**一种基于模块化条件生成对抗网络的多模态MRI与多模态CT的转换方法**

中山大学 瞿毅力 苏琬棋 邓楚富 王莹 卢宇彤 陈志广 肖侬

**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或CT图和目标模态，通过条件生成对抗网络生成配准的多模态MRI和CT图的方法。

**背景技术**

医学影像有很多的模态，例如核磁共振影像（MRI）、超声波、CT等等。MRI可以再细分出T1、T2、T1w、T2w等不同对比度的子模态，CT也可以根据不同的照射剂量得到不同的子模态图像。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。然而，配准的多模态医学影像的采集代价很高。因此，通过应用图像合成技术扩展数据集，从已有的单模态图像转换为配准的多模态图像，有着广泛的用途和深远的意义。

一些研究采用全卷积神经网络（FCN）或者生成对抗网络（GAN）来进行医学图像的转换。FCN需要配准的多模态数据集来进行有监督学习，这带来了极大的限制。GAN可以实现无监督学习，通常包含一个生成器和鉴别器，生成器实现模态的转换生成，鉴别器为生成器提供一个对抗性损失指导其生成的图像更加真实。在使用GAN进行多模态医学图像转换时，一种思路是训练多个GAN，每个GAN负责一项转换任务，另一种思路是采用条件GAN，在模态输入时加入目标模态的指向信息，通过不同的条件指向来训练生成器实现不同的转换任务。

当前的基于条件GAN的多域转换方法只适用于MRI或CT内部各个十分相似的子模态的转换。采用两个GAN实现的 MRI与CT双模态的转换的方法在扩展到多模态时代价昂贵。而配准的多模态MRI和多模态CT的转换尚无相关的成熟研究。我们考虑到MRI和CT内部子模态十分相似但MRI与CT两个模态又有巨大差异的情况，提出了一种采用模块化的条件GAN的转换方法，在无需训练多个GAN的情况下能便利高校的实现单模态转换生成配准的多模态MRI和CT图。

**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和CT图的转换方法，采用无监督学习方法，训练数据无需配准，可以接收张任意模态的MRI或CT转换生成一组配准的多模态MRI和CT。本发明的具体技术方案如下：

1. 模块分解方法

我们的方案中训练过程包含一个MRI模态编码器、一个CT模态编码器、一个MRI模态解码器、一个CT模态解码器、一个MRI病灶任务解码器、一个CT病灶任务解码器、一个模态鉴别器和一个特征鉴别器，测试过程需单独训练一个由MRI模态编码器和MRI病灶任务解码器组合而成的MRI病灶任务处理器、一个由CT模态编码器和CT病灶任务解码器组合而成的CT病灶任务处理器。模态编码器接收MRI或CT图作为输入，将收入编码为一个语义特征图。模态解码器以模态编码器输出的语义特征图和独热条件向量在通道方向堆叠而成的条件特征图作为输入，由独热条件向量来确定输出的模态。模态鉴别器有三个输出：真或假、CT或MRI、CT或MRI模态内子模态的整数索引。特征图鉴别器有输出只有一个：CT或MRI。病灶任务解码器的输出与处理的病灶任务有关，如果是分割任务则输出病灶分割图，如果是检测任务则输出病灶检测框大小和坐标，同样地，两个病灶任务处理器的处理任务可以不同。

1. 模块组合训练方法

模块组合训练过程包括四个训练部分：CT转CT的训练、MRI转MRI的训练、CT转MRI的训练、MRI转CT的训练。训练过程使用真实的CT和MRI训练数据，各个模态和子模态均无需配准，但要求CT图具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签、MRI具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签。

CT转CT的训练时，对任意一个CT模态的子模态i，其CT图为xi，我们使用CT模态编码器将xi 编码成语义特征图codex,i，然后分别将CT模态的所有子模态对应的独热条件向量堆叠在其通道后得到不同的条件特征图。codex,i与CT模态的子模态i的独热条件向量one\_hot(i)堆叠组合后，用CT模态解码器解码还原出xi的重建CT图xr,i。codex,i与CT模态的其他任意子模态j（j不等于i）的独热条件向量one\_hot(j)堆叠组合后，用CT模态解码器解码得到CT模态的子模态j的CT图xt,i,j，再用CT模态编码器xt,i,j编码得到语义特征图codet,i,x,j，将其再与one\_hot(i)堆叠组合后用CT模态解码器即可解码还原出xi的循环重建CT图xcr,j,i。此外，CT病灶任务解码器对codex,i和全部的codet,i,x,j都进行病灶处理，分别得到病灶标签输出labelg,x,i和labelt,j,x,i，其对应的真实标签为labelx,i。同时，模态鉴别器以xi为正样本xt,i,j为负样本进行真假鉴别学习为生成组件提供对抗性损失，同时模态鉴别器以i为xi的标签、j为xt,i,j的标签对子模态类别进行鉴别学习和以CT模态的索引值为xi与xt,i,j的标签对CT和MRI模态分类进行鉴别学习为生成组件提供一致性损失。特征鉴别器以CT模态的索引值为codex,i的标签对CT和MRI模态分类进行鉴别学习，以为生成组件提供对抗性损失。

MRI转MRI的训练过程与CT转CT的训练过程相同，仅是训练组件变为MRI模态编码器、MRI模态解码器和MRI病灶任务解码器、输入变为MRI模态的子模态i的MRI yi 、学习的标签变为MRI模态对应的各项标签。

CT转MRI的训练时，同样先使用CT模态编码器将一个任意CT模态的子模态i的CT图xi 编码成语义特征图codex,i，然后分别将MRI模态的所有子模态对应的独热条件向量堆叠在其通道后得到不同的条件特征图。codex,i与MRI模态的任意子模态j的独热条件向量one\_hot(j)堆叠组合后，用MRI模态解码器解码得到MRI模态的子模态j的MRI yt,x,i,j，再用MRI模态编码器yt,x,i,j编码得到语义特征图codet,x,i, y,j，将其再与one\_hot(i)堆叠组合后用CT模态解码器即可解码还原出xi的循环重建CT图xcr,y,j,i。同样地，CT病灶任务解码器对codex,i和全部的codet,x,i, y,j都进行病灶处理，分别得到病灶标签输出labelg,x,i和labelt,y,j,x,i，其对应的真实标签为labelx,i。同时，模态鉴别器以xi为正样本yt,x,i,j为负样本进行真假鉴别学习为生成组件提供对抗性损失，同时模态鉴别器以i为xi的标签、j为yt,x,i,j的标签对子模态类别进行鉴别学习和以CT模态的索引值为xi的标签、MRI模态的索引值为yt,x,i,j的标签对CT和MRI模态分类进行鉴别学习为生成组件提供一致性损失。

MRI转CT的训练过程与CT转MRI的训练过程相同，只是对应的CT和MRI模态的输入、组件、标签等对调。

1. 双向对抗损失函数设计方法

模态鉴别器独立更新,输出为一个有三个元素的列表，其具体损失为：

1. 真假鉴别损失

1. CT或MRI模态鉴别损失
2. 子模态鉴别损失

则总的模态鉴别器损失为：

特征鉴别器独立更新，并向MRI模态的生成组件和CT模态的生成组件均提供对抗性损失，我们将其称之为双向对抗损失，具体的特征鉴别器损失函数如下：

我们其他模块通过一个优化器更新训练，损失项包括模态鉴别器提供的指导损失、特征鉴别器提供的双向对抗损失、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. 模态鉴别器指导损失
2. 特征鉴别器双向对抗损失
3. 模态重建自监督损失
4. 模态循环重建自监督损失
5. 模态循环重建一致性损失
6. 语义一致性损失
7. 病灶监督损失
8. 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

组合训练完成后，我们可以将各个模块组合使用。

CT模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个CT内部子模态互转的生成器，任意模态的CT图通过编码器编码得到语义特征图，再与选定的CT模态的子模态的独热条件向量通道向堆叠，最后通过CT模态解码器即可转换生成选定的模态的CT图。转换生成图的病灶标签为CT病灶任务的标签。

MRI模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个MRI内部子模态互转的生成器，任意模态的MRI图通过编码器编码得到语义特征图，再与选定的MRI模态的子模态的独热条件向量通道向堆叠，最后通过MRI模态解码器即可转换生成选定的模态的MRI。转换生成图的病灶标签为MRI病灶任务的标签。

CT模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个CT内部子模态转换为MRI内部子模态的生成器，任意模态的CT图通过编码器编码得到语义特征图，再与选定的MRI模态的子模态的独热条件向量通道向堆叠，最后通过MRI模态解码器即可转换生成选定的模态的MRI。转换生成图的病灶标签为CT病灶任务的标签。

MRI模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个MRI内部子模态转换为CT内部子模态的生成器，任意模态的MRI图通过编码器编码得到语义特征图，再与选定的CT模态的子模态的独热条件向量通道向堆叠，最后通过CT模态解码器即可转换生成选定的模态的CT图。转换生成图的病灶标签为MRI病灶任务的标签。

CT模态编码器与MRI病灶任务解码器组合，即可得到一个MRI病灶任务处理器，任意模态的CT图通过编码器编码得到语义特征图，再通过MRI病灶任务解码器即可生成MRI病灶任务的处理结果。该处理器可处理输入为CT图、病灶标签为的MRI病灶任务。

MRI模态编码器与CT病灶任务解码器组合，即可得到一个CT病灶任务处理器，任意模态的MRI通过编码器编码得到语义特征图，再通过CT病灶任务解码器即可生成CT病灶任务的处理结果。该处理器可处理输入为MRI、病灶标签为的CT病灶任务。

1. 病灶有效性检测方法

我们先使用真实CT训练数据训练一个由CT模态编码器和CT病灶任务解码器组合得到的CT病灶任务处理器，并在真实CT测试数据上对处理器的处理能力进行检测，当测试集处理结果的评估指标达到预期后，说明该CT病灶任务处理器已经训练好。我们用训练好的CT病灶任务处理器，对具有CT病灶任务的标签的CT图进行处理并对处理结果进行评估，若得到的评估结果符合预期则说明生成数据良好，否则应调整模块的网络结构重新训练。该病灶任务处理器训练的损失函数为：

同样地，我们先使用真实MRI训练数据训练一个由MRI模态编码器和MRI病灶任务解码器组合得到的MRI病灶任务处理器，并在真实MRI测试数据上对处理器的处理能力进行检测，当测试集处理结果的评估指标达到预期后，说明该MRI病灶任务处理器已经训练好。我们用训练好的MRI病灶任务处理器，对具有MRI病灶任务的标签的MRI进行处理并对处理结果进行评估，若得到的评估结果符合预期则说明生成数据良好，否则应调整模块的网络结构重新训练。该病灶任务处理器训练的损失函数为：

我们很难获取具有MRI病灶任务的标签的CT图，因此，我们使用训练过程得到的由CT模态编码器与MRI病灶任务解码器组合得到的MRI病灶任务处理器，对生成的具有MRI病灶任务的标签的CT图进行病灶处理并对处理结果进行评估，若得到的评估结果符合预期则说明生成数据良好，否则应调整模块的网络结构重新训练。

同样地，我们很难获取具有CT病灶任务的标签的MRI图，因此，我们使用训练过程得到的由MRI模态编码器与CT病灶任务解码器组合得到的CT病灶任务处理器，对生成的具有CT病灶任务的标签的MRI进行病灶处理并对处理结果进行评估，若得到的评估结果符合预期则说明生成数据良好，否则应调整模块的网络结构重新训练。

**附图说明**



图1 模块组合训练核心过程示意图。图中EC表示编码器，DC表示解码器，D表示鉴别器。



图2 模态内子模态的互转训练



图3 CT图与MRI 模态互转训练



图4 分割检测网络的训练



图5 模块的重组使用



图6 主流程图



图7 使用流程图



图8 测试过程示意图

**具体实施方式**

我们以下面的肺部MRI的T1、T2、T1c、Flair四个MRI模态和脑部的高剂量CT图、PET-CT图两个CT模态的互转实例来介绍我们转换方法的具体实施方式。通过该实例，我们可以很容易将我们的方法应用到更多的不同部位。不同病灶处理任务的MRI和CT模态中。

1. 数据准备

首先，我们需要准备MRI的T1、T2、T1c、Flair四个MRI模态的数据，我们记为y0、y1、y2、y3，对应的病灶处理任务为肺部肿瘤分割任务，则标签为肿瘤分割标签，我们记为labely。然后，我们需要准备肺部的高剂量CT图、PET-CT图两个CT模态的数据，我们记为x0、x1，对应的病灶处理任务为肺结节检测任务，则标签为肺结节检测框的大小和坐标标签,我们记为labelx。数据预处理过程，我们对所有数据归一化，并通过上采样和下采样方法将MRI和CT模态的影像数据调整到相同的尺寸。然后，根据一定的比例，我们将数据划分为训练集和测试集。

1. 设计各个部件的网络结构

我们根据数据的尺寸和任务需求设计各个模块的网络结构，具体而言，我们需要设计好MRI模态编码器、CT模态编码器、MRI模态解码器、CT模态解码器、肺部肿瘤分割任务解码器、肺结节检测任务解码器、模态鉴别器和特征鉴别器的网络结构，并且编码器的输出尺寸与解码器的输入尺寸要求一致。

1. 同步训练

我们使用真实的训练集数据对MRI模态编码器、CT模态编码器、MRI模态解码器、CT模态解码器、肺部肿瘤分割任务解码器、肺结节检测任务解码器、模态鉴别器和特征鉴别器八个模块进行同步训练。

1. 单独训练病灶处理器

我们使用真实CT训练数据单独训练一个由CT模态编码器和肺结节检测任务解码器组合得到的CT模态的肺结节检测任务处理器，和使用真实MRI训练数据训练一个由MRI模态编码器和肺部肿瘤分割任务解码器组合得到的MRI模态的肺部肿瘤分割任务处理器。

1. 模块重组

我们将同步训练中训练好的各个模块进行重组。CT模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个CT内部子模态互转的生成器，MRI模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个MRI内部子模态互转的生成器，CT模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个CT内部子模态转换为MRI内部子模态的生成器，MRI模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个MRI内部子模态转换为CT内部子模态的生成器， CT模态编码器与肺部肿瘤分割任务解码器组合，即可得到一个CT模态的肺部肿瘤分割任务处理器， MRI模态编码器与肺结节检测任务解码器组合，即可得到一个MRI模态的肺结节检测任务处理器。

1. 单模态数据转换生成多模态数据

我们在测试集中对每一个单模态的数据，都使用通过模块重组得到的各个生成器，重建或转换生成全部的模态数据。最终，我们将构建六个与测试集模态和数量一致的生成数据集。其中，通过CT转换得到的MRI数据具有肺结节检测框的大小坐标标签，通过MRI转换得到的CT数据具有肺部肿瘤的分割标签。

1. 病灶处理和评估

我们使用单独训练的CT模态的肺结节检测任务处理器和MRI模态的肺部肿瘤分割任务处理器，以及模块重组得到的CT模态的肺部肿瘤分割任务处理器和MRI模态的肺结节检测任务处理器，对通过单模态数据转换生成的六个多模态数据集分别进行对应的肿瘤分割处理或肺结节检测处理。然后，我们对处理结果与真实标签比对评估，若评估指标达到我们预期则说明转换生成的多模态数据质量良好，否则我们需要重新设计各个模块的网络结构并重新训练。