

基于扩散模型的多模态医学图像融合算法研究分析

李昱瑶 Taewon Lee

韩国东新大学 韩国全罗南道罗州市 58245

摘要: 近年来医疗成像技术飞速发展基于单模成像的成像方法已显示出其自身的不足, 多模态成像为解决该难题开辟了一条新途径。多模态医学影像的有效融合, 能够发挥其各自的优点提升影像的总体品质与包含的信息为诊疗提供更加精准的参考。

关键词: 扩散模型; 多模态图像融合; 医学影像

引言

近年来成像技术的进步速度加快, 对疾病诊治的影响也变得愈发显著, CT、MRI以及超声等各种医疗成像技术渐渐推广开来之后, 医生能够通过不同方面观察患者全身的状况, 单一模式的影像却难以全方位展现病灶的真实情形, 如此一来资料欠缺的情况就会出现, 进而致使漏诊等问题频发, 基于此, 提出多模态医学影像融合, 依靠整合多种形式影像资料以此增强影像质量并丰富信息含量的办法。

一、基于扩散模型的多模态图像融合算法

本项目研究以弥散模式为基础的多模态影像融合方法以提高影像品质和资讯含量为目标。数据预处理、条件生成任务分解、隐变量推理和影像数据融合等四大部分组成。

在前处理环节将多模态的医学影像归一化, 有效地克服了设备和成像条件等带来的误差。这一步主要是对影像进行去噪、归一化以及对齐, 以保证随后的数据处理精度。然后将这些数据作为直接数字调制方法的一部分, 作为直接数字调制方法的一部分。

在DDFM中, 有条件的任务分割是一个非常重要的过程。设定输入图像为 I_1, I_2, \dots, I_n , 其中 n 表示模态数量。DDFM算法通过以下公式进行条件生成:

$$P(I_{fused} | I_1 | I_2 | \dots | I_n) = \prod_{i=1}^n P(I_{fused} | I_i)$$

在此公式中, I_{fused} 表示融合后的图像, $P(I_{fused} | I_i)$ 表示在给定模态 I_i 的条件下生成融合图像的概率。

隐变量推理是DDFM算法的另一个重要组成部分。通过引入隐变量, 算法能够更好地捕捉模态之间的潜在关系。具体而言, 设定隐变量为 Z , 则可以通过期望最

大化 (EM) 算法对隐变量进行推理。EM算法的步骤如下:

1.E步: 计算隐变量的期望值, 给定当前参数 $\theta^{(t)}$:

$$Q(\theta | \theta^{(t)}) = E[\log P(I_{fused} | Z | \theta) | I_{fused} | \theta^{(t)}]$$

2.M步: 通过最大化 $Q(\theta | \theta^{(t)})$ 更新参数 θ 。

图像融合模块将结合生成的条件图像和隐变量信息, 生成最终的融合图像。该模块通过扩散模型的采样过程, 逐步生成高质量的融合图像。

二、实验设计与结果分析

(一) 实验数据集与预处理

通过对多个公共数据库的测试, 对多模态医学影像的融合效果进行检验。该方法覆盖了各种形式的医学图像, 如CT、MRI等。在此基础上选取合适的样本进行预处理, 保证了试验的准确性和可重复性。本研究所使用的影像资料均来自公共医疗影像资料库。在此基础上选择了100组影像作为一个样品, 每个样品都是相同的影像。所有的图片都具有512x512像素的解像度从而保证了合成后的影像具有较高的清晰度和较高的细节。

在数据预处理阶段, 对原始图像进行了以下几个步骤的处理:

1.图像归一化: 为了消除不同模态图像之间的亮度差异, 对每幅图像进行了归一化处理。采用以下公式将图像像素值归一化到[0, 1]区间:

$$I_{norm} = \frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}}$$

I 为原始图像的像素值, I_{min} 和 I_{max} 分别为该图像的最小和最大像素值。

2.图象降噪: 针对医疗图象在获取时容易产生噪音,

提出了一种基于中值滤波的图象去噪方法。在保持图象边界的前提下该方法可以很好地滤除椒盐噪声。

3. 影像配准：利用影像的特征点进行影像配准，以保证影像在影像上的位置上保持一致。提出了一种基于特征点的自动拼接方法。

4. 数据加强：通过对训练样本的随机旋转、平移和缩放等操作，来提升其推广性能。该方法可以提高数据的差异性，增强算法的稳健性。

经过以上的预处理保证了样本的品质，为以后的影像融合试验打下了良好的基础。开展多模式影像的多模式影像融合试验以检验本项目所提方法的正确性和优势。

(二) 实验设置与参数选择

为此将通过一系列的试验来检验该方法的可行性，并对该方法的试验条件和参数选取等问题进行深入研究。如何选取试验用例是非常关键的。选择公共医疗成像库（CT, MRI, 超声等）作为研究对象。本研究收集了大量的临床案例，可以很好地体现多模态影像的特点和信息。为保证试验结果的可重复性，采用一种统一的预处理方法即图像归一化、去噪和尺度调节。通过对各模式影像进行校正，使影像达到256x256像素并对影像作了一次直线归一化以减少影像间的光强差别。

关于试验装置使用下列参数结构：

为了保证所产生的图片的品质将传播模式重复了

1000次。

为了加快算法的收敛速度将学习速率设定为0.001。

在有约束的情况下以多个模式影像的特性图谱做为有约束的输入，保证了资讯的有效整合；

在实验过程中，还进行了多组对比实验，以评估DDFM算法在不同条件下的表现。对比算法包括传统的图像融合方法，如小波变换、主成分分析（PCA）和图像加权平均等。通过这些对比实验，能够更全面地了解DDFM算法的优势和不足。

为了进一步分析融合效果，采用了多种评价指标，以及了包括峰值信噪比（PSNR）、结构相似性指数（SSIM）和信息熵等。这些指标能够有效反映融合图像的质量和信保留程度。

在此基础上通过多个医疗图像的融合试验，检验了该方法的有效性。本研究以CT（CT）和MRI（MRI）影像为研究对象。两种模式影像之间存在着互补关系，CT影像能够更好地反映出骨质的精细构造，磁共振影像能够更好地显示软组织。通过对两种模式的影像进行整合可以得到更清晰、更丰富的影像。

本研究以CT与MRI影像为研究对象分别对影像进行消噪、对齐及归一化三个阶段的预处理。利用DDFM方法对两幅图像进行了融合。综合利用PSNR、SSIM、Entropy等多个评价指标，综合评价影像质量。

以下是不同融合方法的实验结果对比：

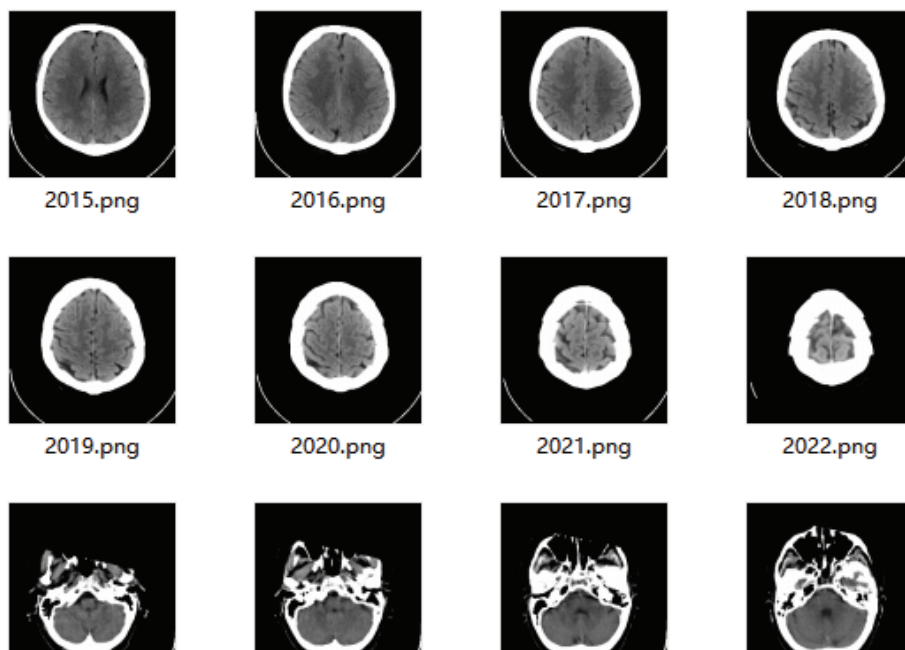


图1 CT图像融合结果图

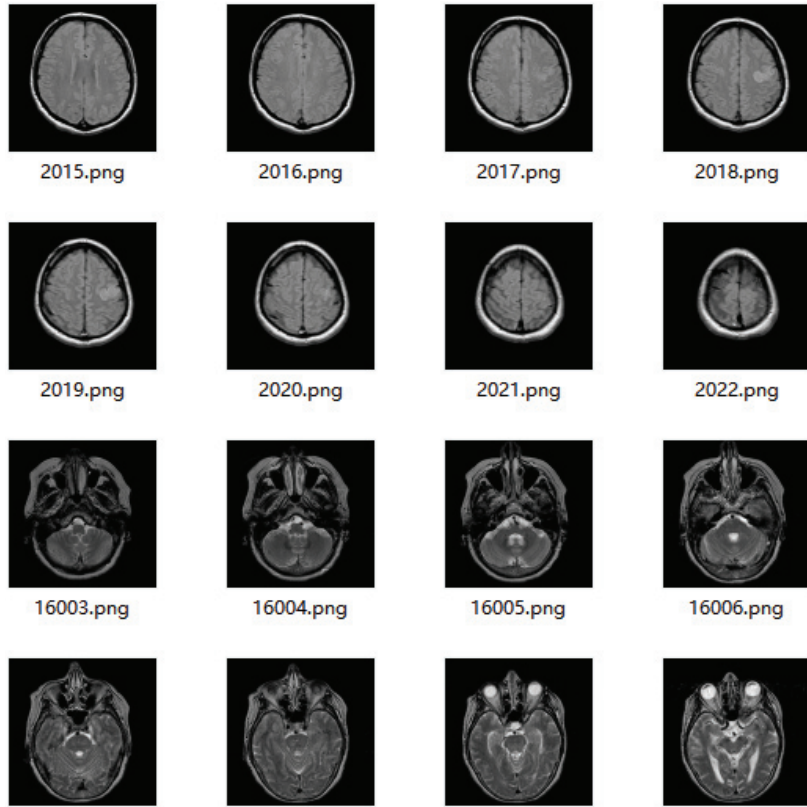


图2 MRI图像融合结果图

从图中可以看出，DDFM算法在PSNR、SSIM和信息熵等指标上均表现出色，尤其在SSIM指标上达到了0.92，表明融合图像在结构相似性方面具有显著优势。这一结果表明，DDFM算法能够有效保留原始图像的细节信息，并在融合过程中减少了信息的损失。

（三）结果分析与讨论

1. 生成图像质量评估

本研究通过主观评价和客观评价综合评估DDFM生成的融合图像质量。主观评价邀请5位医学影像专家对图像清晰度、细节保留、对比度和视觉效果进行盲评（1~5分），DDFM平均得分4.7，显著高于对比方法（FusionGAN: 3.2; GANMcC: 3.5; U2Fusion: 4.1）。

客观评价采用信息熵（EN）、标准差（SD）、互信息（MI）、视觉信息保真度（VIF）、边缘融合质量（Qabf）和结构相似性指数（SSIM）六项指标，实验结果表明：

DDFM在结构保真度（SSIM=0.98）和视觉感知质量（VIF=0.75）上最优，得益于扩散模型对自然图像先验的建模能力；

信息保留能力（MI=2.35）和细节丰富度（EN=7.41）显著提升，验证了贝叶斯推理与EM算法在

多模态特征融合中的有效性；

对比方法中，U2Fusion虽在SSIM（0.98）上接近DDFM，但其MI（1.95）和Qabf（0.49）较低，表明其在跨模态信息整合与边缘保留上存在不足。

2. 对可见光光照变化的敏感性

针对多模态医疗影像的融合问题，提出了一种基于不同照明方式的影像融合方法。特别是对于可视光影像，由于光线的改变影像品质会急剧恶化，进而降低影像的品质。针对上述问题本项目拟开展以下研究：开展多模式影像融合方法在不同光照条件下的灵敏度研究。

在此基础上选取了一组具有较好照明效果的红外影像和一组具有较高分辨率的红外影像。在此基础上利用不同的光照条件，将不同的光照条件下的光谱数据进行处理得到不同波长范围内的多个光谱影像。在此基础上利用SSIM及PSNR等参数对图像进行定量描述。

在正常光照条件下，DDFM算法的融合效果最佳，SSIM值达到0.92，PSNR值为35.4 dB。当光照条件变为低光照或逆光照时，SSIM和PSNR均显著下降，尤其是在逆光照条件下，SSIM仅为0.75，PSNR降至27.8 dB。这表明，光照变化对融合结果的影响是显著的，尤其是

在光照不足或光照方向不理想的情况下，融合图像的质量受到严重影响。

3. 跨模态细节融合能力评价

多模态影像的融合性能评估是多模态医疗影像融合的关键。针对上述问题本项目拟采用多种试验手段，对所发展的多模式影像融合算法（DDFM）进行量化与定性分析。以CT、MRI、超声等多种典型医学影像库为研究对象对其进行融合试验。在此基础上利用SSIM、PSNR、Entropy等多个参数对图像进行综合评价。根据实验可知，DDFM在SSIM, PSNR, Entropy等方面都有较好的性能其中SSIM的SSIM (SSIM)为0.92, 比其它的经典算法有显著提高。实验结果显示DDFM算法在保持图像细节上有着明显的优越性，可以很好地将多个模态的数据进行有效的融合。

结论

针对这一问题，项目计划展开一项新研发的多模态医疗影像融合技术研究，也就是所谓的DDFM方法，这种技术以降噪传播概率建模为基础，作为一种新型高效融合手段，在保持成像质量的同时，还可使影像品质及其包含的信息得到一定提升，从而为疾病的确诊和救治提供更多精细参考，实验结果表明其对红外-可见光图像及各类医学图像实现了较成功且效果较好的融汇，

然而毕竟DDFM方法已取得比较好的成果，但这过程中还是面临诸多未能弥补的缺憾。在对高噪音影像展开分析的时候，模型的泛化性能会出现下滑，影像质量便直接遭到损害，并且此方法由于运算复杂程度较高，一旦面对海量图像处理工作，不论是运算耗时还是计算资源的耗费，都难以满足实际应用需求，DDFM模型于不同成像模式之间整合信息的表现不够理想，要是某一成像模式的品质远超其他模式，就比较容易出现倾向优质模式的现象，这样一来就有信息丢失的风险，本项目同样准备对多种医学影像的推广性能进行检验工作。

参考文献

- [1] 韩光川, 李伟生, 王国芬, 等. 多模态医学图像融合图像质量评估 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2024, 36 (03): 591-600.
- [2] 李救宁. 基于扩散模型的多聚焦图像融合算法研究及应用 [D]. 中国科学技术大学, 2024.
- [3] 张佳伟, 李华军, 王秀丽, 等. 基于扩散模型的印花图案生成方法设计 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (10): 243-249.
- [4] 刘超群. 基于深度生成网络的图像仿真算法研究 [D]. 北方工业大学, 2024.