**一种基于条件生成对抗网络的多模态MRI转换方法**

中山大学 瞿毅力 苏琬棋 邓楚富 王莹 卢宇彤 陈志广

**技术领域**

本发明属于医学图像处理领域，具体而言，涉及一种根据给定模态的MRI图像和目标模态，通过条件生成对抗网络生成其他配准的多模态MRI图像的方法。

**背景技术**

核磁共振成像（MRI）是一种常见的医学影像，根据成像参数的不同可以有多种模态，例如T1、T2、T1c等。不同的模态对医生具有不同的参考价值，医生往往需要多个模态的影像互相对照才能做出准备的判断。在医学影像的智能处理任务的训练和学习中，我们往往也期望获得更多模态的影像，例如采用卷积神经网络（CNN）或生成对抗网络（GAN）进行的医学图像处理任务。

对于医生来说，获取不同模态的影像需要花费更长的时间并且需要患者的耐心配合，对于医学影像的智能处理任务的研究者来说，多模态的MRI数据集十分稀缺，收集难度非常大，而配准的数据则更加稀少。

条件GAN在人脸转换等领域实现了非常惊人的转换效果，因此，我们希望设计一套基于条件GAN的方法来实现无监督的多模态MRI转换方法，通过转换生成配准的多模态MRI。

在医学影像中，真正具有价值的是其中的病灶信息。然而病灶往往又十分细微，因此，在转换中如何有效保留病灶信息是十分关键的。因此我们的方法设计了病灶的有效性检测网络，并给出了转换后的MRI的病灶的有效性的验证方法。

总的来说，我们的方法是无监督的，无需配准的多模态影像即可训练，同时能保证转换生成的多模态MRI是配准的，最后还能保证转换生成的MRI完好的保留了关键的病灶信息且能加以检验。

**发明内容**

本发明设计了一种基于条件生成对抗网络的多模态MRI转换方法，采用无监督学习方法，训练数据无需配准，可以接收一张任意模态的MRI转换生成一组配准的多模态MRI。本发明的具体技术方案如下：

1. 模块分解方法

我们将条件生成对抗网络中的生成器分解成一个编码器和一个解码器，编码器实现将不同模态的MRI编码进同一个语义特征空间，得到语义特征图，解码器接收一个语义特征图和一个条件向量，根据条件向量指定的目标模态将语义特征图解码还原为目标模态的MRI。同时，我们还构建了一个病灶处理器，进行例如肿瘤分割、肺结节检测等病灶处理任务。与生成器对应的还有一个鉴别器，鉴别器接收原始的MRI和转换后的MRI，输出他们的模态类别和是否为原始的MRI。因此，我们一共有四个模块，一个编码器，一个解码器、一个鉴别器和一个病灶处理器。我们各个模块均为普通的CNN，可根据任务类型和数据信息进行设计，也可直接采用当前优秀的网络，例如AlexNet、ResNet、GoogleNet、VggNet等，并可根据转换图的验证情况加以调整或重新设计。我们的方法可以使用接收2D图片的CNN，也可以使用直接处理3D图片的CNN。

1. 独热（one-hot）条件向量生成与连接方法

我们将不同的模态时从0开始进行整数编号，这样每一个模态对应一个整数编号，将模态数量记为C。然后，我们获取到编码器输出的语义特征图的个数N、高H和宽W，再然后，我们生成一个形状为[N,H,W,C]的全零矩阵，其中C为该矩阵的通道维度。最后，我们将生成的矩阵的通道维度的第m通道上的0全部变为1，即得到整数编号为m的模态的独热条件向量。我们将该条件向量与一个语义特征图一起输入给解码器来控制解码器将语义特征图解码到整数编号为m的模态。语义特征图与条件向量的连接方法为通道方向上的堆叠，具体来说，C个通道的条件向量堆叠在语义特征图最后一个通道之后。

1. 模块组合训练方法

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得到的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得到的一个经过病灶处理器生成的病灶标签，labelm 作为监督标签。病灶处理器先训练，训练完成后，我们采用该训练好的病灶处理器为生成器组件提供损失，具体来说，对输入MRI采用病灶处理器进行处理得到一个病灶标签，再对转换和重建得到的MRI采用病灶处理器进行处理，得到的生成标签与输入图的生成标签求损失，该损失只用于生成器组件的梯度更新，病灶处理器的参数不更新。

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. 损失函数设计方法

先训练病灶处理器，其损失函数为：

其中表示编号为的模态的MRI的真实病灶标签，表示编号为的模态的MRI经过编码器编码后再经过病灶解码器解码生成的病灶标签。

然后进行转换训练，鉴别器损失仅用于更新鉴别器，生成器损失仅用于更新编码器和解码器。

我们的鉴别器模块独立更新，其损失为：

其中指真实的编号为的模态的MRI，指由编号为的模态转换生成的编号为的模态的MRI，0与1表示真实与否，表示模态类别。

我们生成器组件通过一个优化器更新训练，损失项包括鉴别器提供的对抗性损失、模态重建自监督损失、模态循环重建自监督损失、模态循环重建一致性损失、语义一致性损失、病灶监督损失、病灶一致性损失。具体来说：

1. 对抗性损失
2. 模态重建自监督损失

其中表示编号为的模态重建得到的模态的MRI。

1. 模态循环重建自监督损失

其中表示编号为的模态转换到编号为的模态再转换回的模态的MRI。

1. 模态循环重建一致性损失

其中、、表不同的模态。

1. 语义一致性损失

其中，表示编号为的模态的MRI经过编码器编码后得到的语义特征图，表示由编号为的模态转换生成的编号为的模态的MRI经过编码器编码后得到的语义特征图。

1. 病灶监督损失

其中表示由编号为的模态转换生成的编号为的模态的MRI经过编码器编码后再经过病灶解码器解码生成的病灶标签。

1. 病灶一致性损失

则由编码器解码器组成的各项生成器的总的损失为：

1. 模块组合使用方法

如图所示，使用时，我们仅需将一张任意模态的MRI作为输入，编码器对其编码得到的语义特征图，鉴别器识别其模态类别，然后将语义特征图与其他所有模态的条件向量连接，通过解码器依次解码出全部的其余模态的转换图。这样，我们就实现通过一张单模态MRI得到配准的多模态MRI。同样的，若我们控制条件向量为输入模态的条件向量则编码器与解码器的组合为一个模态重建器，可以得到模态的重建图；若我们将编码器与病灶解码器组合则我们得到一个病灶检测器，可以得到病灶标签图。

1. 转换有效性检测方法

得到的转换图我们需要验证它们是否保留了关键的病灶信息以供医生或其他网络诊断用。如图所示，我们使用先前采用真实数据训练的病灶处理器，来对转换生成的数据进行处理。首先我们将真实MRI通过编码器与解码器组合得到的转换器转换得到其他模态的转换图，再将这些转换图通过病灶处理器进行处理，若得到的病灶标签与真实MRI的标签一致，则说明转换生成的MRI良好的保留了原模态MRI的病灶信息。若验证结果较差则可调整或重新设计各个模块的网络结构，重新训练和转换生成。

**附图说明**



图0 病灶处理器训练过程。ECL 和DCL 组成病灶处理器。



图1 转换训练过程示意图。图中EC表示编码器，DC表示解码器， D表示鉴别器。



图2 模块组合使用生成配准多模态过程示意图。



图3 病灶处理器用于转换有效性验证的验证过程示意图。



图4 主流程图



图5 各个模块的网络结构图示例。图中各个虚线框中，左边为编码器网络结构，中间为解码器与病灶解码器的网络结构，右边为鉴别器的网络结构。图例中Conv表示卷积层；InstanceNorm表示实例标准化层；ReLU和Sigmoid为常用的非线性激活函数；Deconv为反卷积层；Concat为通道堆叠连接层；kernel、stride、filters为卷积层或反卷积层的具体超参数。



图6 使用过程示意图



图7 病灶有效性检测过程示意图

**具体实施方式**

我们以公开数据集BRATS2015的T1、T1c、T2和Flair四个模态的转换为例，来介绍我们转换方法的具体实施方式。

1. 数据选择和处理

我们选择公开数据集BRATS2015的T1、T1c、T2和Flair四个模态MRI作为我们的训练和测试数据，将其肿瘤分割标签图作为我们的病灶标签数据。数据预处理时将3D的MRI切割成2D的MRI图片，并按一定病人样本比例划分出训练数据和测试数据。

模态数量C=4，T1、T1c、T2和Flair四个模态分别编号为0,1,2,3,则四个模态的原始MRI分别记为x0、x1、x2、x3。0、1、2、3的one-hot向量分别记为one-hot0 、one-hot1、one-hot2 、one-hot3。

1. 设计各个模块的网络结构

我们的各个模块的网络结构如图5所示，均为简单的2D全卷积网络。

1. 病灶处理器训练

本例中病灶处理任务为肿瘤分割任务，我们以训练数据集中真实的多模态MRI为输入数据，对应的分割标签为监督标签单独训练一个由病灶编码器和病灶解码器组合成的肿瘤分割器，如图0所示。损失函数为：

每次迭代步随机选择当前步x0 、x1 、x2或x3 中的一张作为输入，得到输出的labelg,0、labelg,1、labelg,2或labelg,3，与对应的真实病灶标签label0 、label1 、label2 或label3 求取均方差（MSE）作为损失函数，通过Adam优化器对损失函数进行反向传播求导并更新各个模块网络结构中的权重参数。循环迭代，根据损失函数收敛情况或自由添加的各项评估指标判断何时终止训练。各项评估项可以使用测试数据集。训练完成，记录训练病灶分割器在测试数据集上分割结果与真实标签的MSE。

1. 转换训练训练

训练时，对x0 即训练数据集中的一张模态T1的2D MRI，编码器将x0编码得到语义特征图code0 ，然后分别与one-hot0 、one-hot1、one-hot2 、one-hot3连接，通过解码器分别解码得到重建的xr,0和转换的xt,0,1、xt,0,2和xt,0,3。我们再将xt,0,1、xt,0,2和xt,0,3经过编码器再编码得到codet,0,1、codet,0,2和codet,0,3。codet,0,1、codet,0,2和codet,0,3 分别再与one-hot0 连接，再通过解码器再解码得到xcr,1,0、xcr,2,0和xcr,3,0。

x0 使用病灶处理器得到labelg,0 , xt,0,1、xt,0,2和xt,0,3得到labelt,0,1 、labelt,0,2 、labelt,0,3 。labelg,0为labelt,0,1 、labelt,0,2 、labelt,0,3的监督标签。

我们对x1 、x2和x3 执行上述同样的过程。

这样我们的损失函数如下：

总的鉴别器损失

总的生成器损失为：

其中：

1. 对抗性损失
2. 模态重建自监督损失
3. 模态循环重建自监督损失
4. 模态循环重建一致性损失
5. 语义一致性损失
6. 病灶监督损失
7. 病灶一致性损失

训练时，采用Adam优化器对损失函数进行反向传播求导并更新各个模块网络结构中的权重参数。注意，鉴别器损失仅用于更新鉴别器，生成器损失仅用于更新编码器和解码器。

循环迭代，根据损失函数收敛情况或自由添加的各项评估指标判断何时终止训练。各项评估项可以使用测试数据集。

1. 生成配准的多模态MRI

我们将训练好的编码器与解码器组合成一个生成器。

我们将测试数据集中的每张MRI均通过生成器得到该图其他模态的转换图和原模态的重建图。

1. 测试转换MRI数据

我们用训练好的病灶分割器对测试数据集通过生成器得到配准的多模态MRI进行分割，求得分割结果与测试数据集的真实分割标签的MSE。

我们对比分割器的两个MSE结果，由此可以判断生成器生成的转换图和重建图是否成功保留了病灶信息。若转换数据的MSE较差，则需调整各个模块的网络结构或训练超参数重新训练，直至两个MSE结果在允许的误差范围内。

1. 结束