

多模态医学图像融合

Xinze LI

想做的搞法

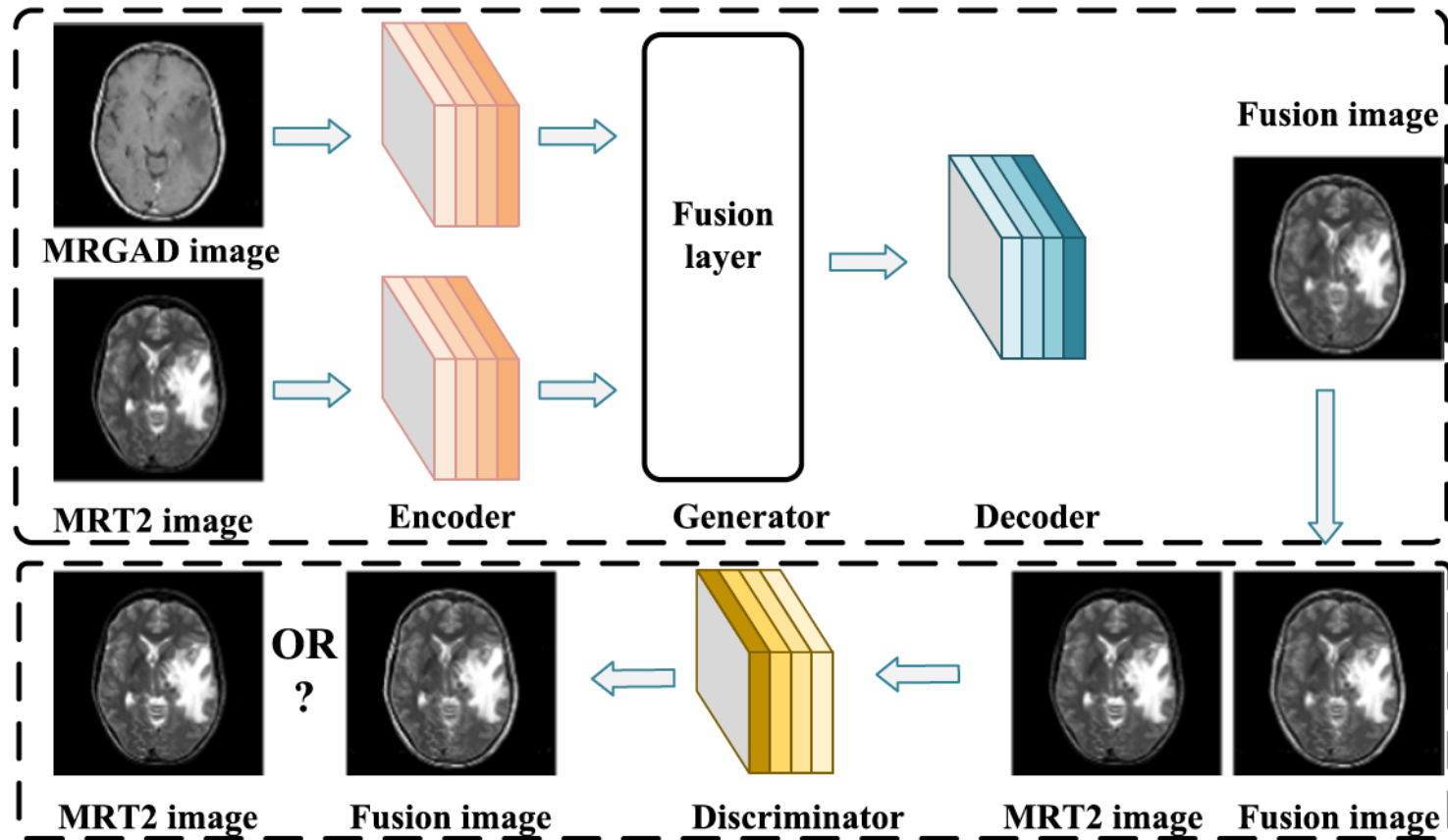
- 想试试 GAN Based
- 不过还在 Survey，先汇报一篇可以作为 Backbone 的文章吧

Medical image fusion method
based on dense block and deep
convolutional generative
adversarial network

本文贡献

- 设计了 Dense Block 和 Encoder-Decoder 组成的模型。
- 在 Encoder 的构建中，灵活设计了特征融合规则
- 针对医学图像设置了不同的损失函数来约束生成器的训练，以确保生成的图像能够保留图像的强度信息和详细信息。

Structure



MRGAD (Magnetic Resonance Gradient Echo with Automatic Detection)
MRT2 (Magnetic Resonance T2-weighted Imaging)

The framework of generator

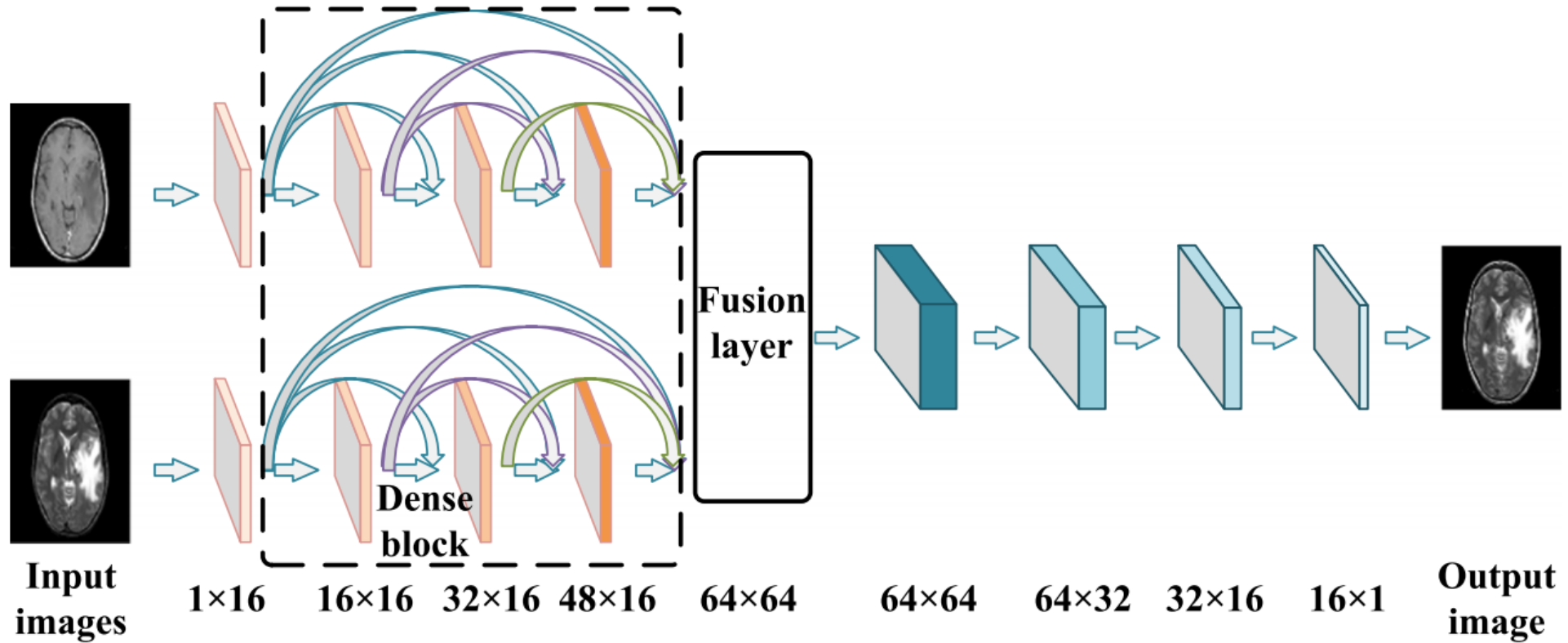


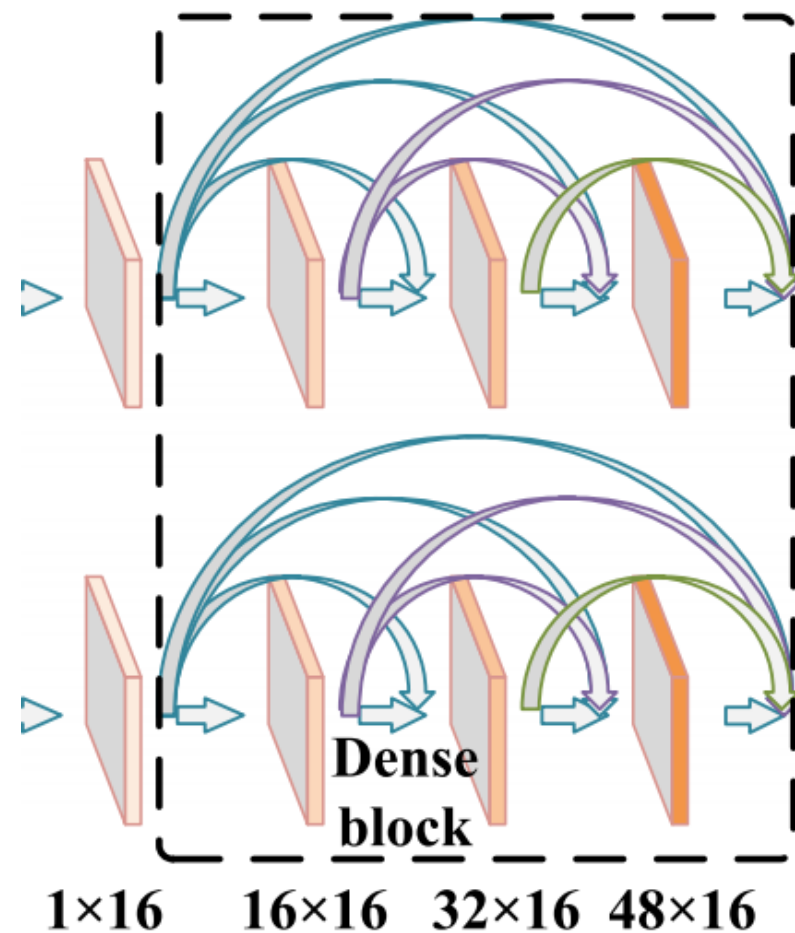
Fig. 2 The framework of generator

The framework of generator

- G: Encoder + Feature Fusion Layer + Decoder 组成
- 输入: 为一对医学图像, 输出为对应的生成图像。 *i.e* *MRGAD+MRT2*

The framework of generator

- Novelty1: 为了提取图像的更深层次相关信息并避免丢失中间层特征，本文将卷积层与密集块（Dense Block）结合在编码器设置中，以保留尽可能多的深层特征，并确保所有显著特征在特征融合阶段都能被使用。



Fusion Layer

- Previous work: 没有考虑不同图像中相应位置特征的差异, 这可能导致重建过程中最终融合图像中显著信息的缺失。
- 因此设计了: 基于Lmax范数设计了相应的特征融合规则, 以满足显著特征的加权处理。

Lmax 范数的定义

Lmax范数是一个简单的特征选择方法, 其定义如下:

- 定义: 给定一组特征 $\{f_1(x, y), f_2(x, y), \dots, f_M(x, y)\}$ 在像素位置 (x, y) 的值, Lmax范数选择这些特征中的最大值。
- 公式:

$$C(x, y) = \max_{i \in \{1, \dots, M\}} (f_i(x, y))$$

其中, $f_i(x, y)$ 表示第 i 个特征在像素位置 (x, y) 的值, M 是特征的总数。

应用

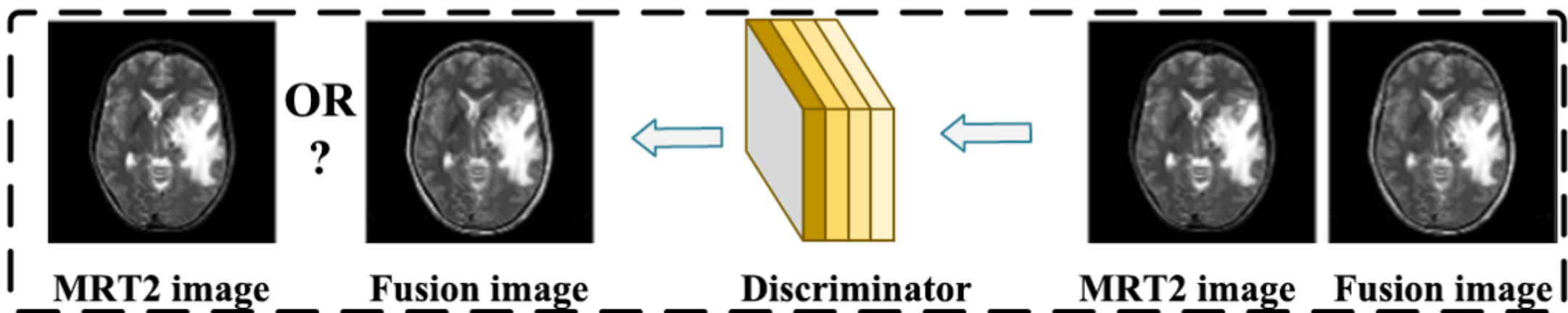
- **特征融合:** 在图像融合中, Lmax范数被用来选择不同图像中在同一位置具有最大值的特征, 从而在最终融合图像中保留最显著的信息。通过这种方式, Lmax范数有助于减少信息的冗余和丢失, 提升融合图像的质量。
- **特征选择:** 在处理多通道图像数据时, Lmax范数能够有效地从多个特征通道中提取最显著的特征值, 用于进一步的分析或处理。

Limitations of Lmax

- 忽略其他信息: Lmax范数只考虑特征中的最大值, 可能会忽略其他有价值的特征信息, 这在一些应用中可能导致信息的丢失。
- 可能引入噪声: 在某些情况下, 选择最大值可能会引入噪声, 尤其是在特征值差异不大的情况下。
- 感觉这是一个可以改进的点 (有待调查已经有的基于此的后续工作)

Discriminator

- 前置：传统的医学图像融合通常在CT-MRI、MRGAD-MRT2等图像对上进行。MRGAD和MRT2均属于磁共振成像，其中T2是横向弛豫时间常数。MRT2是主要反映组织之间T2特征参数的成像，而GAD（钆-DTPA）是对比剂，可用于增强MRI成像。以MRGAD-MRT2为例，MRT2图像包含足够的边缘细节信息。
- 判别器D的最终目的：促使生成的Fusion Image 在保留低 Low-res Image 轮廓信息的同时，尽可能保留 High-res Image 的详细信息。因此，生成的图像和High-res Image 被用作 D的输入图像。由于判别器的最终目的是完成分类任务



Discriminator

- 这个判别器应该是可以改的更好的，还可以调查一下后面的文章

Train & Test

- **Training Set:** 使用哈佛医学院的The Whole Brain Atlas数据库提供的脑部医学图像作为训练数据集。该数据库包含不同疾病的脑部图像。从数据集中选择1063对医学图像作为训练输入。

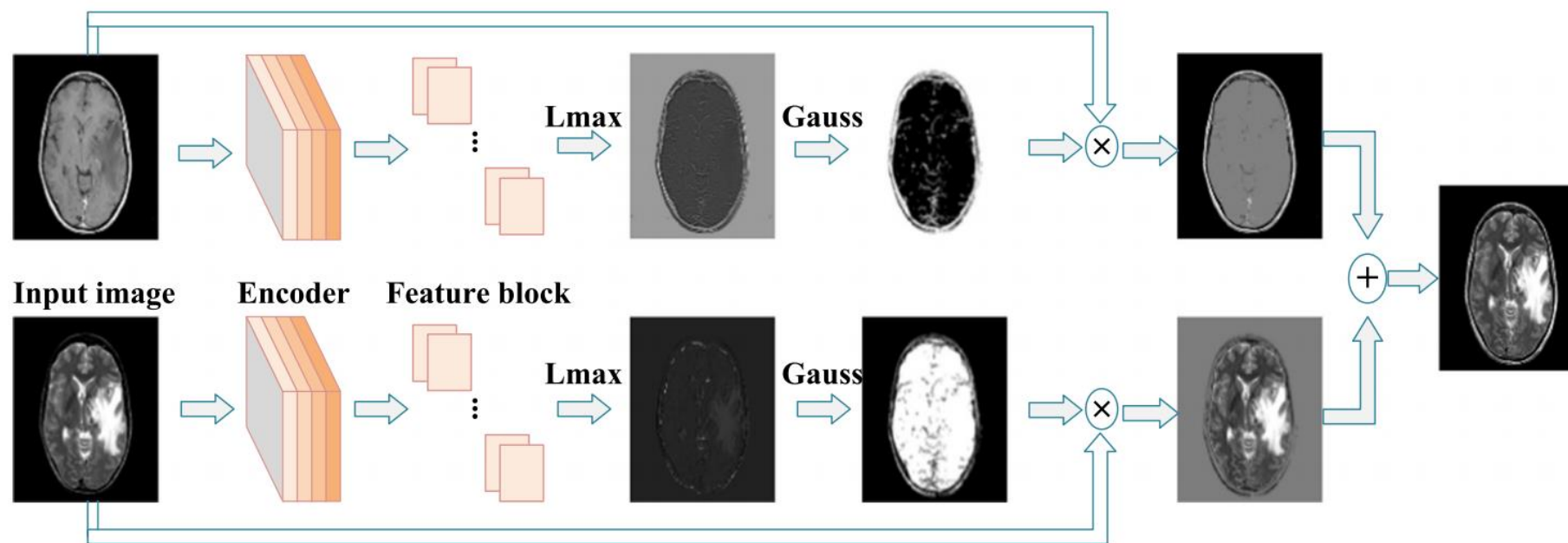
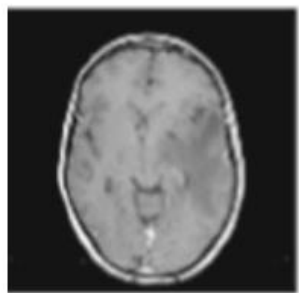
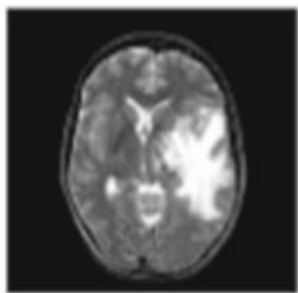


Fig. 3 The framework of test process

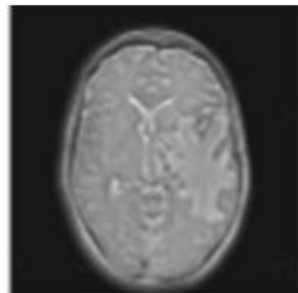
Result



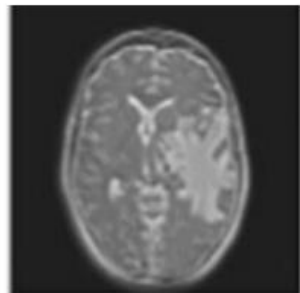
(a) MRGAD



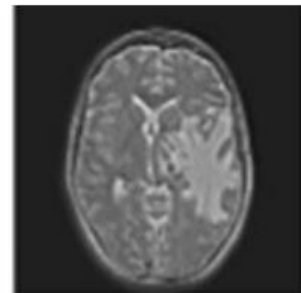
(b) MRT2



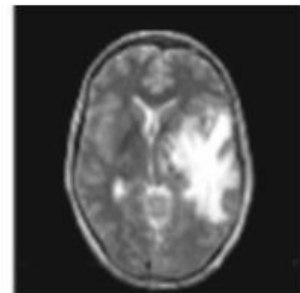
(c) Add



(d) Mean



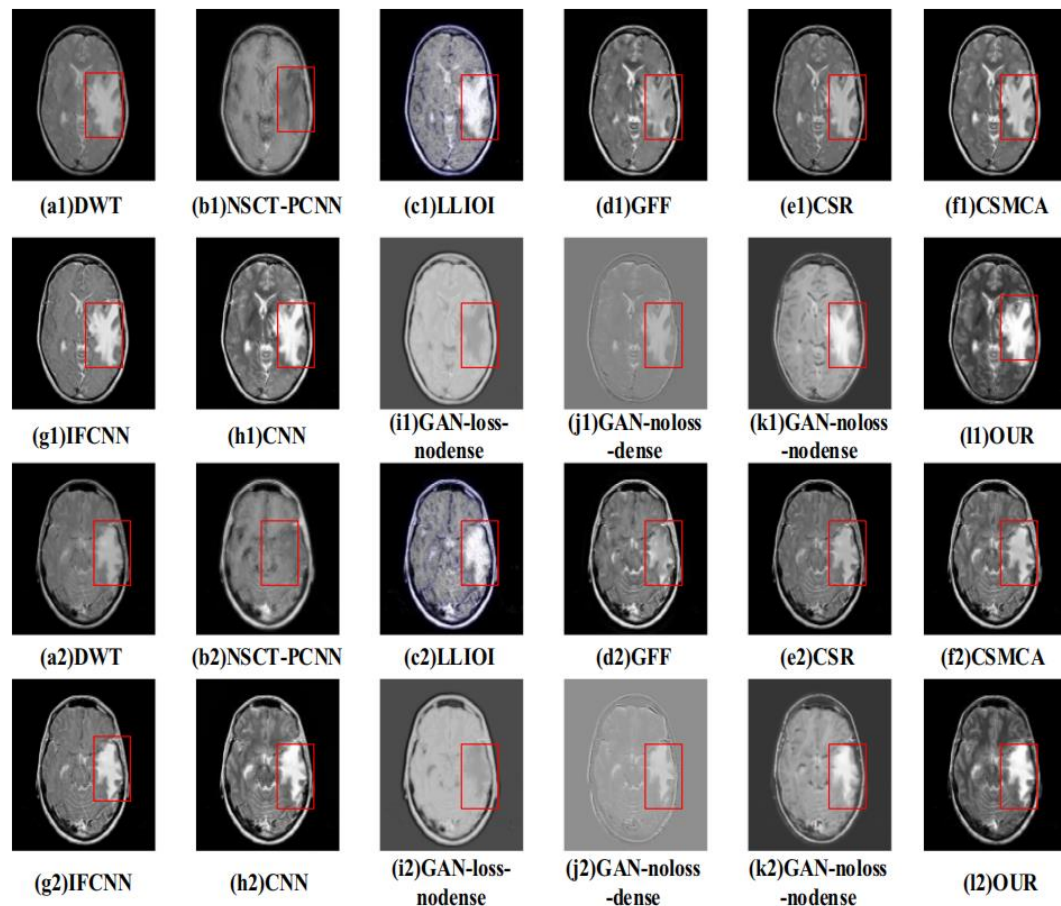
(e) L1_norm



(f) Our

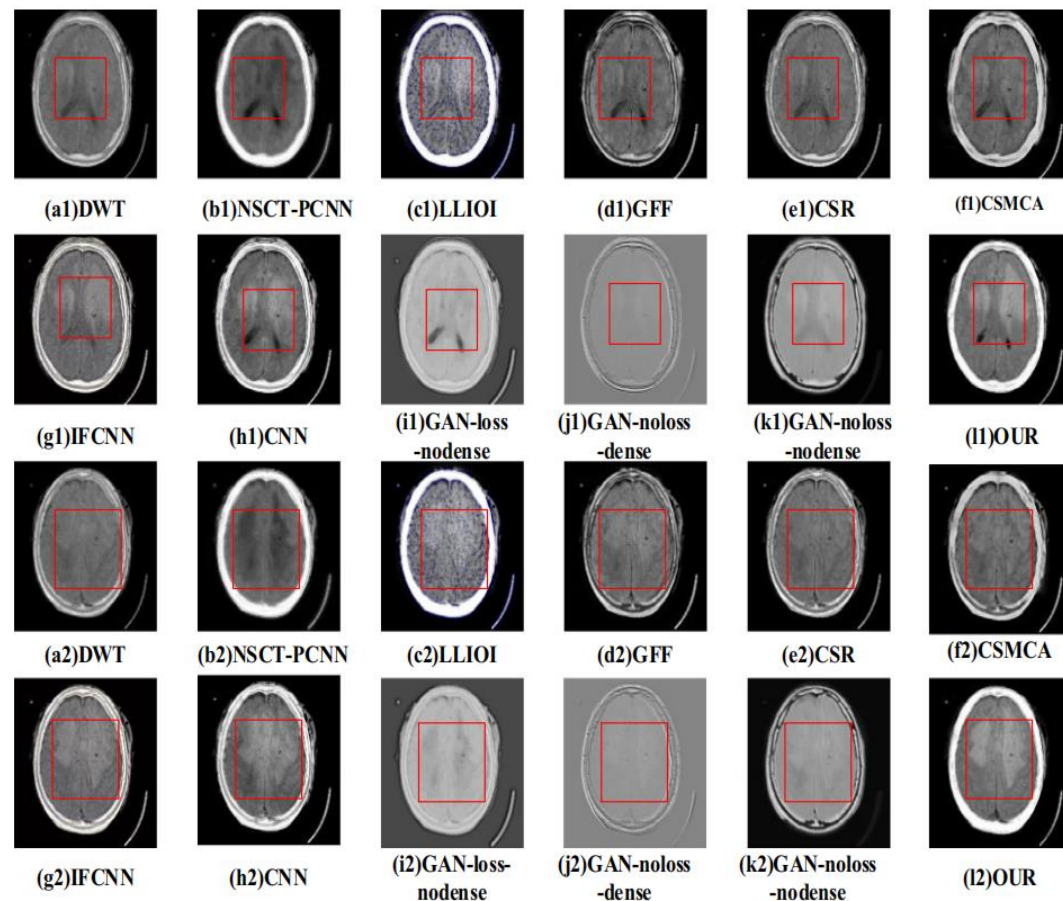
- (e)显示了常用的融合规则，而 (f) 显示了提出方法的融合结果。

Comparison of the fusion results obtained by using the different methods on the two groups of **MRGAD-MRT2** experimental images



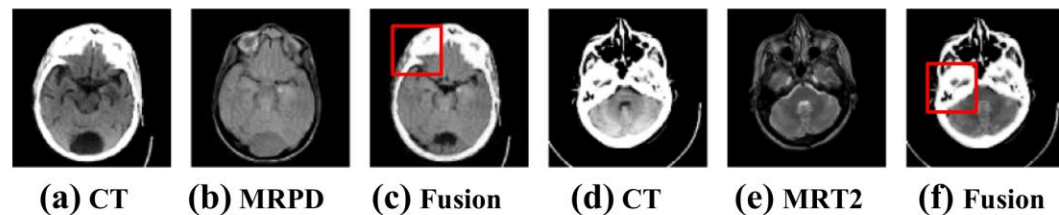
- 别的方法劣势：
 - 基于NSCT-PCNN的方法使融合图像相当**模糊**（见图9b1、b2）
 - LLIOI算法在融合过程中引入了不良的人工效果如**噪声**（见图9c1、c2）
 - CSMCA和IFCNN算法**丢失了**不同程度的细节信息（见图9i1、i2、g1、g2、k1、k2）
 - GAN-loss-nodense、GAN-noloss-dense和GAN-noloss-nodense使融合图像相当**模糊**，同时**丢失了原始图像的细节信息**，整体融合效果较差（见图9i1-k1、i2-k2）

Comparison of the fusion results obtained by using the different methods on the two groups of **CT-MRPD** experimental images



- 除了模糊+噪声，细节差+结构查，就是**部分区域对比度过低**

Poor cases



- 过于融合了CT图像的亮度信息
- ...
- 那么感觉如果能适当处理局部的亮度也很有意义

感觉是会议论文没见过的东西

- Epoch analysis
- Parametric analysis
- Subjective analysis
- Objective analysis
- Algorithm analysis
- Algorithm limitation analysis
- Journal Paper 好多实验和分析，感觉很劝退

一些已知的先验条件

- 多尺度先验 (Multi-scale Prior)
- 稀疏表示先验 (Sparse Representation Prior)
- 低秩先验 (Low-rank Prior)
- 结构相似性先验 (Structural Similarity Prior)
- 对抗性学习先验 (Adversarial Learning Prior)
- 感知损失先验 (Perceptual Loss Prior)
- 贝叶斯先验 (Bayesian Prior)

一些找先验条件发文章的思路

- Equivariant Multi-Modality Image Fusion (CVPR2024)
- 该方法依赖于“等变成像先验”这一假设，即成像系统在平移、旋转、反射等变换下应表现出一致性。
- 感觉很离谱，显然不是所有条件下该假设都成立吧。整篇文章直接基于这个假设做的，反正就是效果好，没有任何理论支撑，最后也没有分析为什么有效。
- 实验也只在红外/医学(CT-MRI)上做的，没有自然图像数据集上的实验。
- 感觉最近都能发现文章的亮点了，一般不会喷顶会文章，但是这篇是真没什么尬吹的

Work plan

- Survey on: 后续工作; 更合适的判别器; 更合适的 Fusion strategy; 是否能解决对比度/亮度问题; 更锐利的细节 (Coming two weeks)
- ~~本学期选修了: Fundamental theories of Chinese Medicine;~~
~~考虑未来做一个 Chinese Medicine 的 LVM;~~ ~~经脉 U-Net;~~
- ~~质疑中医: 如果把脉真的有效的话, 为什么没人收集脉象信息来做 Deep Learning 诊断~~