基于条件生成对抗网络的多模态MRI配准图像生成

中山大学 瞿毅力 苏琬棋 邓楚富 王莹 卢宇彤 陈志广 肖侬

## 摘要

## 介绍

1. **研究背景、目的和意义**

随着深度学习的发展，越来越多的领域开始采用深度神经网络来进行图像处理任务。然而，深度神经网络的训练需要大量的数据，但在很多领域，数据集的构建是十分困难的。因此图像生成技术在很多领域的图像智能处理场景中都有重要的用途，例如医学影像、生物细胞影像等。

在医学影像智能处理中，医学影像有很多的模态，例如核磁共振影像（MRI）、X射线，CT等等。当同一个病人的同一个部位通过不同的成像技术得到不同的模态时，如果成像位置和视角一致的则被认为这些模态是配准的。相较于单模态数据，配准的多模态影像数据能提供更多的信息，可以支撑更多更复杂的应用场景，满足深度神经网络的训练数据的需求，有助于提供更加高效可靠的智能诊断服务。然而，医学影像收集十分困难，尤其是罕见病，使得医学影像数据集都是稀缺和小型的，这使得很多的训练任务无法实现。自然，配准的多模态影像数据则更为稀缺。因此，通过应用图像生成技术，生成配准的多模态图像有着广泛的用途和深远的意义。

生成对抗网络（GAN）是一种可以接受无监督训练也可以接受有监督训练的灵活的深度神经网络，在计算机视觉领域得到了非常广泛的应用。生成对抗网络一般包括一个生成器和一个鉴别器，生成器可以通过接受随机输入生成逼真的图像，鉴别器通过学习真实图像和生成图像来对两者进行区分并以此指导生成器生成更加逼真的图像。

1. **研究现状**
2. **创新点和贡献介绍**

我们设计了一种基于生成对抗网络的多模态配准图像生成的方法，采用无监督学习方法，训练数据无需配准，可以接收一个符合我们设计规范的随机输入，进而生成一组有标签的多模态配准图像。

## 方法

1. **整体架构和模块划分**

我们的方法包括结构特征图生成训练阶段、多模态MRI生成训练阶段、数据生成阶段、病灶信息检测阶段、合成数据有效性测试阶段。

结构特征图生成训练阶段我们将获得一个结构特征图生成器，能从随机的正态分布矩阵生成结构特征图。该阶段我们训练的模型模包括一个结构特征图编码器、一个结构特征图解码器和一个结构特征图鉴别器。

多模态图生成训练阶段我们产出一个条件生成器，其以结构特征图为输入，能根据不同的独热条件向量生成不同模态的MRI，并且可在结构特征图上添加病灶标签使得生成的MRI具有对应的病灶信息。该阶段我们训练的模型模块包括一个结构特征与病灶标签融合图编码器、一个病灶标签解码器、一个MRI编码器、一个MRI解码器、一个MRI鉴别器和一个MRI编码鉴别器。。

在数据生成阶段，我们使用前两个阶段产出的模型先从随机正态分布矩阵生成足量的结构特征图再随机添加病灶标签，最后生成配准的多模态MRI，构建出一个合成数据集。

在病灶信息检测阶段，我们根据真实的数据为每个模态的MRI单独训练一个病灶分割网络，并在真实数据集中进行分割能力测试。然后我们使用训练好的分割器对合成数据集中的MRI进行分割，将分割结果与添加的病灶标签比对评估，以此检验生成的MRI中包含了我们预期的病灶信息。该阶段我们训练的模型包括每个模态的MRI的病灶分割器。

合成数据有效性测试阶段中，我们使用由不同比重的合成数据和真实数据构建的数据集来对病灶信息检测阶段中的病灶分割网络进行训练，训练充分后再在真实测试数据集上进行分割能力测试，对比各项测试结果，以验证合成数据在模型训练中的可用性。该阶段我们训练的模型包括每个模态的MRI的基于不同数据比重的病灶分割器。

1. **结构特征图提取方法**

对一张真实图像，用算子提取得到结构图，对结构图进行一系列操作得到最小值图和最大值图，两者加和得到结构特征图，具体算法见如下伪码：

算法1 结构特征图提取

1:输入一张真实图像，beta为元素阈值

2:f1 = reduce\_min(sobel(n))  
3:f2 = reduce\_max(sobel(n))  
4:f1 = mean(f1) - f1  
5:f2 = f2 - mean(f2)  
6:f1 = ones \* (f1 > beta)  
7:f2 = ones \* (f2 > beta)  
8:f = f1 + f2  
9:f = ones \* (f > 0.)

1. **随机结构特征图的生成训练**

这一部分可独立训练，训练完成后，生成的随机结构特征图用于进一步生成一组有分割标签的配准的多模态数据。从标准正态分布解码得到随机结构特征图的具体处理过程如下：

1. 每次随机选择一个模态，从这个模态中获取一张图n，用结构特征提取方法得到结构特征图，用掩模提取方法得到对应掩模；
2. 用编码器对结构特征图进行编码获得及，从正态分布的获取随机噪声，由三个编码求得；
3. 用解码器对解码得到重建的结构特征图；
4. 用解码器对解码得到重建的掩模；
5. 随机生成符合正态分布的矩阵；
6. 用解码器对解码得到生成的随机结构特征图；
7. 用解码器对解码得到生成的掩模；
8. 结构特征图鉴别器分别对和进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假；
9. 结构特征鉴别器分别对和进行鉴别，将前者鉴别为假，后者鉴别为真。

在训练过程中，我们希望随机正态分布矩阵解码出结构特征图更逼真，所以通过鉴别器对原图提取的结构特征及掩模与随机正态分布矩阵解码的结构特征及掩模进行对抗学习，此外，还添加了编码特征的GAN，通过结构特征鉴别器对真实结构特征图编码结果与服从标准正态分布的矩阵进行对抗学习，以此使得编码器能够将结构特征图编码为服从标准正态分布的结果。

1. **结构图与肿瘤标签的融合方法**

通过（5）我们可以得到从标准正态分布随机生成的结构特征图，然后我们随机选择分割标签图，将包含5个类别的分割标签图转为独热矩阵，得到一个通道数与类别数量一样的多维标签矩阵，每个通道中仅有部分像素有效，其余部分为填充的0，这些非0像素区域与分割标签图中的各个分割区域是配准的。最后，我们将这个被分割后的多维标签矩阵与结构特征图一起在通道维度进行堆叠，得到一个融合了两个输入源的输入矩阵作为最终输入。

1. **多模态MRI生成训练**

以两模态为例，由符合规范的随机输入生成配准的、模态的图像的具体生成训练过程如下：

1. 每次随机选择一个模态，从这个模态中获取一张图n及其对应的分割标签图，用结构特征提取方法得到结构特征图，用掩模提取方法得到对应掩模；
2. 利用分割标签图去除提取得到结构特征图的肿瘤信息,得到无肿瘤信息的结构特征图；
3. 将结构特征图与随机输入的分割标签图L通过方法（6）融合得到；
4. 将送入随机编码器编码为；
5. 将分别送到模态的解码器、模态的解码器和分割标签图的解码器，分别解码出模态的生成图、模态的生成图、重建分割标签图；
6. 再分别用（3）中的结构特征提取方法从模态的生成图和模态的生成图中提取出特征图、；
7. 用模态的编码器对模态的生成图进行编码得到；
8. 由解码器解码得到；
9. 由解码器解码得到；
10. 对模态做同样的操作，用编码器对生成图进行编码得到；
11. 送到解码器解码得到；
12. 送到解码器解码得到。
13. 模态X鉴别器分别对和进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假。
14. 模态Y鉴别器分别对和进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假。
15. 特征鉴别器分别对、和进行鉴别，将鉴别为假，后二者鉴别为真。

在以上图像生成训练过程中，由于结构特征图是从随机图像n中提取的，提取出的结构特征有可能包含肿瘤结构信息，会干扰与随机标签L中的肿瘤信息，影响融合后生成的图像，所以需要在与随机标签L融合前消除肿瘤信息,得到无肿瘤信息的结构特征图，使生成图像的肿瘤信息只来源于标签L。

1. **辅助的模态重建和模态转换训练**

模态数量为C时，对任意一个模态m，我们一共进行C-1次模态转换、一次模态重建。模态转换时，编码器将m模态的MRI编码得到语义特征图codem ，然后我们将其与不同的条件向量连接，通过解码器解码出全部的模态。当解码还原到m模态本身时，即是该模态的模态重建。对所有通过模态转换得到的转换图，我们全部采用编码器进行再编码，将全部再编码得到的语义特征图均与m模态的条件向量进行连接，最后再用解码器全部解码得到循环重建的m模态的MRI。注意，模态重建得到的重建图无需再编码和循环重建。模态重建的循环重建都是自监督训练。真实模态图与模态转换的道德转换图分别作为鉴别器的正样本和负样本，通过鉴别器提供的对抗性损失实现无监督训练。

在上述过程中，原始输入模态m对应的病灶标签labelm 作为病灶还原训练的监督标签。具体来说，上述过程中由原始输入的m模态的MRI得到的一个经过编码得到语义特征图和C-1个经过再编码得到的语义特征图，全部通过病灶解码器生成病灶标签图，labelm 作为监督标签。

训练采用的学习率、优化方法等超参数设置均可根据任务实际情况自由配置。

1. **构建合成数据集**
2. **病灶分割网络训练**

## 实验

1. **数据集与数据预处理**
2. **训练设置**
3. **病灶检测实验**
4. **合成数据可用性验证实验**

## 结果

1. **实验量化结果**
2. **实验可视化结果**

## 结论与未来工作

## 致谢

NSCCGZ

## 参考文献