

第一届湖南省研究生人工智能创新大赛

[基于多尺度密集神经网络的医学图像融合技术]

项目文档

[1]

[2020.11.29]

[南华 314]

[技术创新]

目录

1	项目概况.....	1
1.1	背景和基础.....	1
1.2	场景和价值.....	2
1.3	所需支持.....	3
2	项目规划.....	3
2.1	整体目标.....	3
2.2	技术创新点.....	4
3	实施方案.....	4
3.1	技术可行性分析.....	4
3.2	技术细节.....	5
3.3	计划和分工.....	9
4	参考资料.....	9

记录更改历史

[illegible]

1 项目概况

1.1 背景和基础

图像融合就是将多幅同一场景的图像中有价值的信息融合在一起,以获得一幅合成图像。本项目研究的重点是多模式医学图像融合,即通过不同的成像方法对人体同一部位的多幅医学图像进行融合的过程。随着医疗诊断水平的不断提高,医学成像在诊断方面付出了更多的努力。医学影像包括超声、X 射线、计算机断层扫描(CT)、磁共振成像(MRI)、正电子发射断层扫描(PET)、单光子发射断层扫描(SPECT)和临床诊断功能磁共振成像(fMRI)等。获取的医学图像包含了大量反映人体状况的信息,如骨骼状况、代谢率等,但其中一种医学图像只能反映人体的一种信息。例如,提供解剖信息的 CT 和 MRI 图像。具有很高的空间分辨率。具体地说,CT 可以更好地区分。不同密度的组织,如骨骼和血管,而 MRI 可以清楚地显示不同的软组织,而不是骨骼。SPECT 和 PET 图像可以反映功能和代谢信息,但它们的分辨率很低。由此可见,不同的成像方法表现出很大的差异。在图像中,这可以被用来做一个补充。因此,融合后的医学图像包含多种信息,可以大大提高图像质量和空间分辨率,因此对医学诊断有潜在的帮助。然后,医生可以根据融合后的图像对患者进行综合诊断,为患者提供更好的治疗。总之,对不同类型的医学图像进行融合,对于更好地诊断和治疗疾病具有重要意义。

众所周知,多尺度图像融合是一种应用广泛的技术。方法实现多幅医学图像的融合。目前常用的多尺度图像融合算法包括金字塔融合、离散小波变换(DWT)、曲波变换(CWT)、非次采样轮廓变换(NSCT)等,这些方法的核心思想是从变换后的系数中提取潜在的重要信息。通过计算系数对提取的信息进行融合,得到信息丰富的融合图像。Song 等人表示深度学习近年来在图像融合中得到了广泛的应用。随着深度学习的发展,许多基于深度学习是有价值的。由于网络的深度,我们可以利用多个深层特征进行融合。Liu 等人提出了一种基于深度卷积神经网络(CNN)的新方法。这两个源图像是固定在网络中,并将得到分数图。Li 等人考虑预训练 VGG 网络中间层的特点并使用 L_1 范数以及加权平均策略来生成多个候选的融合细节内容。2017 年,Prabhakar 等人提出了一种图像融合框架由特征提取层、融合层和重构层组成。它们的特征提取层具有卷积神经网络体系结构,重构层由三个 CNN 层组成。2019 年,Li 等人提出了一种用于红外和可见光图像的卷积层和密集块相结合的 DenseFuse 编码网络。该方法虽然取得了较好的性能,但由于在编码网络中只考虑单尺度提取图像特征,仍然存在缺陷。

为了解决这个问题,本文改进了 DenseFuse,采用了一种编码网络中的多尺度机制。然后将改进后的体系结构应用到医学图像融合中。我们分别使用三种不同尺寸的卷积块,来提取原始密集网络编码器的特征,从而得到更多的不同尺度的特征图,然后分别采用融合策略对它们进行融合。最后,将不同尺度的融合特征级连接在一起输入到译码器中,得到融合后的多尺度医学图像。

本项目的团队成员组成分工为刘畅:概念化,方法论,资源,写作和初稿;刘妮:资源查找,软件运行和仿真验证;邹登鹏:可视化,写作和编辑;程双钰:资源查找和编辑。

1.2 场景和价值

简单阐述该项目适用的应用场景及潜在社会价值,包括市场调研、对比性分析等。

医学图像融合(medical image fusion,MIF)是将来自相同或不同成像设备采集的同一组织或器官的相关图像,经过适当的空间配准和叠加加以必要的变换处理,使其在空间位置、空间坐标上达到匹配。融合后的图像达到了信息互补,增加了信息量,形成一个综合解剖和功能信息的新图像。从信息论角度讲,融合后的图像比组成它的各个子图像更具有优越的性能,含有更多的有用信息,达到了 $1+1>2$ 的效果。从临床医学角度讲,融合后的图像综合表达了病变局部组织器官的解剖和功能信息,图像的可靠性、稳定性及容错能力大为提高,更便于医生了解病变组织或器官的综合信息,做出更加准确的定位、定性诊断,制定更合理的治疗方案,取得更满意的治疗效果。

国内有部分学者在研究形态学成像和功能成像方面,利用 CT 对于骨质、钙化的高分辨率以及 MRI 对于软组织的高分辨率的特点,将 CT 和 MRI 图像的主要信息进行融合,增加了图像的信息量,以期对临床诊断和治疗的定位、观察提供有效的帮助。另有国内学者研究认为多影像融合技术在神经导航方面应用价值较大。

形态学成像与功能成像的图像融合,可精确定位功能图像所示异常改变区,提高诊断的准确性。SPECT 与 MRI 融合可精确判断局部脑血流减少的范围及部位,为脑变性疾病和脑血管病的诊断提供标准化方法。靶区在图像采集中无变形和失真是图像融合的前提,由于脑组织相对较为固定,容易确定标志进行准确配准。目前,临床主要进行颅脑的图像融合,它能够精确定位颅内病变,提高诊断准确性。由于多数体部脏器的形状不规则,又易受呼吸运动影响,较难做到准确匹配,临床应用主要在受呼吸运动影响相对较小的颈部和盆腔开展研究工作,对受呼吸运动影响较大的肝、胰和肺等脏器也有学者在尝试进行融合。

例如:融合图像可精确确定脑变性疾病脑血流减少及消失区,尤其当病变位于额叶、颞顶枕交界等与神经心理功能有关区域时,融合图像研究结构和功能改变与临床神经心理改变之间关系更佳。原发癫痫病灶的准确定位一直是困扰影像界的一大难题,许多学者利用融合技术对此做出了富有成效的探索。

例如:于发作期和发作间期,对癫痫患者分别进行 SPECT 检查,将二者的图像相减,再分别与 MRI 图像融合,可使功能损伤的解剖学标记更准确,以 SPECT 所示的局部脑血流定位大脑新皮质的癫痫灶进行准确定位,从而为立体定向外科手术提供重要依据。

PET/CT 检查对于肿瘤性病变检出的敏感性和特异性均高于单独应用 PET 或 CT 检查,并且观察 PET/CT 融合图像所获得的信息多于单独观察 PET 或 CT 图像,是由于其在评价解剖形态的同时,可以同时获得病变对于显像剂的浓聚情况在放射治疗中,图像融合技术在肿瘤 3DCRT 和 MRT 中已有广泛应用。功能分子影像提供了病灶中肿瘤组织分布的情况,提高了肿瘤诊断灵敏度和定位准确性,从而优化照射剂量,提高治疗效果,减少复发。同时也可应用于放疗效果评价和肿瘤复发的监测。随着图像融合技术和放疗技术的不断提高以及乏氧显像剂的应用,确定并勾画恶性肿瘤的乏氧区域,追加乏氧靶区剂量,必将进一步提高恶性肿瘤的局部控制率,延长患者的生存期。

我们测试了四对医学图像,它们是:CT 和 MRI, MRI 和 PET。结果表明,我们提出的方法具有更明显的特征和较少的人工噪声,医生可以更好的根据我们提出的医学图像融合技术对患者进行综合诊断,为患者及时提供更准确的治疗。

1.3 所需支持

请阐述项目实施过程中所需支持，如算力、硬件、相关培训等。

本项目实施过程中所需支持如下：

- (1) 了解多尺度图像融合技术和密集神经网络（DenseNet）的基本架构原理
- (2) 使用 Python、Matlab 平台进行网络测试训练和图像融合验证
- (3) 有大量医学图片文件库进行验证（<http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html>）
- (4) 硬件设备为 NVIDIA GTX 960M GPU 和 2.30 GHz Intel Core i5-6300HQ CPU

2 项目规划

2.1 整体目标

本项目的整体目标设计是，利用多尺度图像融合技术和密集神经网络架构相结合的方法，对不同模态的医学图像进行融合，且融合后的图像能够有更多的纹理和细节特征，提高每种医学图像的医学价值，同时融合产生的图片噪声不影响医生对病情的判断。

图像融合技术的整体结构框图，如下图 1 所示， I_1 和 I_2 为两幅源图像，RGB 为真彩色图像，HIS 为新的颜色空间，I 代表亮度，H 代表色度，S 代表饱和度，MDSSNN 为本项目设计的关键一多尺度密集神经网络。通过利用此设计的结构框图，可以实现不同模态的医学图像融合并能应用于实际临床治疗中，希望可以实现以下目标。

(1) 能够实现单通道灰度图像和多通道彩色图片的图像融合，且融合后的图像既有灰色的边界纹理信息，又有更多的彩色细节特征，融合产生的图片有利于医生的临床应用。

(2) 能够实现设计框架 MDSSNN，采用密集神经网络对图片进行不同尺度上的特征提取，且提取融合后的单通道灰度图像 K 与源灰度图像 I 相比，具有更多的图片细节和纹理。

(3) 本项目提出的融合算法与传统算法相比较，通过本技术进行图像融合比传统的医学图像融合技术，实际效果更好，应用的领域范围也更广。

(4) 本项目设计的融合框架也可用于其他形式的图像融合，或进行图像处理操作，比如红外与可见光图像融合，图像去噪和目标检测等。

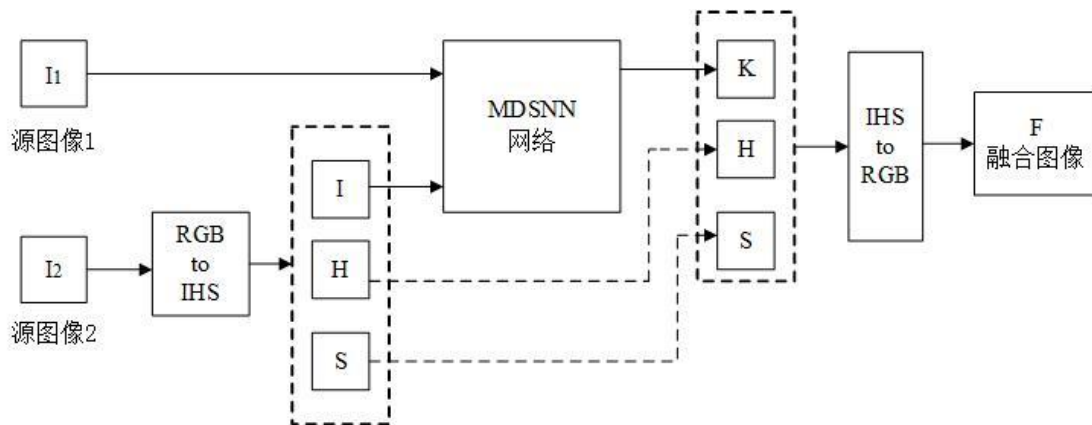


图 1 图像融合技术的整体结构框图

2.2 技术创新点

本项目的主要技术创新点如下：

- (1) 采用了多尺度与密集神经网络结合的方法，进行医学图像融合，通过对不同的尺度经密集神经网络架构进行特征提取，减少了运算参数数量，缓解梯度消失问题，保留更多的图像细节特征，有利于医护人员对患者病情进行更好的判断。
- (2) 采用多尺度架构的形式，选择卷积核大小分别为 3×3 ， 5×5 和 7×7 的滤波器去提取图像在同一位置不同信道的特征信息，得到三组特征图。
- (3) 采用 L_1 范数融和策略将不同尺度通道的特征映射集进行串联加权融合作为重建图像的输入，删除多余的特征信息，保留有用的细节特征信息，有利于特征的提取重建。
- (4) 通过采用结构相似性损失和像素损失函数的方法，不断优化网络参数，训练出合适的医学图像融合模型，生成高质量的图像。
- (5) 通过采用 5 个 CNN 卷积网络作为图像重建层，对融合图像进行重建，得到更优化。

3 实施方案

3.1 技术可行性分析

首先项目所需要的医学图片可以通过网上大量医学文件库而获得，如 Talairach 标准空间(图谱)、The Pioneering VoxelMan 图谱、Visible Human/Woman 数据集，而且数据库中的医学图片下载无需费用，可以免费下载。这些医学文件库拥有大量丰富的病例和各个部位的医学影像，完全能够满足我们进行仿真验证的要求。因此我们可以在此数据集上用我们的方法进行测试验证以检验方法的可行性以及效果。本项目中，我们实现设计网络的测试训练以及实验仿真验证，所用的软件工具为 Python 3.6 基于框架 tensorflow 1.13.1 和 Matlab R2018a；硬件设备为 NVIDIA GTX 960M GPU。

神经网络的研究已有几十年的发展历程，神经网络方面的知识也越来越丰富，应用也越来越广泛，网上可查询到的相关资料也非常丰富，包括视频学习，论文学习等，因此掌握神经网络的基本原理架构和相关的分支发展较为简单。神经网络的发展潜力巨大，其发展空间也非常大，如神经网络各部分结构的优化，算法的优化等，尤其是算法的优化是无止尽的。所以我们将精力放在这些优化过程中，在前人的基础上通过改进网络的结构和优化算法等从而产生更好的效果，融合出更理想的医学图像。

算法的编程我们使用的是 python 语言，python 是一种跨平台的计算机程序设计语言。Python 提供了丰富的 API 和工具，以便程序员能够轻松地使用 C 语言、C++、Cython 来编写扩充模块。Python 编写的代码具有高度的可阅读性，易读、易维护，被大量用户欢迎、是一款用途非常广泛的语言。Python 的学习资料也非常丰富且易于获取。python 主要用于网络的融合部分，对于彩色与灰度医学图像的融合，需要 Matlab 提前进行分解，得到相应的颜色通道。MATLAB 是美国 MathWorks 公司出品的商业数学软件，用于数据分析、无线通信、深度学习、图像处理与计算机视觉、信号处理、量化金融与风险管理、机器人，控制系统等领域。它在数学类科技应用软件中在数值计算方面首屈一指。

本项目从实际应用来说，一方面，因为临床需要比较复杂，不可能将所有需要的机器组合都实现；另一方面，同一病人不同时间的两幅相同模式图像进行融合以衡量疗效时，就不

能不采用软件方式来融合。因此，继续进行软件融合的研究非常必要。同时，软件融合的算法发展迅速，精度和速度等都有非常大的提高，可以满足临床需要。

3.2 技术细节

多尺度图像融合是一种应用广泛且实现多幅医学图像融合的技术。通常，多尺度变换可以将图像分解为不同的尺度，细尺度对应于纹理和细节，粗尺度对应于低频能量。采取金字塔变换、小波变换、曲线变换和剪切变换等方式将源图像转换为不同的带，通过计算系数对提取的信息基于特定规则进行融合，得到信息丰富的融合图像。

密集神经网络（DenseNet）是近年来提出的一种较新的深度学习网络架构，通过浅而密集的特征提取重新提取模块，以更有效的方式提取图像特征。DenseNet 用前馈的方式将每层连接到每个其他层，对于每一层，前面所有图层的特征映射都被用作输入，并且它自己的特征映射被用作所有后续图层的输入。DenseNet 通过建立前面所有层与后面层的密集连接，实现了特征在通道维度上的复用，不但减缓了梯度消失的现象，也使其可以在参数与计算量更少的情况下实现比 ResNet 更优的性能。DenseNet 可以缓解消失梯度问题，加强特征传播，鼓励特征重用以及大幅减少参数数量。

因此，结合多尺度图像融合和密集神经网络的优点，本文我们提出一种用于医学图像融合的多尺度密集神经网络（Multi-scale dense neural network）。我们提出的网络旨在将同一位置不同模态的灰度和真彩色医学图像进行融合，得到高质量、高分辨率和能够同时显示多种不同组织结构在同一场景中的医学融合图像。如图 2 所示，本文提出的医学图像融合技术的架构为首先假定输入图像为 MRI 和 PET（MRI 为灰度图像，PET 为彩色图），然后将彩色图像转换成 IHS 颜色空间，I 代表亮度，H 代表色度，S 代表饱和度，为了保持融合图像的色彩分布，我们只采用 MRI 与 PET 的亮度分量进行融合，将单色图像与彩色图像融合转换为单色图像与单色图像的融合问题，因此对于 CT 与 MRI 图像这种单色图像的融合也可以直接输入到网络中。然后再将 MRI 源图像和转换后 PET 图像的 I 通道信息送入网络进行融合，得到 I 通道融合分量。最后，采用反变换将 I 通道融合分量与之前提取的 H、S 分量进行反变换融合，转换成 RGB 得到新的融合的彩色医学图像。本文提出的新的框架—多尺度密集神经网络（MSDNN）具体如图 3 所示，只要由特征提取，特征融合和重建层三个环节组成。

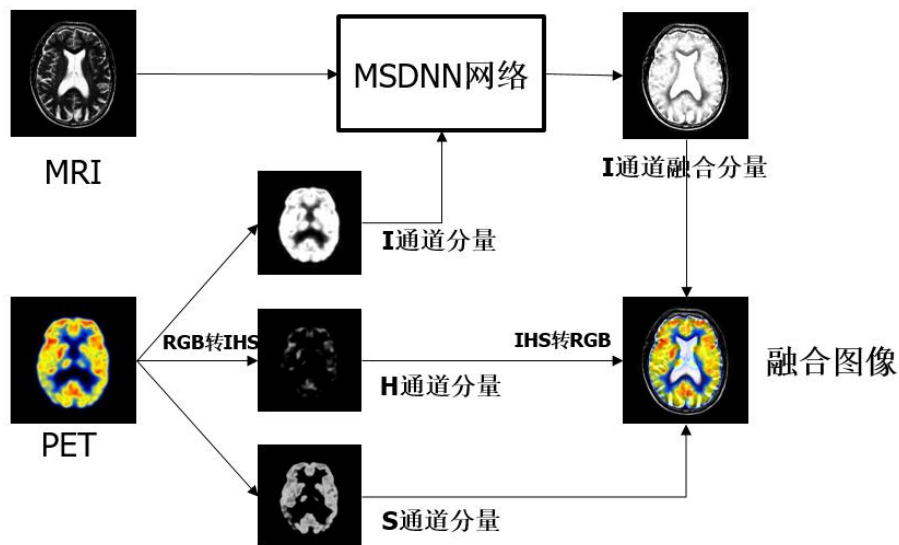


图 2 医学图像融合技术的总框图

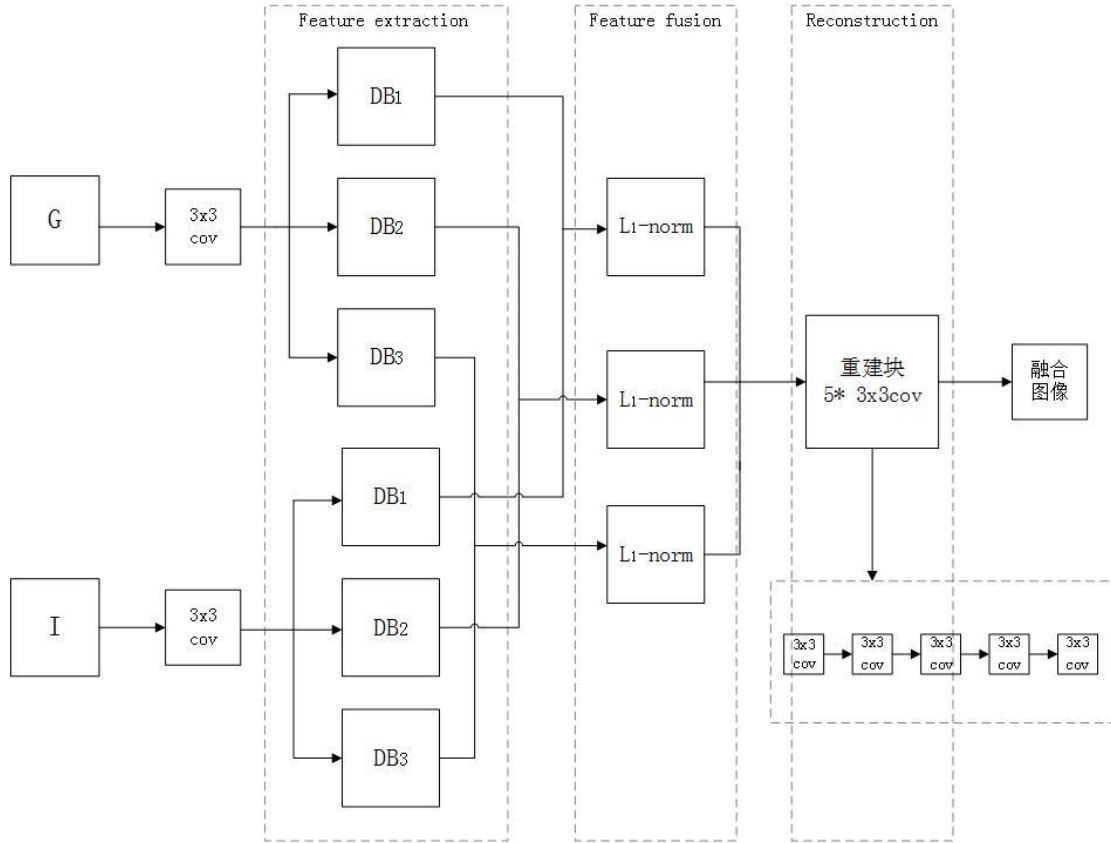


图 3 多尺度密集神经网络 MSDNN 结构框图
(G 代表输入的单色图像, I 代表输入的彩色图像的 I 通道分量或者单色图像)

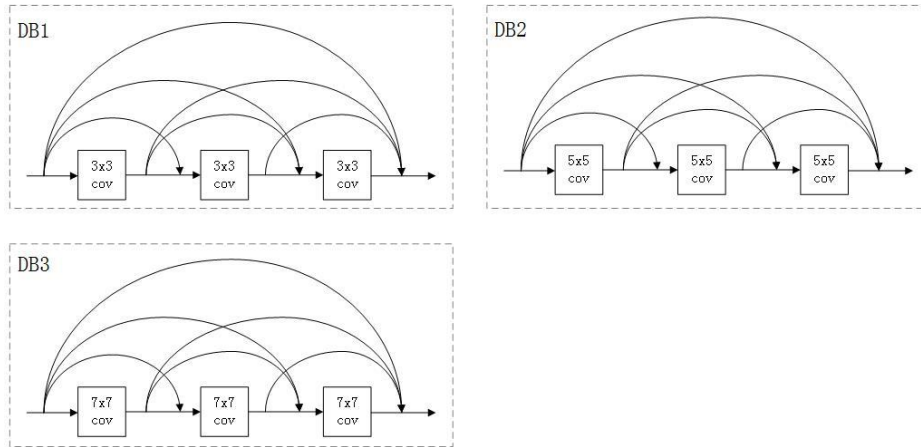


图 4 密集特征提取模块 DB 的结构示意图

3.2.1 特征提取模块

卷积神经网络(CNN)借助卷积(Conv)滤波器或卷积核自动提取图像特征。卷积神经网络的初始层和深层分别提取低频或浅层和高频或深层的图像细节,卷积滤波器的大小对于提取图像浅层和深层的特征也非常关键。随着 CNN 的深入,图像的中间特征变得层次分明。网络的后续层不能利用前面的层次信息和一些重要的信息,导致部分图像特征信息丢失。浅层特征包含源图像的全局细节,如形状表示、纹理特征等。而深层特征包含源图像更多的局部特征细节。为了实现源图像的精确融合,必须同时利用浅层和深层特征。

因此,本文采用了一种新的特征提取模块,用于源图像的全局和局部细节。受多尺度融合和密集神经网络的启发,我们在我们提出的密集网络中使用了多尺度连接。通过密集神经网络的级联操作,每个 DenseBlock 块中的每个 Conv 层与其后续层合并,作为后续操作的输入。能够有效的防止输出扩展特性,删除了某些必要的细节特征映射的数量。

如图 4 所示,我们提出的特征提取模块由浅层特征提取和密集特征提取组成,同时采用了大小为 3x3, 5x5 和 7x7 和卷积运算步幅为 1 的多尺度层以及由 3 个 Conv 层组成的特征提取子模块,使用此结构,输入图像可以是任何大小;其次, DenseBlock 模块可以在编码网络中从细到粗的端面提取图像特征,尽可能的保留深度特征,并且该操作可以确保融合策略中使用所有显著特征和融合时加入到融合图像中的噪声或伪影的速率 (Nabf) 较低。

3.2.2 特征融合模块

如公式 (1) 所示, L_1 范数是指向量中各个元素绝对值之和,由于 L_1 范数的天然性质,对 L_1 优化后的解为稀疏解,所以也被叫做“稀疏规则算子”。通过 L_1 可以实现特征的稀疏,去掉一些没有信息的特征,适合用于特征选择。在进行样本预测时,因为输入的大部分输入与最终的输出没有关系或者说不提供任何的信息。虽然在最小化目标函数的时候,考虑输入的额外特征,可以获得更小的训练误差,但是在与预测时,这些没用的信息也会被考虑进去,从而干扰了对输出的正确预测。所以利用 L_1 范数策略进行稀疏正则化后,机器学习可以自动去掉没有的信息特征,把这些特征对应的权重置为 0,从而完成特征的自动选择。

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (1)$$

如图 3 所示,通过特征提取层,我们得到了三个不同尺度的通道特征,然后我们采用 L_1 范数融合策略将他们分别融合到一起,作为图像重建模块的输入。假设特征映射集为 $\varphi_{i=1}^n(x, y)$, i 为输入图片的数量, $n \in \{1, 2, \dots, N\}$, $N=64$ 是特征映射集的数量。经 L_1 范数正则化后得到的图像 $\alpha_i(x, y)$, 如下公式 (2) 所示。

$$\alpha_i(x, y) = \sum_{i=1}^n \|\varphi_{i=1}^n(x, y)\|_1 \quad (2)$$

然后,利用加权平均规则计算相应的权重 $\omega_i(x, y)$, 如下公式 (3) 所示。

$$\omega_i(x, y) = \frac{\alpha_i(x, y)}{\sum_{i=1}^k \alpha_i(x, y)} \quad (3)$$

最后,得到相应的融合特征为 f_k^n , 如下公式 (4) 所示,其中 k 为滤波器的尺度, $k \in \{3, 5, 7\}$ 。

$$f_k^n = \sum_i^k \omega_i(x, y) \times \varphi_{i=1}^n(x, y) \quad (4)$$

因此通过不同尺度的特征融合后得到的图像的特征集分别为 f_3 , f_5 和 f_7 , 将其一起进行串联合并输入到重建层,经重建层进行图像重建后,得到最终的融合图像。

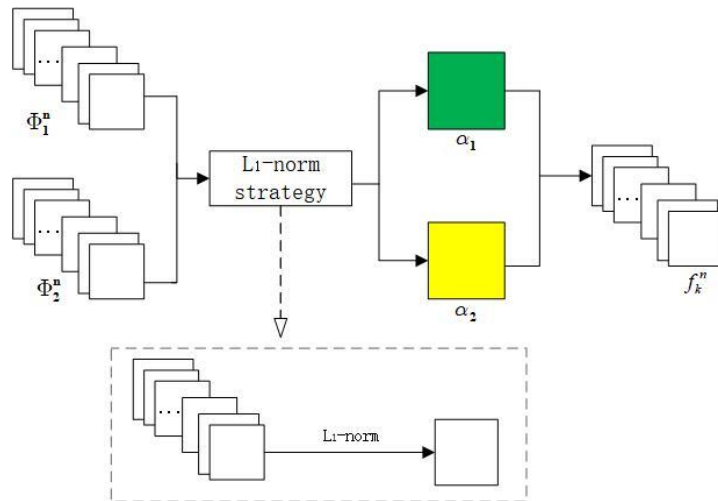


图 4 L_1 范数正则化融合策略的原理图

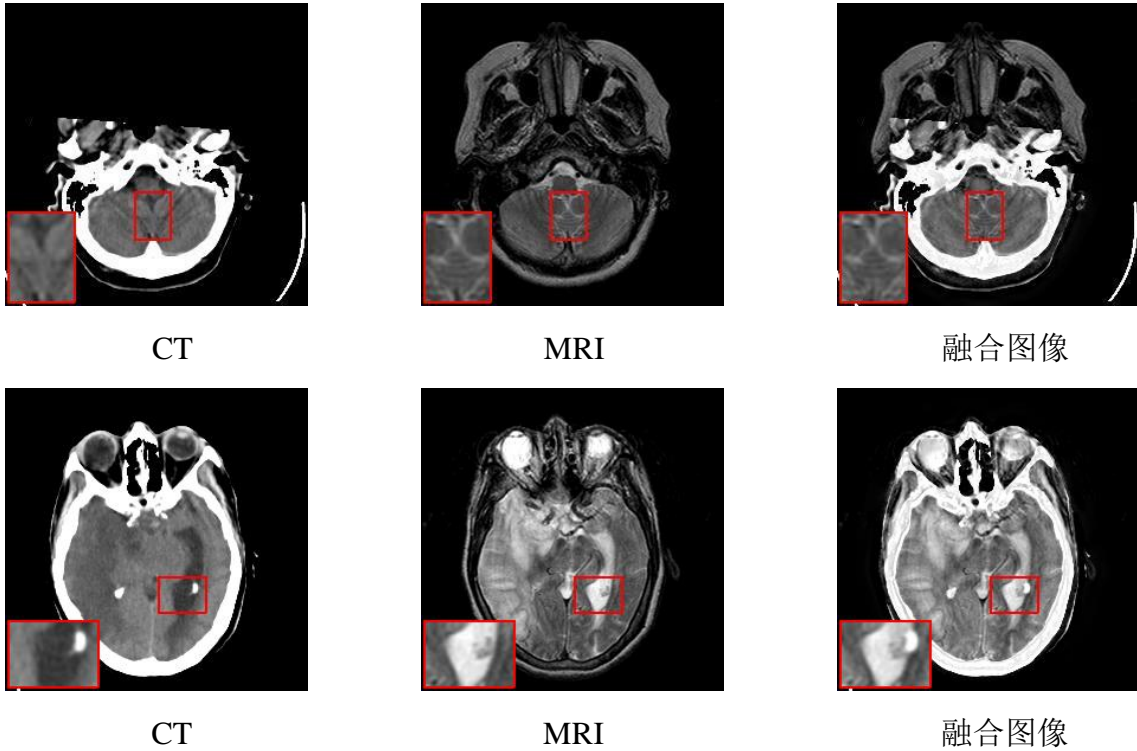
3.2.3 重建模块

重建层的目的是生成没有任何细节损失的高质量医学图像，由 5 个经 RELU（线性整流函数）激活的卷积层组成，将通过特征融合后得到的新的图像特征映射集输入重建层，得到最后的融合图像。在该模块中，我们也没有使用任何其他层，除了 RELU，以避免训练阶段的复杂性，并确保融合图像的准确恢复。内核大小在此模式中保持不变，与密集特征提取子模块不同的是，内核大小是交替变化的。最终由最后一个 Conv 层产生输出所需的融合图像。

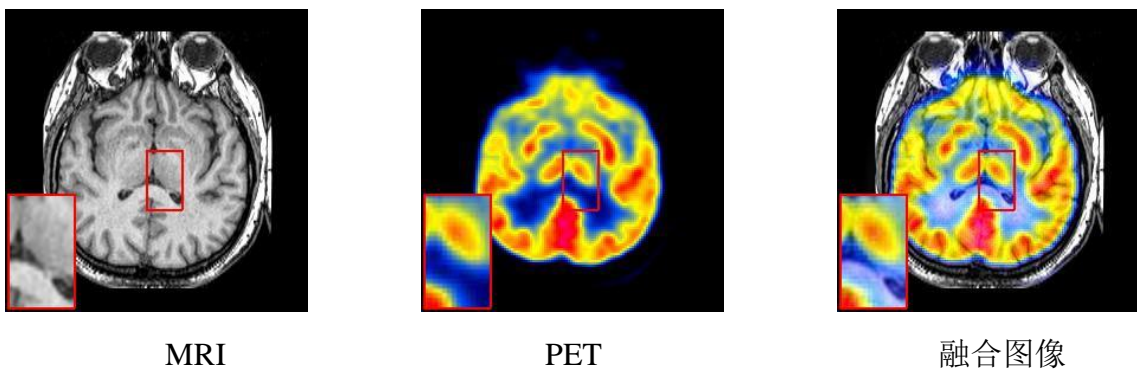
在训练阶段，我们的目标是训练网络的对于输入图像的重建能力。输入图像由 3×3 、 5×5 和 7×7 不同大小的卷积核的密集的卷积层提取不同尺度的特征，最后将不同尺度的多通道特征经 L_1 范数策略串联到重建层中，得到最终融合图像。我们采用了结构相似(SSIM)损失和像素损失函数，不断优化网络参数，训练出合适的医学图像融合模型，保证重建图像与输入图像非常接近。为了保证网络的可行性，我们的训练图像来自 MS-CoCo。我们选择了 80000 张图片将网络大小调整为 256×256 ，并将其转换为灰度图像，对网络进行训练。

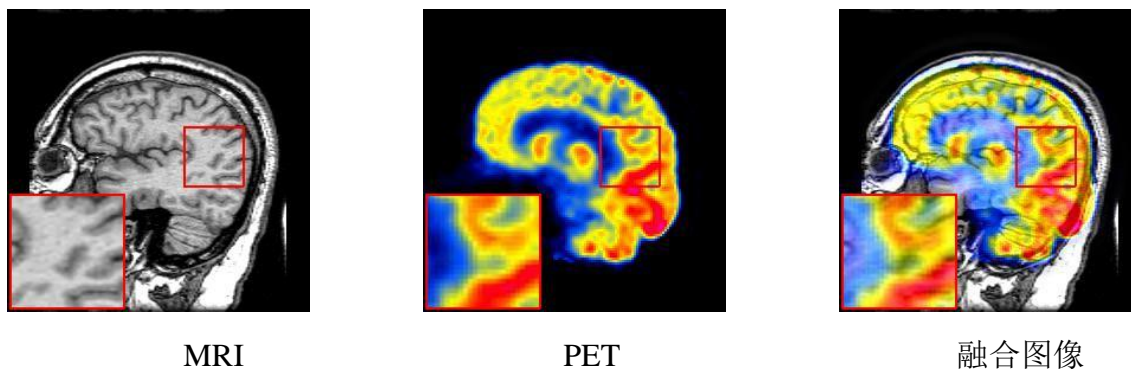
3.2.4 实验仿真验证

对于单通道与单通道图像融合（以 CT 与 MRI 图像为例，以下展示了两例）



对于单通道与彩色通道图像融合（以 MRI 与 PET 图像为例，以下展示了两例）





我们分别将 CT 与 MRI、MRI 与 PET 图像进行了融合，这分别是单通道与单通道图像融合，单通道与彩色通道图像融合典型的例子，第三列是我们的结果，我们用红色框框取一小块区域进行放大观察细节，从 CT 与 MRI 图像可以看出，融合的图像包含了 CT 的轮廓又包含了 MRI 图像的细节部分，而对于 MRI 与 PET 图像可以看出，融合的图像既包含了 MRI 图像软组织结构又包含了 PET 血流量的分布情况。

3.3 计划和分工

本项目通过已了解的相关医学图像融合的技术方案，结合比赛时间定出的整体计划为：

- 2020.11.11-2020.11.15 根据已有知识，结合相关文献进行总体的网络框架设计；
- 2020.16.18-2020.11.20 测试并训练网络结构，优化网络参数，得到合适的网络模型；
- 2020.11.21-2020.11.25 调取医学图像资源库，进行仿真验证试验并完善源代码；
- 2020.11.26-2020.11.30 报名参赛，撰写项目初稿，PPT 以及实验视频。

本项目中团队分工为：

- 刘畅 项目整体的概念化、总体框架设计、资源查找和源代码设计
- 刘妮 资源查找、测试和训练网络以及项目仿真验证
- 邹登鹏 项目整体的概念化、资源查找和初稿撰写
- 程双钰 制作项目演示 PPT，录制项目视频、初稿编辑和资源查找

4 参考资料

- [1]于淼,宁春玉,石乐民,吕冰垚.一种适用于多模态医学图像融合的自适应脉冲耦合神经网络改进算法[J].科学技术与工程,2020,20(22):9116-9121.
- [2]李文霞,张玉,刘德桦,张坤,马英婕,杨秀云.基于 Python 与 OpenCV 医学图像配准软件的实现[J].网络安全技术与应用,2020(10):146-147.
- [3]. CSID: A Novel Multimodal Image Fusion Algorithm for Enhanced Clinical Diagnosis.[J]. Diagnostics (Basel, Switzerland),2020,10(11).
- [4]郭淑娟,高媛,秦品乐,王丽芳.基于多尺度边缘保持分解与 PCNN 的医学图像融合[J/OL].计算机工程:1-8[2020-11-29].<https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0059195>.
- [5]Renuka Dhawan,Naresh Kumar Garg. A Multimodal Medical Image Fusion Using a Hybrid Technique Based On Wavelets[J]. Research Cell: An International Journal of Engineering Sciences,2014,12(0).
- [6]贾树开. 深度学习在图像分割中的应用[D].电子科技大学,2020.

- [7]田娅,饶妮妮,蒲立新.国内医学图像处理技术的最新动态[J].电子科技大学学报,2002(05):485-489.
- [8]Sneha Singh,Deep Gupta,R.S. Anand,Vinod Kumar. Nonsubsampled shearlet based CT and MR medical image fusion using biologically inspired spiking neural network[J]. Biomedical Signal Processing and Control,2015,18.
- [9]陈俊江. 基于深度学习的医学影像分割技术研究[D].电子科技大学,2020.
- [10]Jiao Du,Weisheng Li,Ke Lu,Bin Xiao. An overview of multi-modal medical image fusion[J]. Neurocomputing,2016,215.
- [11]贺双龙,杨斌.基于局部结构和视觉显著特征的红外和可见光图像泊松重构融合算法[J].南华大学学报(自然科学版),2020,34(05):62-70+76.
- [12]Qingzheng Wang,Shuai Li,Hong Qin,Aimin Hao. Robust multi-modal medical image fusion via anisotropic heat diffusion guided low-rank structural analysis[J]. Information Fusion,2015,26.
- [13]Heba M. El-Hoseny,Wael Abd El-Rahman,El-Sayed M. El-Rabaie,Fathi E Abd El-Samie,Osama S. Faragallah. An Efficient DT-CWT Medical Image Fusion System Based on Modified Central Force Optimization and Histogram Matching[J]. Infrared Physics and Technology,2018.
- [14]B. Rajalingam,R. Priya,R. Bhavani. Hybrid Multimodal Medical Image Fusion Using Combination of Transform Techniques for Disease Analysis[J]. Procedia Computer Science,2019,152.
- [15]Qiu Hu,Shaohai Hu,Fengzhen Zhang. Multi-modality medical image fusion based on separable dictionary learning and Gabor filtering[J]. Signal Processing: Image Communication,2020,83.
- [16]Parvathy Velmurugan Subbiah,Pothiraj Sivakumar. Multi-modality medical image fusion using hybridization of binary crow search optimization.[J]. Health care management science,2019.
- [17]Hafiz Tayyab Mustafa,Masoumeh Zareapoor,Jie Yang. MLDNet: Multi-level dense network for multi-focus image fusion[J]. Signal Processing: Image Communication,2020,85.