



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110689561 A

(43)申请公布日 2020.01.14

(21)申请号 201910880585.3

(22)申请日 2019.09.18

(71)申请人 中山大学

地址 510275 广东省广州市海珠区新港西路135号

(72)发明人 瞿毅力 苏琬棋 邓楚富 王莹
卢宇彤 陈志广 肖依

(74)专利代理机构 湖南兆弘专利事务所(普通合伙) 43008

代理人 谭武艺

(51)Int.Cl.

G06T 7/30(2017.01)

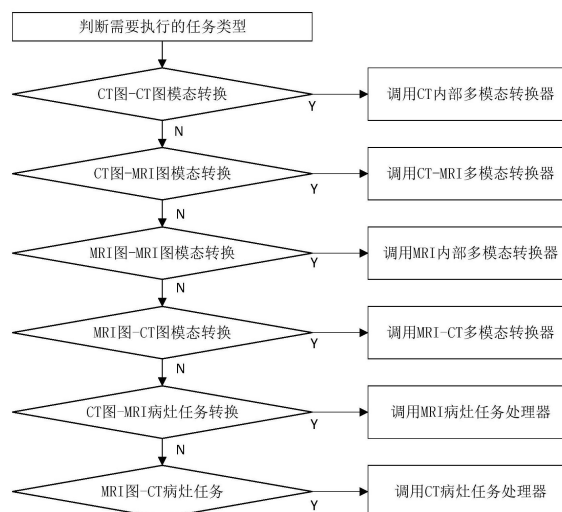
权利要求书3页 说明书13页 附图7页

(54)发明名称

基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质

(57)摘要

本发明公开了一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质,本发明转换方法包括根据所需执行的任务类型,选择GAN网络中训练好的模块来进行CT图-CT图模态转换、CT图-MRI图模态转换、MRI图-MRI图模态转换、MRI图-CT图模态转换、CT图-MRI病灶任务转换、MRI图-CT病灶任务。本发明考虑到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,本发明可采用无监督学习方法,训练数据无需配准,在无需训练多个GAN的情况下能便利高校的的实现单模态转换生成配准的多模态MRI和CT图。



1. 一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于实施步骤包括:

1) 判断需要执行的任务类型,若该任务为CT图-CT图模态转换则跳转执行步骤2),为CT图-MRI图模态转换则跳转执行步骤3),为MRI图-MRI图模态转换则跳转执行步骤4),为MRI图-CT图模态转换则跳转执行步骤5),为CT图-MRI病灶任务转换则跳转执行步骤6),为MRI图-CT病灶任务转换则跳转执行步骤7);

2) 将完成训练后的GAN网络中的CT模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个CT内部多模态转换器,通过CT内部多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成CT图;退出;

3) 将完成训练后的GAN网络中的CT模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个CT-MRI多模态转换器,通过CT-MRI多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成MRI图;退出;

4) 将完成训练后的GAN网络中的MRI模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个MRI内部多模态转换器,通过MRI内部多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成MRI图;退出;

5) 将完成训练后的GAN网络中的MRI模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个MRI-CT多模态转换器,通过MRI-CT多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成CT图;退出;

6) 将完成训练后的GAN网络中的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,通过MRI病灶任务处理器将输入的任意模态的CT图通转换生成MRI病灶任务;退出;

7) 将完成训练后的GAN网络中的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,通过CT病灶任务处理器将输入的任意模态的MRI图通转换生成CT病灶任务。

2. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤2)中通过CT内部多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成图的步骤包括:将任意模态的CT图通过CT内部多模态转换器的CT模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过CT内部多模态转换器的CT模态解码器转换生成目标模态的转换生成CT图,且该转换生成CT图的病灶标签为CT病灶任务的标签 $label_x$ 。

3. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤3)中通过CT-MRI多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成MRI图的步骤包括:将任意模态的CT图通过CT-MRI多模态转换器的CT模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过CT-MRI多模态转换器的MRI模态解码器转换生成目标模态的转换生成MRI图,且该转换生成MRI图的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

4. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤4)中通过MRI内部多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成图的步骤包括:将任意模态的MRI图通过MRI内部多模态转换器的MRI模态编码

器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过MRI内部多模态转换器的MRI模态解码器转换生成目标模态的转换生成MRI图,且该转换生成MRI图的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

5. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤5)中通过MRI-CT多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成CT图的步骤包括:将任意模态的MRI图通过MRI-CT多模态转换器的MRI模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过MRI-CT多模态转换器的CT模态解码器转换生成目标模态的转换生成CT图,且该转换生成CT图的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

6. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤6)中通过MRI病灶任务处理器将输入的任意模态的CT图通转换生成MRI病灶任务的步骤包括:将任意模态的CT图通过MRI病灶任务处理器的CT模态编码器编码得到语义特征图,再通过MRI病灶任务处理器的MRI病灶任务解码器生成MRI病灶任务,且该MRI病灶任务的病灶标签为 $label_y$ 。

7. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤7)中通过CT病灶任务处理器将输入的任意模态的MRI图通转换生成CT病灶任务的步骤包括:将任意模态的MRI图通过CT病灶任务处理器的MRI模态编码器编码得到语义特征图,再通过CT病灶任务处理器的CT病灶任务解码器生成CT病灶任务,且该MRI病灶任务的病灶标签为 $label_x$ 。

8. 根据权利要求1所述的基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,其特征在于,步骤1)之前还包括训练GAN网络的步骤,详细步骤包括:

S1) 设计GAN网络的各个部件,所述GAN网络的各个部件包括一个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;

S2) 获取具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_x$ 的CT多模态训练数据、具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 的MRI多模态训练数据作为训练数据,所述训练数据各个模态和子模态均无需配准;

S3) 将MRI模态编码器与CT病灶任务解码器组合即可得到CT病灶任务处理器,基于具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_x$ 的CT多模态训练数据进行CT病灶任务处理器的病灶任务处理训练;将CT模态编码器与MRI病灶任务解码器组合即可得到MRI病灶任务处理器,基于具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 的MRI多模态训练数据进行MRI病灶任务处理器的病灶任务处理训练;将CT模态编码器、CT模态解码器构成CT内部多模态转换器并基于训练数据进行CT转CT的训练,将CT模态编码器、MRI模态解码器构成CT-MRI多模态转换器并基于训练数据进行CT转MRI的训练,将MRI模态编码器、MRI模态解码器构成MRI内部多模态转换器并基于训练数据进行MRI转MRI的训练,将MRI模态编码器、CT模态解码器构成MRI-CT多模态转换器并基于训练数据进行MRI转CT的训练;

S4) 分别将CT多模态训练数据中病灶标签 $label_x$ 和进行CT转CT的训练得到的病灶标签 $label_x$ 、CT转MRI的训练得到的病灶标签 $label_x$ 、CT病灶任务处理训练得到的病灶标签 $label_x$ 进行对比,分别将MRI多模态训练数据中病灶标签 $label_y$ 和进行MRI转MRI的训练得到

的病灶标签 $label_y$ 、MRI转CT的训练得到的病灶标签 $label_y$ 、MRI病灶任务处理训练得到的病灶标签 $label_y$ 进行对比；如果任意训练的对比结果不能达到要求则跳转执行步骤S3) 继续进行训练，否则结束并退出。

9. 一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换系统，包括计算机设备，其特征在于，该计算机设备被编程或配置以执行权利要求1~8中任意一项所述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的步骤，或该计算机设备的存储介质上存储有被编程或配置以执行权利要求1~8中任意一项所述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的计算机程序。

10. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，该计算机可读存储介质上存储有被编程或配置以执行权利要求1~8中任意一项所述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的计算机程序。

基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质

技术领域

[0001] 本发明涉及医学图像处理领域,具体涉及一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质,可用于根据给定模态的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。

背景技术

[0002] 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。

[0003] 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。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题:针对现有技术的上述问题,提供一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质,本发明考虑到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,本发明可采用无监督学习方法,训练数据无需配准,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。

[0005] 为了解决上述技术问题,本发明采用的技术方案为:

[0006] 一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法,实施步骤包括:

[0007] 1)判断需要执行的任务类型,若该任务为CT图-CT图模态转换则跳转执行步骤2),为CT图-MRI图模态转换则跳转执行步骤3),为MRI图-MRI图模态转换则跳转执行步骤4),为MRI图-CT图模态转换则跳转执行步骤5),为CT图-MRI病灶任务转换则跳转执行步骤6),为MRI图-CT病灶任务转换则跳转执行步骤7);

[0008] 2)将完成训练后的GAN网络中的CT模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个CT内部多模态转换器,通过CT内部多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标

模态的转换生成CT图;退出;

[0009] 3) 将完成训练后的GAN网络中的CT模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个CT-MRI多模态转换器,通过CT-MRI多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成MRI图;退出;

[0010] 4) 将完成训练后的GAN网络中的MRI模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个MRI内部多模态转换器,通过MRI内部多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成MRI图;退出;

[0011] 5) 将完成训练后的GAN网络中的MRI模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个MRI-CT多模态转换器,通过MRI-CT多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成CT图;退出;

[0012] 6) 将完成训练后的GAN网络中的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,通过MRI病灶任务处理器将输入的任意模态的CT图通转换生成MRI病灶任务;退出;

[0013] 7) 将完成训练后的GAN网络中的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,通过CT病灶任务处理器将输入的任意模态的MRI图通转换生成CT病灶任务。

[0014] 可选地,步骤2)中通过CT内部多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成图的步骤包括:将任意模态的CT图通过CT内部多模态转换器的CT模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过CT内部多模态转换器的CT模态解码器转换生成目标模态的转换生成CT图,且该转换生成CT图的病灶标签为CT病灶任务的标签 $label_x$ 。

[0015] 可选地,步骤3)中通过CT-MRI多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成MRI图的步骤包括:将任意模态的CT图通过CT-MRI多模态转换器的CT模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过CT-MRI多模态转换器的MRI模态解码器转换生成目标模态的转换生成MRI图,且该转换生成MRI图的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

[0016] 可选地,步骤4)中通过MRI内部多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成图的步骤包括:将任意模态的MRI图通过MRI内部多模态转换器的MRI模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过MRI内部多模态转换器的MRI模态解码器转换生成目标模态的转换生成MRI图,且该转换生成MRI图的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

[0017] 可选地,步骤5)中通过MRI-CT多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成CT图的步骤包括:将任意模态的MRI图通过MRI-CT多模态转换器的MRI模态编码器编码得到语义特征图,再与用于选定目标模态的独热条件向量通道向堆叠,最后通过MRI-CT多模态转换器的CT模态解码器转换生成目标模态的转换生成CT图,且该转换生成CT图的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

[0018] 可选地,步骤6)中通过MRI病灶任务处理器将输入的任意模态的CT图通转换生成MRI病灶任务的步骤包括:将任意模态的CT图通过MRI病灶任务处理器的CT模态编码器编码得到语义特征图,再通过MRI病灶任务处理器的MRI病灶任务解码器生成MRI病灶任务,且该

MRI病灶任务的病灶标签为 $label_y$ 。

[0019] 可选地,步骤7)中通过CT病灶任务处理器将输入的任意模态的MRI图通转换生成CT病灶任务的步骤包括:将任意模态的MRI图通过CT病灶任务处理器的MRI模态编码器编码得到语义特征图,再通过CT病灶任务处理器的CT病灶任务解码器生成CT病灶任务,且该MRI病灶任务的病灶标签为 $label_x$ 。

[0020] 可选地,步骤1)之前还包括训练GAN网络的步骤,详细步骤包括:

[0021] S1) 设计GAN网络的各个部件,所述GAN网络的各个部件包括一个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;

[0022] S2) 获取具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_x$ 的CT多模态训练数据、具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 的MRI多模态训练数据作为训练数据,所述训练数据各个模态和子模态均无需配准;

[0023] S3) 将MRI模态编码器与CT病灶任务解码器组合即可得到CT病灶任务处理器,基于具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_x$ 的CT多模态训练数据进行CT病灶任务处理器的病灶任务处理训练;将CT模态编码器与MRI病灶任务解码器组合即可得到MRI病灶任务处理器,基于具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 的MRI多模态训练数据进行MRI病灶任务处理器的病灶任务处理训练;将CT模态编码器、CT模态解码器构成CT内部多模态转换器并基于训练数据进行CT转CT的训练,将CT模态编码器、MRI模态解码器构成CT-MRI多模态转换器并基于训练数据进行CT转MRI的训练,将MRI模态编码器、MRI模态解码器构成MRI内部多模态转换器并基于训练数据进行MRI转MRI的训练,将MRI模态编码器、CT模态解码器构成MRI-CT多模态转换器并基于训练数据进行MRI转CT的训练;

[0024] S4) 分别将CT多模态训练数据中病灶标签 $label_x$ 和进行CT转CT的训练得到的病灶标签 $label_x$ 、CT转MRI的训练得到的病灶标签 $label_x$ 、CT病灶任务处理训练得到的病灶标签 $label_x$ 进行对比,分别将MRI多模态训练数据中病灶标签 $label_y$ 和进行MRI转MRI的训练得到的病灶标签 $label_y$ 、MRI转CT的训练得到的病灶标签 $label_y$ 、MRI病灶任务处理训练得到的病灶标签 $label_y$ 进行对比;如果任意训练的对比结果不能达到要求则跳转执行步骤S3)继续进行训练,否则结束并退出。

[0025] 此外,本发明还提供一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换系统,包括计算机设备,该计算机设备被编程或配置以执行所述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的步骤,或该计算机设备的存储介质上存储有被编程或配置以执行所述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的计算机程序。

[0026] 此外,本发明还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质上存储有被编程或配置以执行所述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的计算机程序。

[0027] 和现有技术相比,本发明具有下述优点:本发明考虑到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,本发明可采用无监督学习方法,训练数据无需配准,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。

附图说明

- [0028] 图1为本发明实施例方法的基本流程示意图。
- [0029] 图2为本发明实施例方法的组合使用原理示意图。
- [0030] 图3为本发明实施例的GAN网络训练主流程示意图。
- [0031] 图4为本发明实施例的模块组合训练核心过程示意图
- [0032] 图5为本发明实施例的模态内子模态的互转训练原理示意图。
- [0033] 图6为本发明实施例的CT图与MRI模态互转训练原理示意图。
- [0034] 图7为本发明实施例的分割检测网络的训练原理示意图。
- [0035] 图8为本发明实施例的GAN网络验证流程示意图。
- [0036] 图9为本发明实施例的GAN网络使用原理示意图。

具体实施方式

[0037] 下面将以肺部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模态的互转为例,对本发明基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质进行进一步的详细说明。毫无以为,在获得该实例的基础上,本领域技术人员可以很容易将本发明基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法、系统及介质应用到更多的不同部位,以及不同病灶处理任务的MRI和CT模态中。

[0038] 如图1所示,本实施例基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的实施步骤包括:

[0039] 1) 判断需要执行的任务类型,若该任务为CT图-CT图模态转换则跳转执行步骤2),为CT图-MRI图模态转换则跳转执行步骤3),为MRI图-MRI图模态转换则跳转执行步骤4),为MRI图-CT图模态转换则跳转执行步骤5),为CT图-MRI病灶任务转换则跳转执行步骤6),为MRI图-CT病灶任务转换则跳转执行步骤7);

[0040] 2) 将完成训练后的GAN网络中的CT模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个CT内部多模态转换器,通过CT内部多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成CT图;退出;

[0041] 3) 将完成训练后的GAN网络中的CT模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个CT-MRI多模态转换器,通过CT-MRI多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换生成目标模态的转换生成MRI图;退出;

[0042] 4) 将完成训练后的GAN网络中的MRI模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个MRI内部多模态转换器,通过MRI内部多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成MRI图;退出;

[0043] 5) 将完成训练后的GAN网络中的MRI模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个MRI-CT多模态转换器,通过MRI-CT多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换生成目标模态的转换生成CT图;退出;

[0044] 6) 将完成训练后的GAN网络中的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,通过MRI病灶任务处理器将输入的任意模态的CT图通转换生成MRI病灶任务;退出;

[0045] 7) 将完成训练后的GAN网络中的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,通过CT病灶任务处理器将输入的任意模态的MRI图通转换成CT病灶任务。

[0046] 如图2(a)所示,步骤2)中通过CT内部多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换成目标模态的转换生成图的步骤包括:将任意模态的CT图 x_i 通过CT内部多模态转换器的CT模态编码器编码 EC_x 得到语义特征图code,再与用于选定目标模态j的独热条件向量 $one_hot(j)$ 通道向堆叠,最后通过CT内部多模态转换器的CT模态解码器 DC_x 转换生成目标模态的转换生成CT图 $x_{t,i,j}$,且该转换生成CT图 $x_{t,i,j}$ 的病灶标签为CT病灶任务的标签 $label_x$ 。

[0047] 如图2(c)所示,步骤3)中通过CT-MRI多模态转换器将输入的任意模态的CT图通转换成目标模态的转换生成MRI图的步骤包括:将任意模态的CT图 x_i 通过CT-MRI多模态转换器的CT模态编码器 EC_x 编码得到语义特征图code,再与用于选定目标模态j的独热条件向量 $one_hot(j)$ 通道向堆叠,最后通过CT-MRI多模态转换器的MRI模态解码器 DC_y 转换生成目标模态的转换生成MRI图 $y_{t,i,j}$,且该转换生成MRI图 $y_{t,i,j}$ 的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

[0048] 如图2(b)所示,步骤4)中通过MRI内部多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换成目标模态的转换生成图的步骤包括:将任意模态的MRI图 y_i 通过MRI内部多模态转换器的MRI模态编码器 EC_y 编码得到语义特征图code,再与用于选定目标模态j的独热条件向量 $one_hot(j)$ 通道向堆叠,最后通过MRI内部多模态转换器的MRI模态解码器 DC_y 转换生成目标模态的转换生成MRI图 $y_{t,x,i,j}$,且该转换生成MRI图 $y_{t,x,i,j}$ 的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

[0049] 如图2(d)所示,步骤5)中通过MRI-CT多模态转换器将输入的任意模态的MRI图通转换成目标模态的转换生成CT图的步骤包括:将任意模态的MRI图 y_i 通过MRI-CT多模态转换器的MRI模态编码器 EC_y 编码得到语义特征图code,再与用于选定目标模态j的独热条件向量 $one_hot(j)$ 通道向堆叠,最后通过MRI-CT多模态转换器的CT模态解码器 DC_x 转换生成目标模态的转换生成CT图 $y_{t,y,i,j}$,且该转换生成CT图 $y_{t,y,i,j}$ 的病灶标签为MRI病灶任务的标签 $label_y$ 。

[0050] 如图2(e)所示,步骤6)中通过MRI病灶任务处理器将输入的任意模态的CT图通转换成MRI病灶任务的步骤包括:将任意模态的CT图 x_i 通过MRI病灶任务处理器的CT模态编码器 EC_x 编码得到语义特征图code,再通过MRI病灶任务处理器的MRI病灶任务解码器 $DC_{l,y}$ 生成MRI病灶任务 $label_{g,y,i}$,且该MRI病灶任务 $label_{g,y,i}$ 的病灶标签为 $label_y$ 。

[0051] 如图2(f)所示,步骤7)中通过CT病灶任务处理器将输入的任意模态的MRI图通转换成CT病灶任务的步骤包括:将任意模态的MRI图 y_i 通过CT病灶任务处理器的MRI模态编码器 EC_y 编码得到语义特征图code,再通过CT病灶任务处理器的CT病灶任务解码器 $DC_{l,x}$ 生成CT病灶任务 $label_{g,x,i}$,且该MRI病灶任务 $label_{g,x,i}$ 的病灶标签为 $label_x$ 。

[0052] 本实施例的GAN网络在训练过程中包括一个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。且在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。

[0053] 如图3所示,本实施例步骤1)之前还包括训练GAN网络的步骤,详细步骤包括:

[0054] S1) 设计GAN网络的各个部件,所述GAN网络的各个部件包括一个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;

[0055] S2) 获取具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_x$ 的CT多模态训练数据、具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 的MRI多模态训练数据作为训练数据,所述训练数据各个模态和子模态均无需配准;

[0056] S3) 将MRI模态编码器与CT病灶任务解码器组合即可得到CT病灶任务处理器,基于具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_x$ 的CT多模态训练数据进行CT病灶任务处理器的病灶任务处理训练;将CT模态编码器与MRI病灶任务解码器组合即可得到MRI病灶任务处理器,基于具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 的MRI多模态训练数据进行MRI病灶任务处理器的病灶任务处理训练;将CT模态编码器、CT模态解码器构成CT内部多模态转换器并基于训练数据进行CT转CT的训练,将CT模态编码器、MRI模态解码器构成CT-MRI多模态转换器并基于训练数据进行CT转MRI的训练,将MRI模态编码器、MRI模态解码器构成MRI内部多模态转换器并基于训练数据进行MRI转MRI的训练,将MRI模态编码器、CT模态解码器构成MRI-CT多模态转换器并基于训练数据进行MRI转CT的训练;

[0057] S4) 分别将CT多模态训练数据中病灶标签 $label_x$ 和进行CT转CT的训练得到的病灶标签 $label_x$ 、CT转MRI的训练得到的病灶标签 $label_x$ 、CT病灶任务处理训练得到的病灶标签 $label_x$ 进行对比,分别将MRI多模态训练数据中病灶标签 $label_y$ 和进行MRI转MRI的训练得到的病灶标签 $label_y$ 、MRI转CT的训练得到的病灶标签 $label_y$ 、MRI病灶任务处理训练得到的病灶标签 $label_y$ 进行对比;如果任意训练的对比结果不能达到要求则跳转执行步骤S3)继续进行训练,否则结束并退出。

[0058] 本实施例中训练的数据准备方式如下:首先,需要准备MRI的T1、T2、T1c、Flair四个MRI模态的数据,记为 y_0 、 y_1 、 y_2 、 y_3 ,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,记为 $label_y$ 。然后,需要准备肺部的高剂量CT图、PET-CT图两个CT模态的数据,记为 x_0 、 x_1 ,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,记为 $label_x$ 。数据预处理过程,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,将数据划分为训练集和测试集。

[0059] 本实施例S3)中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 $label_x$ 、MRI具有对应病灶处理任务的配准的病灶标签 $label_y$ 。模块组合训练核心过程如图4所示。

[0060] 本实施例步骤S1) 设计GAN网络的各个部件时,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。后续的训练过程具体包括;

[0061] 1、同步训练: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。

[0062] 2、单独训练病灶处理器: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。

[0063] 3、模块重组: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。

[0064] 4、单模态数据转换生成多模态数据: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。

[0065] 5、病灶处理和评估: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。

[0066] 如图4和图5所示,进行CT转CT的训练时,对任意一个CT模态的子模态 i ,其CT图为 x_i ,本实施例使用CT模态编码器将 x_i 编码成语义特征图 $code_{x,i}$,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。 $code_{x,i}$ 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 x_i 的重建CT图 $x_{r,i}$ 。 $code_{x,i}$ 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 $x_{t,i,j}$,再用CT模态编码器 $x_{t,i,j}$ 编码得到语义特征图 $code_{t,i,x,j}$,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 x_i 的循环重建CT图 $x_{cr,j,i}$ 。此外,CT病灶任务解码器对 $code_{x,i}$ 和全部的 $code_{t,i,x,j}$ 都进行病灶处理,分别得到病灶标签输出 $label_{g,x,i}$ 和 $label_{t,j,x,i}$,其对应的真实标签为 $label_{x,i}$ 。同时,模态鉴别器以 x_i 为正样本, $x_{t,i,j}$ 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 x_i 的标签、 j 为 $x_{t,i,j}$ 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 x_i 与 $x_{t,i,j}$ 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 $code_{x,i}$ 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。

[0067] 如图4和图5所示,进行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图 y_i 、学习的标签变为MRI模态对应的各项标签。

[0068] 如图4和图6所示,进行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 x_i 编码成语义特征图 $code_{x,i}$,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。 $code_{x,i}$ 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 $y_{t,x,i,j}$,再用MRI模态编码器 $y_{t,x,i,j}$ 编码得到语义特征图 $code_{t,x,i,y,j}$,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 x_i 的循环重建CT图 $x_{cr,y,j,i}$ 。同样地,CT病灶任务解码器对 $code_{x,i}$ 和全部的 $code_{t,x,i,y,j}$ 都进行病灶处理,分别得到病灶标签输出 $label_{g,x,i}$ 和 $label_{t,y,j,x,i}$,其对应的真实标签为 $label_{x,i}$ 。同时,模态鉴别器以 x_i 为正样本 $y_{t,x,i,j}$ 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 x_i 的标签、 j 为 $y_{t,x,i,j}$ 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 x_i 的标签、MRI模态的索引值为 $y_{t,x,i,j}$ 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。

[0069] 进行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。

[0070] 如图7所示,本实施例还需要进行分割检测网络的训练,包括:将任意模态的CT图 x_i 通过MRI病灶任务处理器的CT模态编码器 EC_x 编码得到语义特征图 $code$,再通过CT病灶任务处理器的CT病灶任务解码器 $DC_{1,x}$ 生成CT病灶任务 $label_{g,x,i}$,且该CT病灶任务 $label_{g,x,i}$ 的病灶标签为 $label_x$ 。将任意模态的MRI图 y_i 通过CT病灶任务处理器的MRI模态编码器 EC_y 编码得到语义特征图 $code$,再通过CT病灶任务处理器的MRI病灶任务解码器 $DC_{1,y}$ 生成CT病灶任务 $label_{g,y,i}$,且该MRI病灶任务 $label_{g,y,i}$ 的病灶标签为 $label_y$ 。

[0071] 此外,本实施例还包括对前述训练完成的GAN网络进行病灶有效性检测的步骤:如图8所示,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。用训练好的CT病灶任务处理器,对具有CT病灶任务的标签 $label_x$ 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 $loss_{label}$ 为:

$$[0072] \quad loss_{label} = \sum_{i=0} \left\| label_{x,i} - label_{g,x,i} \right\|_2^2$$

[0073] 上式中, $label_{x,i}$ 表示真实的CT病灶任务标签, $label_{g,x,i}$ 表示CT病灶任务解码器 $DC_{1,x}$ 生成的CT病灶任务标签。

[0074] 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 $label_y$ 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:

$$[0075] \quad loss_{label} = \sum_{i=0} \left\| label_{y,i} - label_{g,y,i} \right\|_2^2$$

[0076] 上式中, $label_{y,i}$ 表示真实的MRI病灶任务标签, $label_{g,y,i}$ 表示MRI病灶任务解码器 $DC_{1,y}$ 生成的MRI病灶任务标签。

[0077] 由于很难获取具有MRI病灶任务的标签 $label_y$ 的CT图,因此,本实施例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 $label_y$ 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,由于很难获取具有CT病灶任务的标签 $label_x$ 的MRI图,因此,本实施例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 $label_x$ 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。

[0078] 本实施例中,GAN网络的双向对抗损失函数设计如下:

[0079] 1、模态鉴别器Discriminator独立更新,输出为一个有三个元素的列表,其具体损失为:

[0080] 1.1、真假鉴别损失:

$$[0081] \quad \begin{aligned} loss_{Discriminator,1} = & \sum_{i=0} (\|Discriminator(x_i)[0] - 1\|_2^2) + \sum_{i=0} (\|Discriminator(y_i)[0] - 1\|_2^2) + \\ & \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\|Discriminator(x_{t,i,j})[0] - 0\|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\|Discriminator(y_{t,i,j})[0] - \\ & 0\|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\|Discriminator(y_{t,x,i,j})[0] - 0\|_2^2) + \\ & \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\|Discriminator(x_{t,y,i,j})[0] - 0\|_2^2) \end{aligned}$$

[0082] 上式中, $loss_{Discriminator,1}$ 表示真假鉴别损失; $Discriminator(x_i)[0]$ 表示以真实的CT图 x_i 为输入的鉴别器的第1个鉴别输出结果,其值为0或1,分别表示鉴别结果为合成图和真实图;其他符号根据前文符号说明依次类推即可。

[0083] 1.2、CT或MRI模态鉴别损失:

$$[0084] \quad \begin{aligned} loss_{Discriminator,2} = & \sum_{i=0} (\|Discriminator(x_i)[1] - 0\|_2^2) + \sum_{i=0} (\|Discriminator(y_i)[1] - \\ & 1\|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\|Discriminator(x_{t,i,j})[1] - 0\|_2^2) + \\ & \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\|Discriminator(y_{t,i,j})[1] - 1\|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\|Discriminator(y_{t,x,i,j})[1] - \\ & 1\|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\|Discriminator(x_{t,y,i,j})[1] - 0\|_2^2) \end{aligned}$$

[0085] 上式中, $loss_{Discriminator,2}$ 表示CT或MRI模态损失; $Discriminator(x_i)[1]$ 表示以真实的CT图 x_i 为输入的鉴别器的第2个鉴别输出结果,其值为0或1,分别表示鉴别结果为CT图和MRI;其他符号根据前文符号说明依次类推即可。

[0086] 1.3、子模态鉴别损失：

$$\text{loss}_{\text{Discriminator},3} = \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(x_i)[2] - i \|_2^2) + \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(y_i)[2] - i \|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(x_{t,i,j})[2] - j \|_2^2) +$$

$$\sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(y_{t,i,j})[2] - j \|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\| \text{Discriminator}(y_{t,x,i,j})[2] - j \|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\| \text{Discriminator}(x_{t,y,i,j})[2] - j \|_2^2)$$

[0088] 上式中, $\text{loss}_{\text{Discriminator},3}$ 表示CT或MRI模态的子模态鉴别损失; $\text{Discriminator}(x_i)[2]$ 表示以真实的CT图 x_i 为输入的鉴别器的第3个鉴别输出结果, 其值为一个为整数的模态标号, 分别表示鉴别结果为CT图和MRI的一个子模态; 其他符号根据前文符号说明依次类推即可。

[0089] 则总的模态鉴别器损失为上述三者之和, 可表示为:

$$\text{loss}_{\text{Discriminator}} = \text{loss}_{\text{Discriminator},1} + \text{loss}_{\text{Discriminator},2} + \text{loss}_{\text{Discriminator},3}$$

[0091] 2、特征鉴别器 $\text{FeatureDiscriminator}$ 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, 本实施例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:

$$\text{loss}_{\text{FeatureDiscriminator}} =$$

$$\sum_{i=0} (\| \text{FeatureDiscriminator}(\text{code}_{x,i}) - 0 \|_2^2) + \sum_{i=0} (\| \text{FeatureDiscriminator}(\text{code}_{y,i})[2] - 1 \|_2^2)$$

[0093] 上式中, $\text{loss}_{\text{FeatureDiscriminator}}$ 表示特征鉴别器 $\text{FeatureDiscriminator}$ 的损失; $\text{FeatureDiscriminator}(\text{code}_{x,i})$ 表示以 $\text{code}_{x,i}$ 为输入的特征图的模态鉴别输出结果, 其值为0或1, 分别表示鉴别结果为CT图和MRI。

[0094] 3、本实施例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。具体如下:

[0095] 3.1、模态鉴别器指导损失:

$$\text{loss}_{\text{Adversarial},1} =$$

$$\sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(x_{t,i,j})[0] - 0 \|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(y_{t,i,j})[0] - 0 \|_2^2) + \sum_{j=0} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(y_{t,x,i,j})[0] - 0 \|_2^2) +$$

$$\sum_{j=0} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(x_{t,y,i,j})[0] - 0 \|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(x_{t,i,j})[1] - 0 \|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(y_{t,i,j})[1] - 1 \|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\| \text{Discriminator}(y_{t,x,i,j})[1] - 1 \|_2^2) + \sum_{j=0, \sum_{i=0}} (\| \text{Discriminator}(x_{t,y,i,j})[1] - 0 \|_2^2) + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\| \text{Discriminator}(x_{t,i,j})[2] - j \|_2^2) +$$

$$\begin{aligned} & \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} (\|Discriminator(y_{t,i,j})[2] - j\|_2^2) + \sum_{j=0} \sum_{i=0} (\|Discriminator(y_{t,x,i,j})[2] - \\ [0097] & j\|_2^2) + \sum_{j=0} \sum_{i=0} (\|Discriminator(x_{t,y,i,j})[2] - j\|_2^2) \end{aligned}$$

[0098] 上式中, $\text{loss}_{\text{Adversarial},1}$ 表示由模态鉴别器Discriminator提供的包括对抗性损失和类别一致性损失的指导损失; $Discriminator(x_{t,i,j})[0]$ 表示以转换合成的CT图 $x_{t,i,j}$ 为输入的鉴别器的第1个鉴别输出结果, 其值为0或1, 分别表示鉴别结果为合成图和真实图; $Discriminator(x_{t,i,j})[1]$ 表示以转换合成的CT图 $x_{t,i,j}$ 为输入的鉴别器的第2个鉴别输出结果, 其值为0或1, 分别表示鉴别结果为CT图和MRI; $Discriminator(x_{t,i,j})[1]$ 表示以转换合成的CT图 $x_{t,i,j}$ 为输入的鉴别器的第3个鉴别输出结果, 其值为一个为整数的模态标号, 分别表示鉴别结果为CT图和MRI的一个子模态; 其他符号根据前文符号说明依次类推即可。

[0099] 3.2、特征鉴别器双向对抗损失:

$$\begin{aligned} & \text{loss}_{\text{Adversarial},2} = \\ [0100] & \sum_{i=0} (\|FeatureDiscriminator(\text{code}_{x,i}) - 1\|_2^2) + \\ & \sum_{i=0} (\|FeatureDiscriminator(\text{code}_{y,i})[2] - 0\|_2^2) \end{aligned}$$

[0101] 上式中, $\text{loss}_{\text{Adversarial},2}$ 表示由特征鉴别器FeatureDiscriminator向CT模态的生成组件和MRI模态的生成组件同时提供的双向对抗损失; $FeatureDiscriminator(\text{code}_{x,i})$ 表示以 $\text{code}_{x,i}$ 为输入的特征图的模态鉴别输出结果, 其值为0或1, 分别表示鉴别结果为CT图和MRI, $FeatureDiscriminator(\text{code}_{y,i})$ 表示以 $\text{code}_{y,i}$ 为输入的特征图的模态鉴别输出结果。

[0102] 3.3、模态重建自监督损失:

$$[0103] \quad \text{loss}_{\text{rebuild}} = \sum_{i=0} \|x_i - x_{r,i}\|_2^2 + \sum_{i=0} \|y_i - y_{r,i}\|_2^2$$

[0104] 上式中, $\text{loss}_{\text{rebuild}}$ 表示模态重建自监督损失, x_i 为真实的CT图, $x_{r,i}$ 为CT模态的重建图。

[0105] 3.4、模态循环重建自监督损失:

$$\begin{aligned} & \text{loss}_{\text{cycle},\text{rebuild}} = \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} \|x_i - x_{cr,i,j}\|_2^2 + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} \|y_i - y_{cr,i,j}\|_2^2 + \sum_{j=0} \sum_{i=0} \|x_i - \\ [0106] & x_{cr,y,i,j}\|_2^2 + \sum_{j=0} \sum_{i=0} \|y_i - y_{cr,x,i,j}\|_2^2 \end{aligned}$$

[0107] 上式中, $\text{loss}_{\text{cycle},\text{rebuild}}$ 表示模态循环重建自监督损失, $x_{cr,i,j}$ 表示CT模态内部子模态互转的循环重建图, $x_{cr,y,i,j}$ 表示CT图转换为MRI后再转换回来的循环重建图; 其他符号根据前文符号说明依次类推即可。

[0108] 3.5、模态循环重建一致性损失:

$$[0109] \quad \text{loss}_{\text{cycle},\text{consistency}} =$$

$$\begin{aligned} & \sum_{k=0, k \neq j, k \neq i} \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} \|x_{cr,j,i} - x_{cr,k,i}\|_2^2 + \sum_{k=0, k \neq j, k \neq i} \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} \|y_{cr,j,i} - y_{cr,k,i}\|_2^2 + \\ [0110] & \sum_{k=0, k \neq j} \sum_{j=0} \sum_{i=0} \|x_{cr,y,j,i} - x_{cr,y,k,i}\|_2^2 + \sum_{k=0, k \neq j} \sum_{j=0} \sum_{i=0} \|y_{cr,x,j,i} - y_{cr,x,k,i}\|_2^2 \end{aligned}$$

[0111] 上式中, $\text{loss}_{\text{cycle},\text{consistency}}$ 表示模态循环重建的一致性损失, 即同一个真实图经过不同的中间模态转换后再转换回原图的一致性损失; 式中符号参见前文符号说明。

[0112] 3.6、语义一致性损失：

$$\begin{aligned} \text{loss}_{\text{code,consistency}} = & \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} \| \text{code}_{x,i} - \text{code}_{t,i,x,j} \|_2^2 + \sum_{j=0, j \neq i} \sum_{i=0} \| \text{code}_{y,i} - \\ \text{code}_{t,i,y,j} \|_2^2 & + \sum_{j=0} \sum_{i=0} \| \text{code}_{x,i} - \text{code}_{t,x,i,y,j} \|_2^2 + \sum_{j=0} \sum_{i=0} \| \text{code}_{y,i} - \text{code}_{t,y,i,x,j} \|_2^2 \end{aligned}$$

[0114] 上式中, $\text{loss}_{\text{code,consistency}}$ 表示语义一致性损失, $\text{code}_{x,i}$ 、 $\text{code}_{t,i,x,j}$ 、 $\text{code}_{t,x,i,y,j}$ 分别表示真实的CT图 x_i 经过编码器直接编码、转换为其他CT模态后的再编码、转换为MRI模态后的再编码的编码结果。

[0115] 3.7、病灶监督损失：

$$\begin{aligned} \text{loss}_{\text{label}} = & \sum_{i=0} \| \text{label}_{x,i} - \text{label}_{g,x,i} \|_2^2 + \sum_{i=0} \| \text{label}_{y,i} - \text{label}_{g,y,i} \|_2^2 + \sum_{j=0} \sum_{i=0} \| \text{label}_{y,i} - \\ \text{label}_{t,y,j,x,i} \|_2^2 & + \sum_{j=0} \sum_{i=0} \| \text{label}_{x,i} - \text{label}_{t,x,j,y,i} \|_2^2 \end{aligned}$$

[0117] 上式中, $\text{loss}_{\text{label}}$ 表示病灶监督损失; $\text{label}_{t,x,j,y,i}$ 表示真实的CT图转换为MRI后使用病灶处理器生成的CT病灶任务的标签; 式中其他符号参见前文符号说明依次类推即可。

[0118] 3.8、病灶一致性损失

$$\begin{aligned} \text{loss}_{\text{label,consistency}} = & \\ \sum_{k=0, k \neq j} \sum_{j=0} \sum_{i=0} \| \text{label}_{t,y,j,x,i} - \text{label}_{t,y,k,x,i} \|_2^2 & + \sum_{k=0, k \neq j} \sum_{j=0} \sum_{i=0} \| \text{label}_{t,x,j,y,i} - \text{label}_{t,x,k,y,i} \|_2^2 \end{aligned}$$

[0120] 上式中, $\text{loss}_{\text{label,consistency}}$ 表示病灶一致性损失, 即同一张真实图经过不同的中间模态转换后的转换图的病灶处理器生成标签的一致性损失; $\text{label}_{t,x,j,y,i}$ 表示真实的CT图转换为MRI后使用病灶处理器生成的CT病灶任务的标签; 式中其他符号参见前文符号说明依次类推即可。

[0121] 因此, 由编码器解码器组成的各项生成器的总的损失为上述损失之和, 可表示为:

$$\text{loss}_{\text{Generator}} = \text{loss}_{\text{Adversarial},1} + \text{loss}_{\text{Adversarial},2} + \text{loss}_{\text{rebuild}} + \text{loss}_{\text{cycle,rebuild}} + \text{loss}_{\text{cycle,consistency}} + \text{loss}_{\text{code,consistency}} + \text{loss}_{\text{label}} + \text{loss}_{\text{label,consistency}}$$

[0123] 最终可以将完成训练的GAN网络的各个模块组合使用: 如图9所示, 1、将CT模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个CT内部多模态转换器, 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 label_x 。2、将MRI模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个MRI内部多模态转换器, 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 label_y 。3、将CT模态编码器与MRI模态解码器组合可以得到一个CT-MRI多模态转换器, 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 label_x 。4、将MRI模态编码器与CT模态解码器组合可以得到一个MRI-CT多模态转换器, 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 label_y 。5、将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 $label_y$ 的MRI病灶任务。

6、将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 $label_x$ 的CT病灶任务。

[0124] 此外,本实施例还提供一种基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换系统,包括计算机设备,该计算机设备被编程或配置以执行本实施例前述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的步骤,或该计算机设备的存储介质上存储有被编程或配置以执行本实施例前述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的计算机程序。

[0125] 此外,本实施例还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质上存储有被编程或配置以执行本实施例前述基于模块化GAN的多模态MRI与多模态CT的转换方法的计算机程序。

[0126] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,本发明的保护范围并不局限于上述实施例,凡属于本发明思路下的技术方案均属于本发明的保护范围。应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理前提下的若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

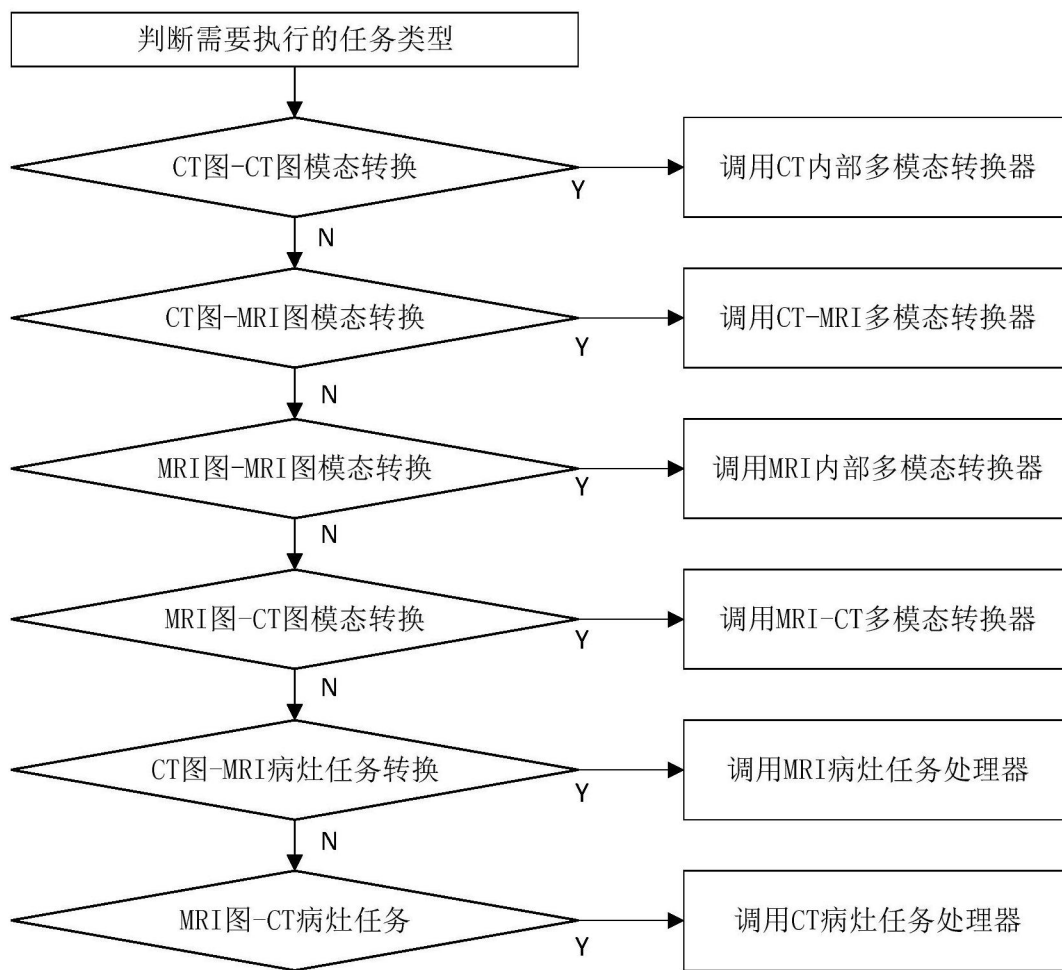


图1

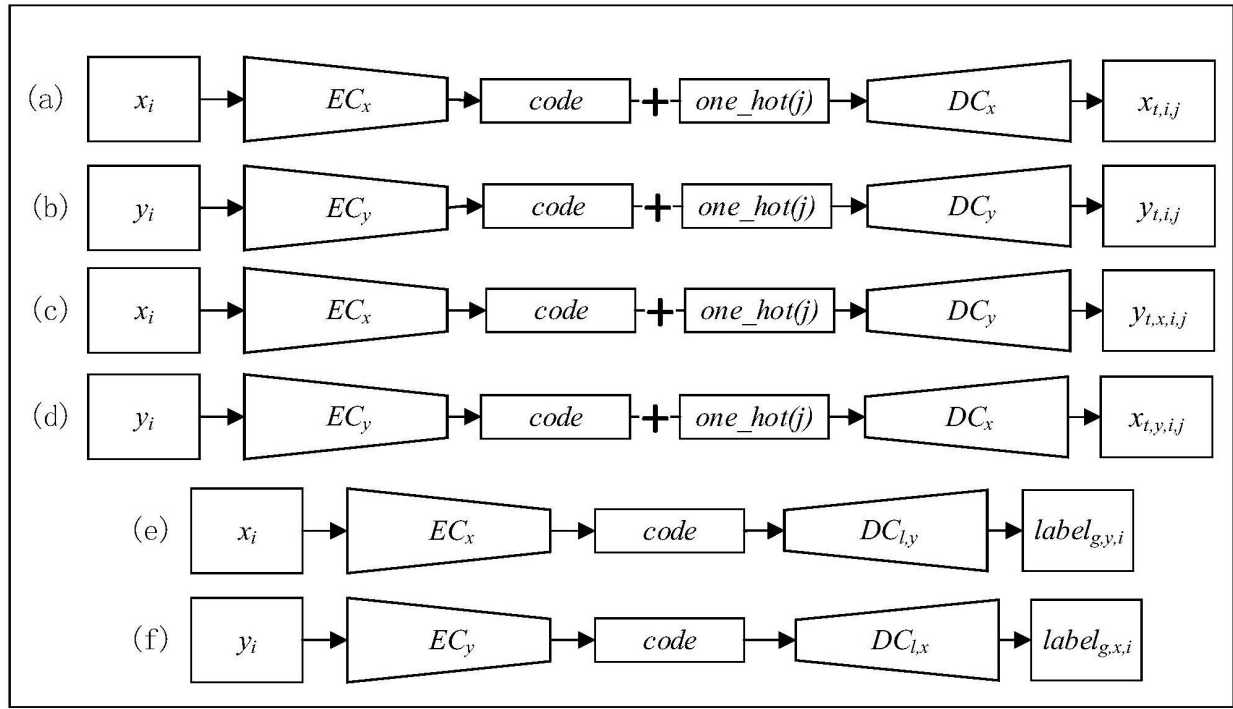


图2

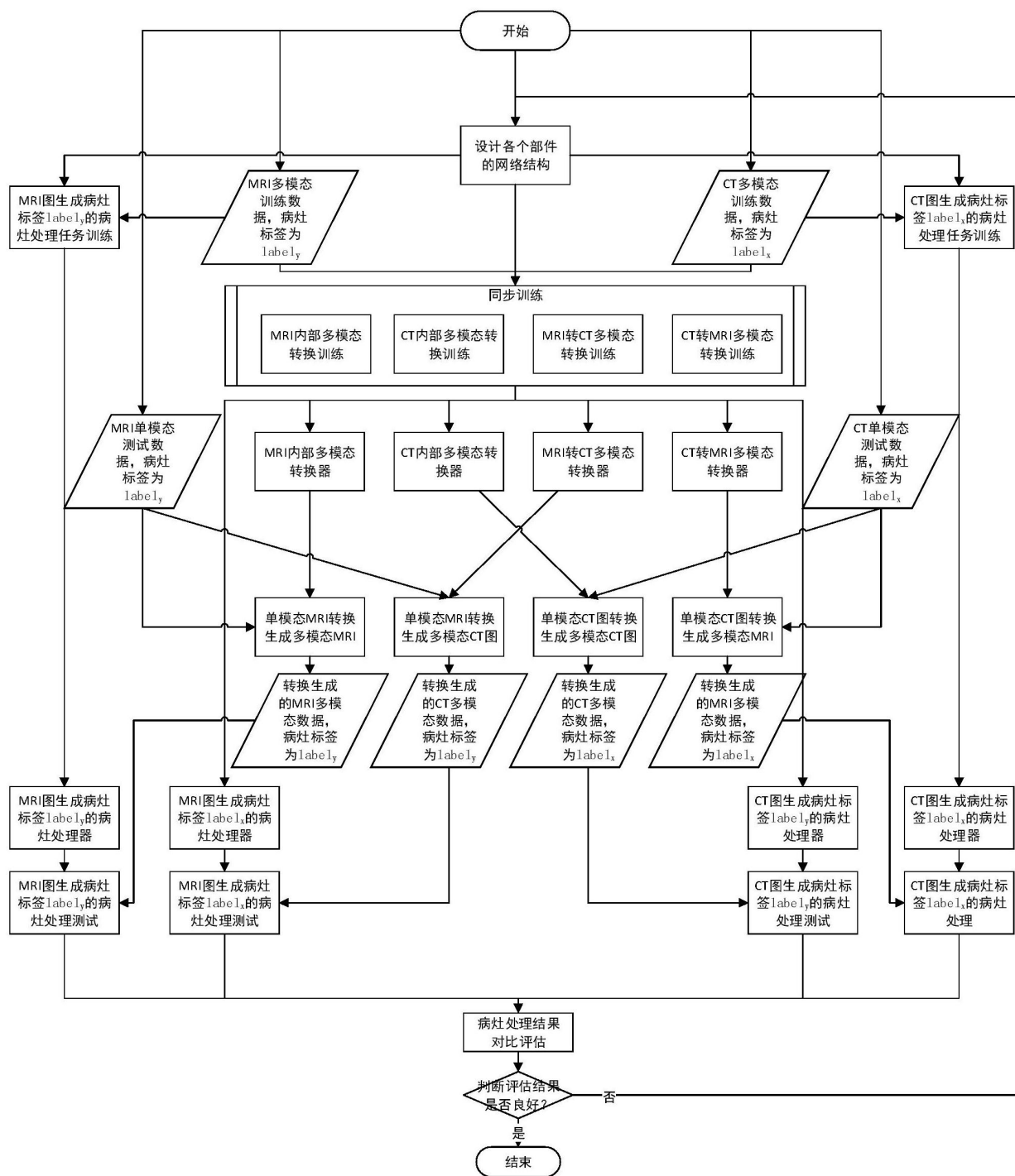


图3

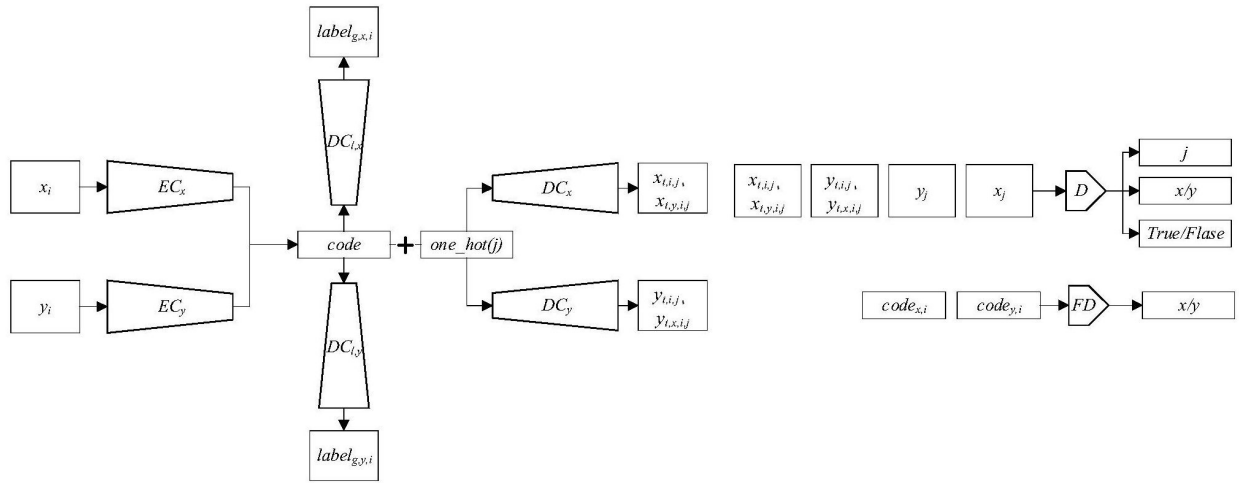


图4

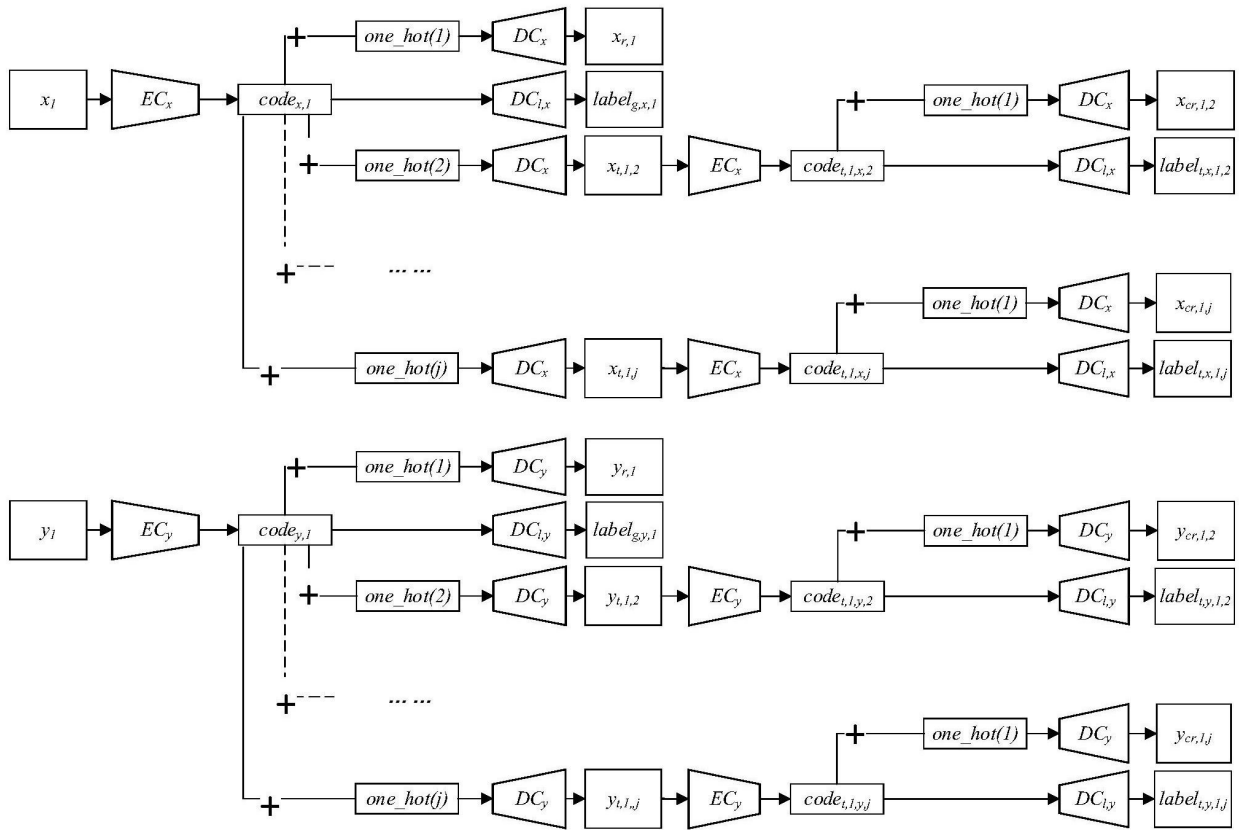


图5

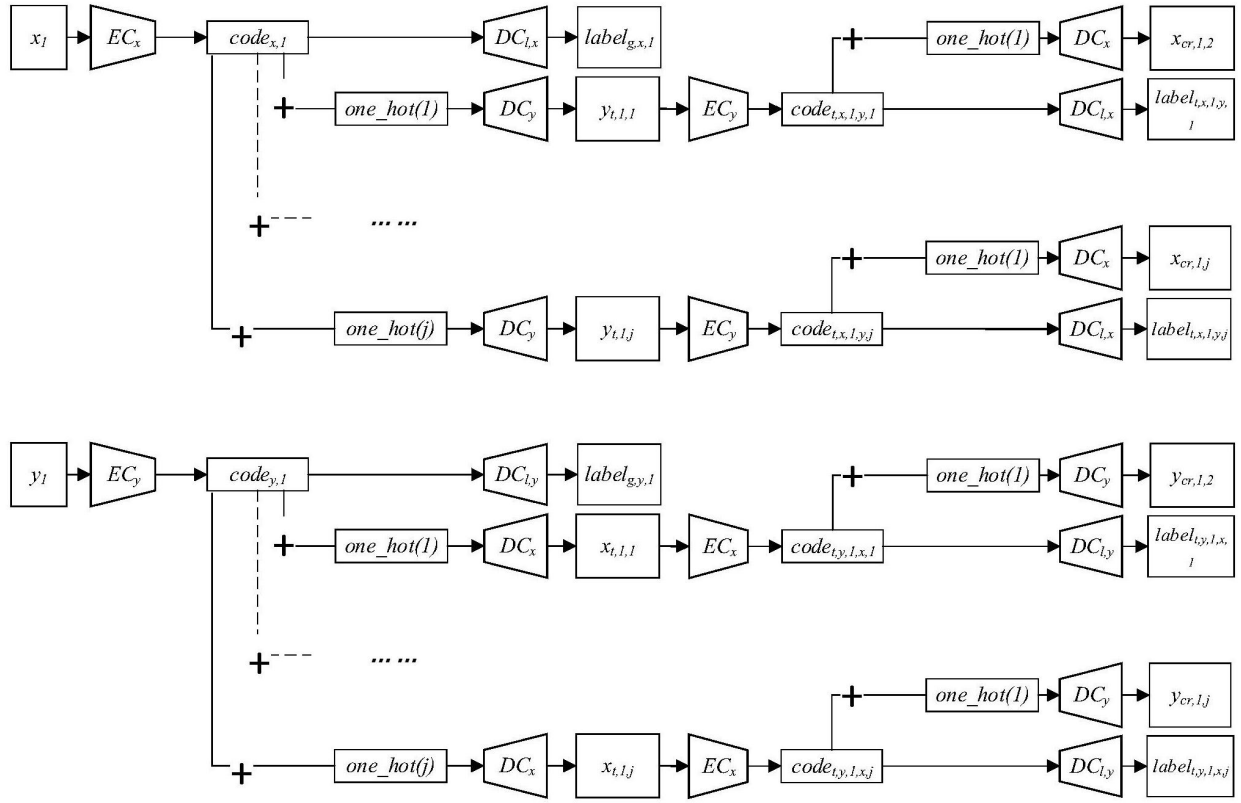


图6

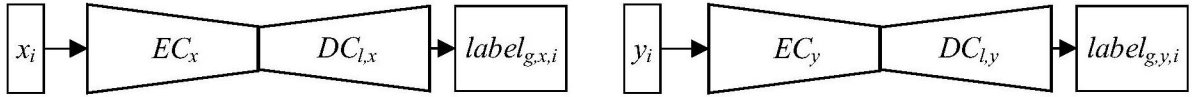


图7

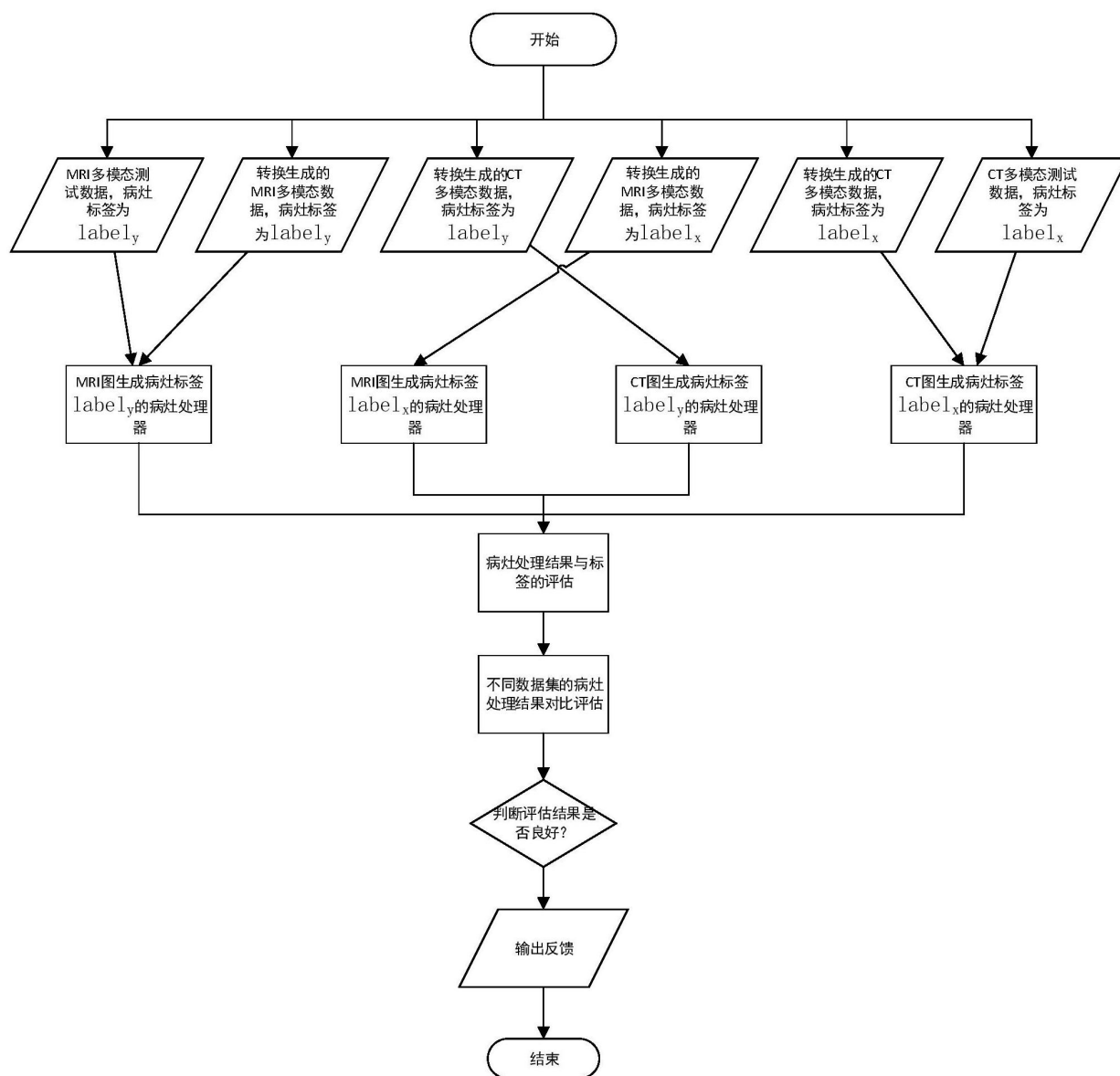


图8

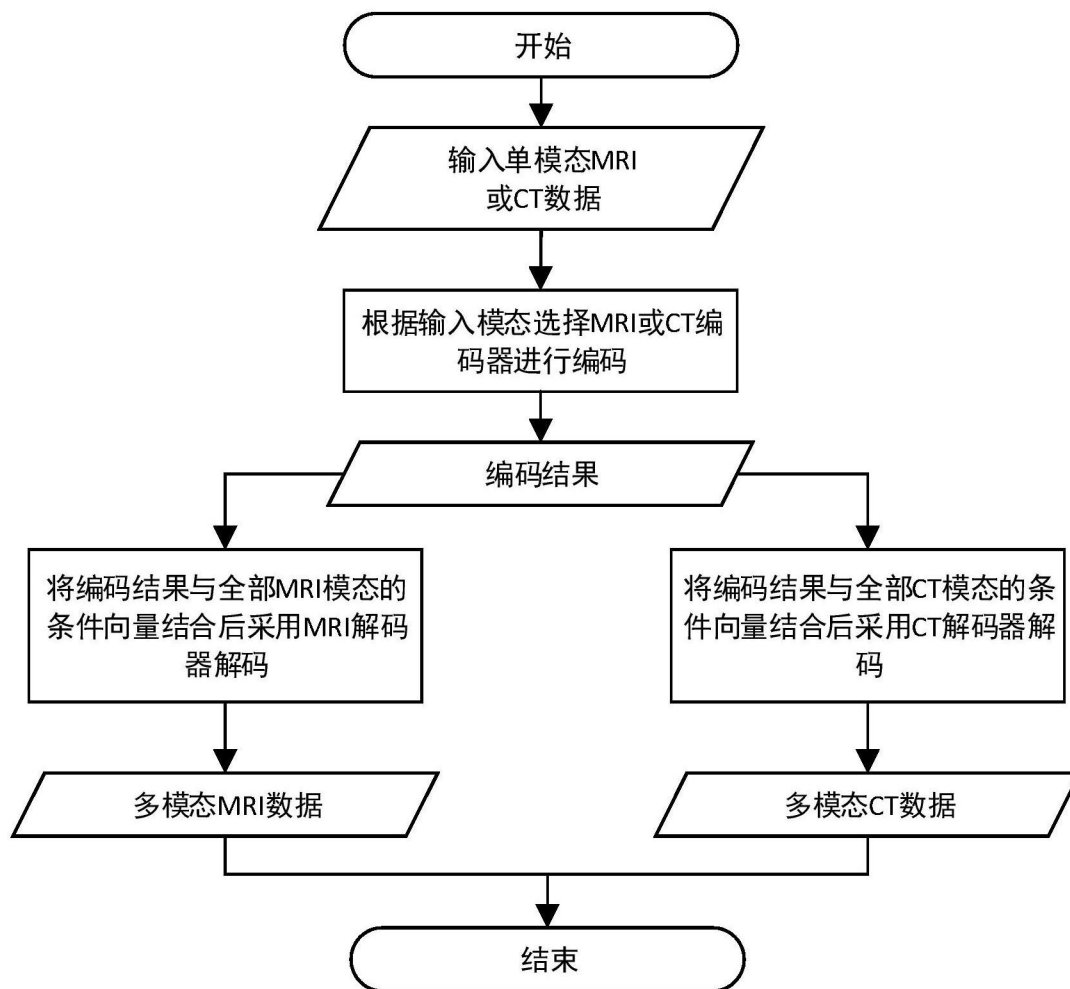


图9