**一种基于生成对抗网络的多模态配准图像生成的方法**

中山大学 瞿毅力 王莹 苏琬棋 邓楚富 卢宇彤 陈志广

**技术领域**

本发明属于图像生成领域，具体而言，涉及一种根据给定的符合规范的随机输入得到多模态配准图像的方法。

**背景技术**

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。

我们将生成对抗网络中的生成器模块化为一个编码器和一个解码器。通过多组编码器、解码器和鉴别器的组合训练，我们的方法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配准的多模态数据。该方法可以广泛应用于医学影像、生物细胞影像等领域。

**发明内容**

本发明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。这里的标签对应不同的任务标签，例如对于分类任务，标签为分类类别，对于病灶分割任务，标签是分割标签。以病灶分割任务的数据生成为例，本发明的具体技术方案如下：

1. 模块化方法

首先，我们有一个接收随机输入的编码器、一个从编码结果解码出输入的分割标签图的解码器和一个对编码结果进行真假鉴别的特征鉴别器，然后，每一个模态对应一个编码器、一个解码器和一个模态鉴别器。此外，我们有一个从真实图像中提取结构特征的特征提取模块，一个将结构特征图编码到正态分布的编码器，一个从正态分布解码出结构特征图的解码器，以及指导结构特征图重建的真假结构特征图鉴别器和一个对编码结果进行真假鉴别的结构特征鉴别器。

1. 随机输入规范方法

我们的随机输入包括一个随机的结构特征图，一个随机分割标签图。随机结构特征图通过解码器从一个标准正态分布矩阵解码生成。真实结构特征图是从真实图像通过算子提取得到的。随机分割标签图为随机选择的真实模态图像中各个部分的分割标签。本发明能够接收符合这个规范的随机输入，生成一组有分割标签的配准的多模态数据。

1. 结构特征提取方法

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. 掩模提取方法

对一张真实图像提取掩模的具体算法见如下伪码：

算法2 掩模提取

1:输入一张真实图像，p为扩充元素值

2:mask = 1.0 - ones \* (n > 0.)  
3:shape = get\_shape(n)  
4:mask = resize(mask, size=[shape[1] + p, shape[2] + p])  
5:mask = resize\_with\_crop\_or\_pad(mask, shape[1], shape[2])

1. 结构特征图生成训练方法

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. 随机输入融合方法

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. 模态配准图像生成训练方法

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

生成训练包含分割标签解码器和各模态编码器、解码器的辅助训练。辅助训练具体处理过程如下：

1. 输入随机的模态的图像；
2. 用编码器对原图进行编码获得，再用解码器对解码得到重建图；
3. 用解码器对解码得到分割标签图；
4. 用解码器对解码得到转换图；
5. 用编码器对转换图进行编码获得，再用解码器对解码得到循环转换图；
6. 模态鉴别器分别对和进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假。

模态Y的训练过程同上，这部分同步辅助训练主要目的是辅助训练好、、、及模块，使下面的生成训练更容易学习。

输入随机结构特征图与随机分割标签L得到配准的、模态的图像及分割标签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. 训练公式及符号表示

以两模态X、Y的图像生成为例，方法（2）-（7）综合训练过程具体公式如下所示：

随机结构特征图训练过程可用公式表示为：

,

🡪

生成训练的同步辅助训练过程可用公式表示为：

,

( ,

,

,

,

( ,

输入随机选取的图像n及其对应分割标签，输入随机的分割标签L，生成训练过程可用公式表示为：

,

，

,,

,

,

,

,

上述公式中，、、、、、、、、、、、分别对应X、Y两个模态的原始图像、重建图、转换图、循环转换图、生成图和生成转换图，、、、分别表示模态X、Y的编码器与解码器，、、、、、表示对、、、、、通过对应编码器、分别编码之后得到的特征结果。、、表示由结构特征提取方法对任意模态图n、、提取得到的结构特征图、X模态生成结构特征图、Y模态生成结构特征图，表示由掩模提取方法提取得到的掩模，、、、分别表示结构特征解码器、掩模解码器、分割标签解码器、随机输入编码器。

、表示对通过编码器编码得到的特征结果，、表示从正态分布随机获取到的矩阵，表示加入噪声后的正态分布矩阵，、表示分别对、通过进行解码得到的重建结构特征图、随机结构特征图，、表示分别对、通过进行解码得到的重建掩模、随机掩模，表示由和分割标签图L融和得到的特征标签图，表示对通过编码器编码得到的特征结果，、、、、表示分别对、、、、通过解码器解码得到的X模态分割标签图、Y模态分割标签图、重建分割标签图、X模态生成分割标签图、Y模态生成分割标签图。

另外前面训练方法已提到的是结构特征图鉴别器、是结构特征鉴别器、、表示的是模态X、Y的鉴别器，是多个模态共用的特征鉴别器。

1. 损失函数设计方法

在训练过程中我们通过设计损失函数作为模型的学习准则，约束模型的优化方向。

* + 1. 使得结构特征图编码服从正态分布的对抗性损失

其中，为各项损失的权重，0和1表示真实与否。

* + 1. 使得结构特征图中间编码结果服从正态分布的自监督损失
    2. 使得随机正态分布矩阵解码出结构特征图更逼真的对抗性损失
    3. 结构特征图和掩模两次重建融合后与原始结构特征图和掩模的两两自监督一致性损失
    4. 使得通过随机结构特征图生成的X、Y模态图更逼真的对抗性损失

* + 1. 使得对随机结构特征图编码结果更加趋近于真实模态图编码结果的对抗性损失，以降低解码器解码难度，保证解码器能顺利解码出模态图
    2. 输入的结构特征图的重建自监督损失
    3. 与输入的结构特征图融合后输入的肿瘤分割标签图的重建自监督损失

* + 1. X、Y模态图分割训练的有监督损失

公式⑨中的、为输入的X、Y模态图各自对应的分割标签。

* + 1. 生成的X模态与Y模态图进行转换得到的转换图与生成图的自监督损失
    2. 限制像素生成范围为脑主体掩膜的范围的监督损失
    3. X模态与Y模态图进行重建得到的重建图与原图的自监督损失
    4. 与X模态与Y模态图进行转换得到的循环转换图与原图的有监督损失
    5. 通过解码器生成X模态与Y模态图的编码与X模态与Y模态图经过编码器得到的编码的自监督语义一致性损失
    6. X模态与Y模态图编码的有监督语义一致性损失

上述公式中，为各项损失的权重。系统网络总损失是由生成器总损失和鉴别器总损失构成：

1. 模态扩展训练方法

对于多个模态的训练，只需在模态配准图像生成训练方法（7）补充模态互转训练。训练n（n>1）个模态时，辅助训练需进行n个模态的训练，每个模态包含n-1个④-⑤步骤，分别对应当前模态与其他n-1个模态的循环转换训练；在生成训练的步骤⑤，生成标签图及n个模态的生成图，每个模态都包含 n-1个步骤⑨，分别对应当前模态与其他n-1个模态的转换训练。

1. 模块组合使用方法

方法（5）、（7）训练完成后，只需要重组（5）、（7）中部分模块部件，即可实现方便快速的生成大量多模态配准图像。具体重组使用方法如下：

从正态分布获取随机矩阵，用（5）中训练好的结构特征解码器解码生成结构特征图，与随机选取的分割标签图L通过方法（6）融合，融合结果输入（7）中训练好的随机输入编码器，得到编码，最后通过（7）中训练好的不同模态的解码器、对进行解码，生成配准的X模态图，Y模态图。

以上为本发明设计的接收一个符合设计规范的随机输入，生成一组有标签的多模态配准图像方法，和现有技术相比，本发明具有下述优点：

1. 训练使用的数据无需配准，是无监督学习，可以实现多模态配准图像的生成，且生成的数据是有标签的，对模态的数量没有限制。
2. 模块化的设计可以方便的进行模态扩展，并使模型训练更灵活，训练可独立进行也可以同步进行，训练好的模块在使用时组合重用。
3. 结构特征的提取方法提基于传统Sobel方法进行改进，用Sobel提取特征后进一步处理，得到了最大值图和最小值图，最后融合得到结构特征图，保留了足够的结构信息。

**附图说明**



图1 为本发明实施例方法的主流程图



图2 为本发明实施例的结构特征图生成训练架构图



图3 为本发明实施例的模态配准图像生成训练中的辅助训练架构图



图4 为本发明实施例的模态配准图像生成训练中的生成训练架构图



图5 为本发明实施例的模块组合使用示意图

**具体实施方式**

下文将以X、Y两个模态的配准图像生成为例，对本发明可接收一个符合设计规范的随机输入，生成一组有标签的多模态配准图像的方法进行进一步的详细说明，如图1流程图所示，本实施例可实现两模态配准图像生成的详细步骤包括：

1. 输入随机模态图n；
2. 将图像分别送到结构特征提取模块和掩模提取模块，得到结构特征图和掩模；
3. 将通过特征编码器处理得到、，从正态分布的获取随机噪声，由三个编码处理得到；
4. 用解码器对解码得到重建的结构特征图；
5. 用解码器对解码得到重建的掩模；
6. 随机生成符合正态分布的矩阵；
7. 用解码器对解码得到生成的随机结构特征图；
8. 用解码器对解码得到生成的掩模；
9. 将与输入结构特征图鉴别器进行对抗学习；
10. 将（3）得到的与（6）得到的输入特征鉴别器进行对抗学习，使得服从正态分布；完成是结构特征图重建训练，产出特征解码器。
11. 用编码器对X模态原图进行编码获得，再用解码器对解码得到重建图；
12. 用解码器对解码得到分割标签图；
13. 用解码器对解码得到转换图；
14. 用编码器对转换图进行编码获得，再用解码器对解码得到循环转换图；
15. 用编码器对Y模态原图进行编码获得，再用解码器对解码得到重建图；
16. 用解码器对解码得到分割标签图；
17. 用解码器对解码得到转换图；
18. 用编码器对转换图进行编码获得，再用解码器对解码得到循环转换图；
19. 模态鉴别器分别对原图和（18）得到的进行对抗学习，模态鉴别器分别对原图和（13）得到的进行对抗学习；完成同步辅助训练；
20. 输入（1）的随机模态图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；
21. 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；
22. 将结构特征图与随机输入的分割标签图L通过融合方法得到；
23. 将送入随机编码器编码为；
24. 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；
25. 再分别用结构特征提取模块从模态的生成图和模态的生成图中提取出特征图、；
26. 用模态的编码器对模态的生成图进行编码得到；
27. 由解码器解码得到；
28. 由解码器解码得到；
29. 对模态做同样的操作，用编码器对生成图进行编码得到；
30. 送到解码器解码得到；
31. 送到解码器解码得到。
32. 模态X鉴别器分别对和进行对抗学习；
33. 模态Y鉴别器分别对和进行对抗学习；
34. 特征鉴别器分别对、和进行进行对抗学习；
35. （11）-（34）完成模态配准图像生成训练，产出一个随机输入编码器，每个模态对应的解码器、，副产物有多模态转换器、分割器、重建器；
36. 将特征图与随机生成的分割标签图融合得到，通过随机输入编码器得到，分别通过（35）产出的解码器、、生成配准的多个模态的图像、、；
37. 结束。

在本实施例中，步骤（1）-（10）对应结构特征图生成训练部分，抽象出来的架构如图2所示，训练得到一个能够从服从标准正态分布的随机矩阵解码出结构特征图的特征解码器。

在本实施例中，模态配准图像生成训练可分为辅助训练和生成训练两个部分，步骤（11）-（19）对应辅助训练部分，抽象出来的架构如图3所示，能够辅助训练、、、及模块，降低后面的生成训练的学习难度。步骤（20）-（35）对应生成训练部分，抽象出来的架构如图4所示，产出一个分割标签解码器，及各模态对应的解码器、，由此可生成配准的X、Y模态图像及分割标签。

经过上述训练步骤后，训练好的模块可如图5所示，根据步骤（36）的描述，实现由随机正态分布矩阵生成X、Y模态的配准图像。