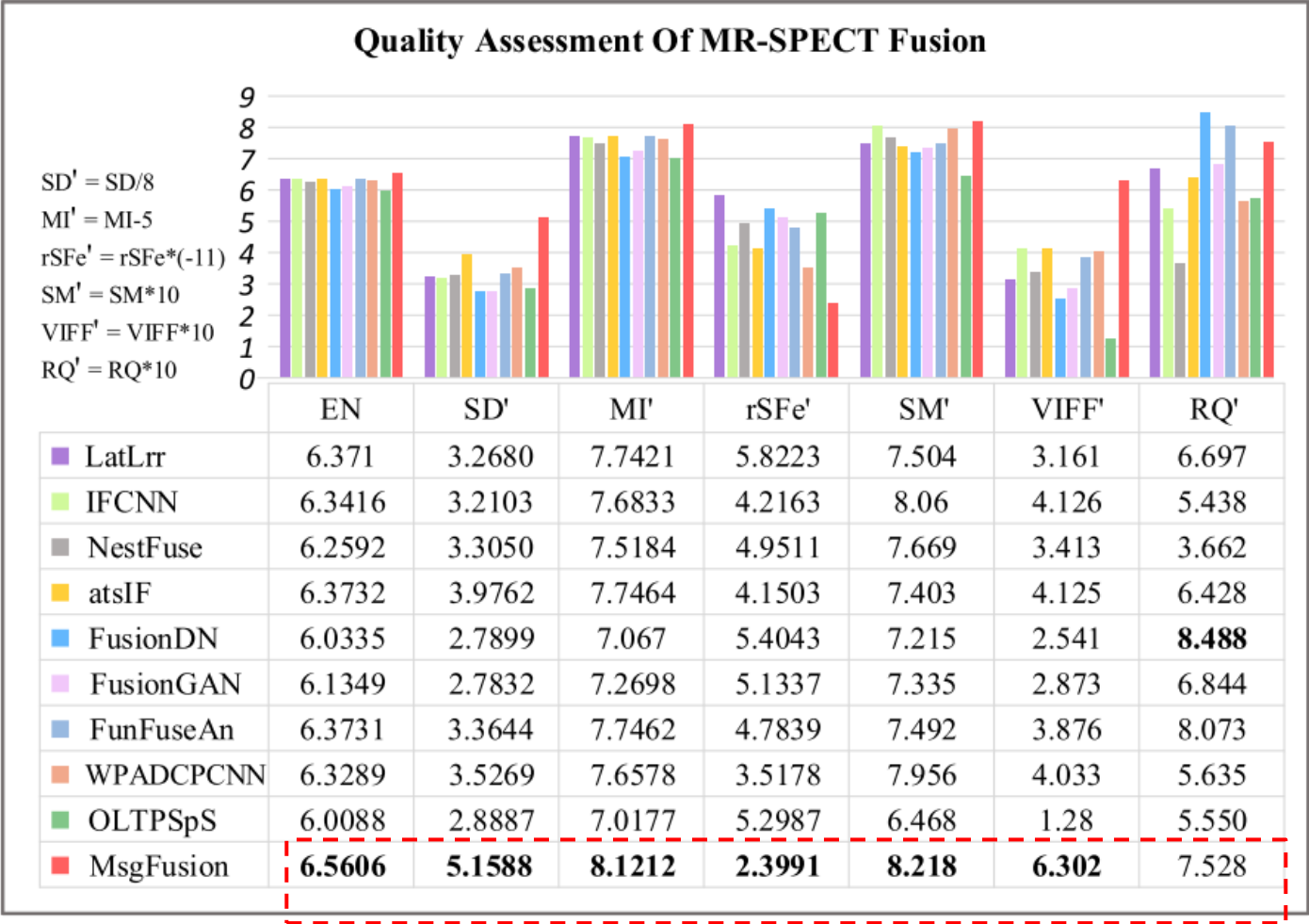
➤ Fusion of MR-SPECT Pairs

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。



➤ Fusion of MR-SPECT Pairs

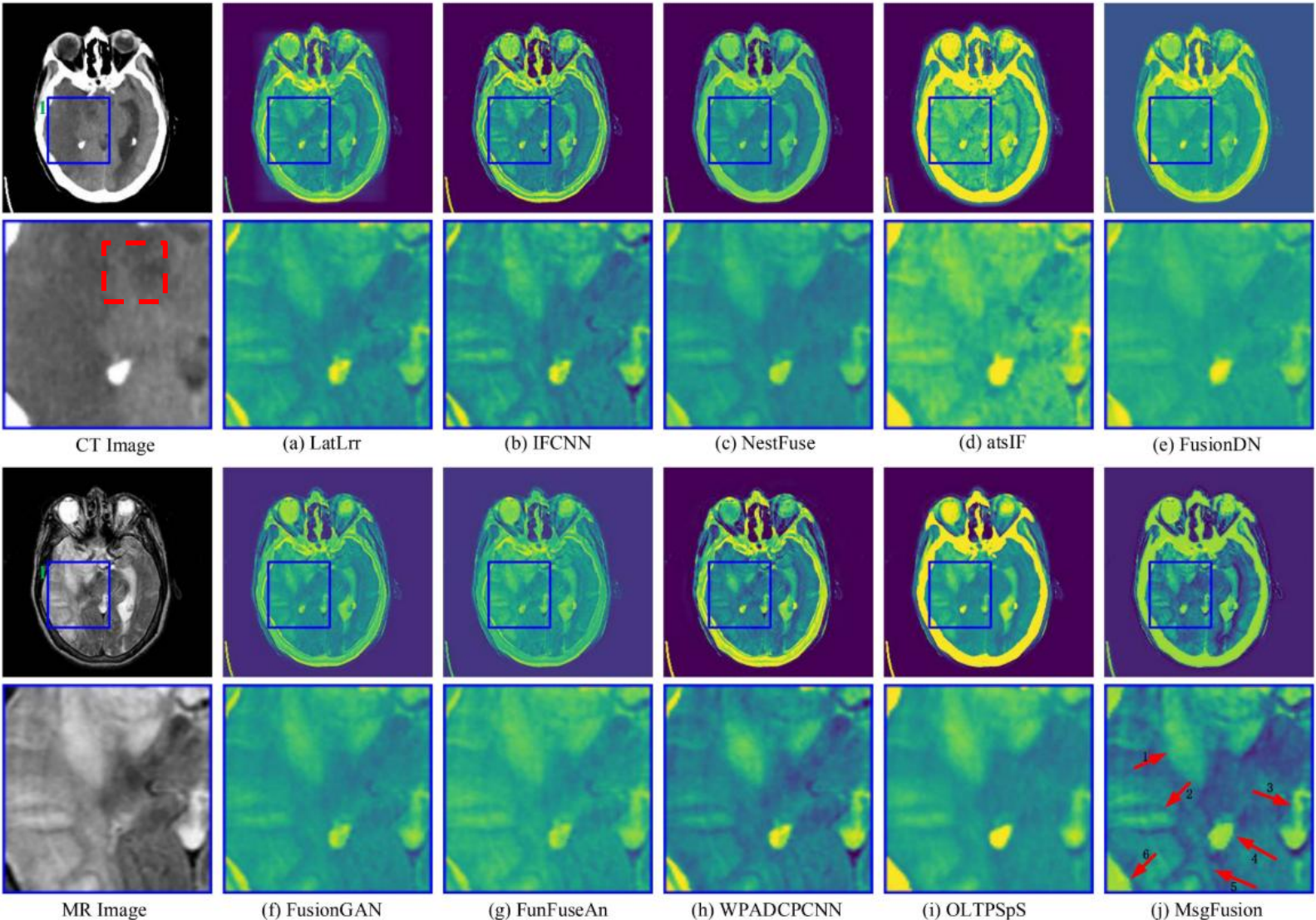
本文的MsgFusion在6个评估指标中处于领先



Experiments

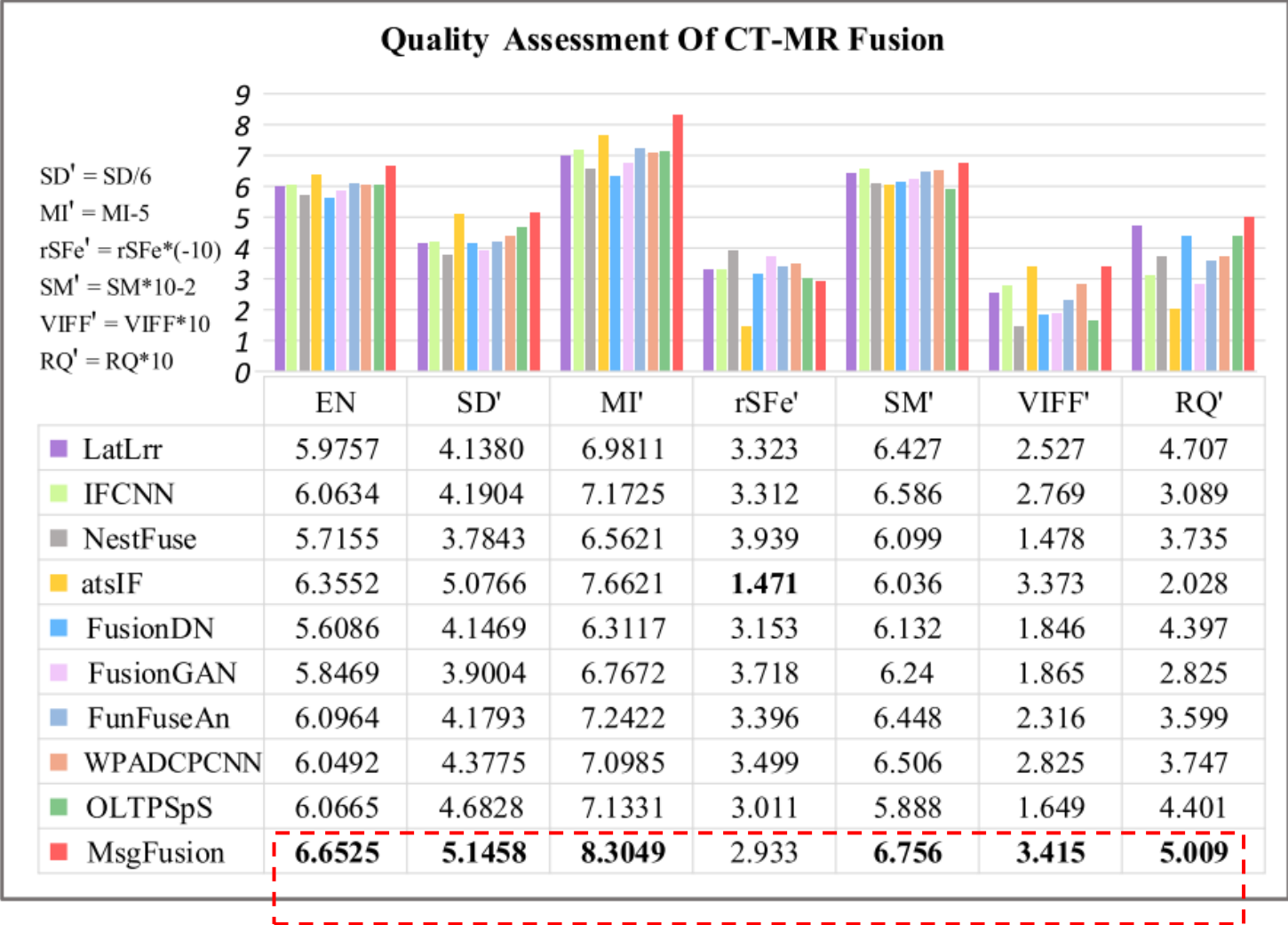
➤ Fusion of MR-CT Pairs

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



➤ Fusion of MR-CT Pairs

本文的MsgFusion在6个评估指标中处于领先



➤ Ablation Study

Whole image	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
Average ROIs	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

➤ 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}	Σ
LatLrr [7]	6	12	9	5	3	3	7	4	8	4	7	4	10	6	10	98
NestFuse [17]	16	10	7	9	8	10	8	6	7	1	6	5	5	6	2	106
atsIF [8]	9	7	7	5	10	2	9	8	12	5	9	15	3	10	4	115
FusionGAN [15]	7	8	7	0	6	4	2	10	4	15	3	2	11	7	2	88
FunFuseAn [14]	0	1	1	6	4	4	5	4	9	7	4	6	6	1	12	70
Our MsgFusion	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

➤ 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