**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，进而生成一组有分割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**

本发明的具体技术方案如下：

1. 模块化方法

首先，我们有一个接受随机输入的编码器、一个从编码结果解码出输入的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。

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，一个随机噪声图。随机结构特征图通过解码器从一个随机正态分布矩阵解码生成。结构特征图为真实模态图像的结构特征，通过图像特征提取训练方法进行提取。分割标签图为真实模态图像中各个部分的分割标签。

1. 随机输入融合方法

我们根据分割标签图将随机矩阵按类分割成与类别数量相同的像素块，再对各个像素块填充0值扩充回原图尺寸，这样我们就得到了一个通道数与类别数量一样的多维随机矩阵，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随机矩阵与结构特征图一起在通道维度进行堆叠，得到一个融合了三个输入源的输入矩阵作为最终输入。

1. 图像特征提取训练方法

这一部分可独立训练，为了实现端到端的训练，我们才有同步训练。由配准的、模态的图像和扩展的标签图得到重建的特征图的具体处理过程如下：

1. 输入配准的、模态的图像和扩展的标签图；
2. 分别对、模态的图像用算子得到特征图、；
3. 融合成特征图；
4. 用编码器对特征图进行编码获得，再用解码器对解码得到重建的特征图；
5. 将与输入的标签信息L融合得到,由随机输入的编码器进行编码，得到；
6. 将分别送到模态的解码器、模态的解码器,分别解码出模态的重建生成图、模态的重建生成图；
7. 用Sobel算子分别从、提取出重建的特征图、；
8. 按融合获得重建的特征图。

该图像特征提取训练过程具体公式如下：

,

,

,

1. 图像特征生成训练方法

由随机生成的符合正态分布的矩阵得到配准的、模态的图像的具体处理过程如下：

1. 随机生成的符合正态分布的矩阵，送入特征解码器解码出特征图，
2. 将特征图与输入的标签信息L融合得到，
3. 再由随机编码器编码成，
4. 分别送到模态的解码器、模态的解码器和标签图的解码器，分别解码出模态的生成图、模态的生成图、生成的标签图。
5. 再分别用算子从模态的生成图和模态的生成图中提取出特征图、，
6. 并按融合为重建的生成特征图。

该训练过程具体公式如下：

,

,

以下部分是为生成配准的、模态的图像提供损失，具体处理过程如下：

1. 用模态的编码器对模态的生成图进行编码得到，
2. 送到解码器解码得到，
3. 送到解码器解码得到;
4. 对模态做同样的操作，用编码器对生成图进行编码得到，
5. 送到解码器解码得到，
6. 送到解码器解码得到。

该训练过程具体公式如下：

,

,

,

1. 模块的功能训练方法

训练、、、、的具体过程如下：

1. 用模态的编码器对输入的模态的图像进行编码得到，
2. 送到解码器解码得到;
3. 送到解码器解码得到,
4. 送到解码器解码得到，
5. 对模态做同样的操作，用模态的编码器对输入的模态的图像进行编码得到，
6. 送到解码器解码得到;
7. 送到解码器解码得到;
8. 送到解码器解码得到。

该训练过程具体公式如下：

,

( ,

,

,

1. 鉴别器训练方法

训练鉴别器和特征鉴别器的具体过程如下：

1. 鉴别器分别对（4）③获得的融合后的特征图和（5）①获得的特征图进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假。
2. 特征鉴别器分别对（4）④获得的和（5）③获得的进行鉴别，将前者鉴别为假，后者鉴别为真。
3. 鉴别器分别对输入的X模态图像和（5）④获得的X模态生成图进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假。
4. 鉴别器分别对输入的Y模态图像和（5）④获得的Y模态生成图进行鉴别，将前者鉴别为真，后者鉴别为假。
5. 特征鉴别器分别对（5）③获得的、（6）①获得的和（6）⑤获得的进行鉴别，将鉴别为假，将和鉴别为真。

该训练过程具体公式如下：

,

,

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
    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. 结构特征图两次重建融合后与原始结构特征图的两两自监督一致性损失
    4. 结构特征图第二次重建未融合时与原始未融合结构特征图的自监督一致性损失
    5. 使用结构特征图生成的模态图 与 提取结构特征图的模态图 之间的自监督重建一致性损失
    6. 使用随机正态分布矩阵解码出的结构特征图重建融合后的自监督一致性损失
    7. 使得通过随机结构特征图生成的X模态图更逼真的对抗性损失
    8. 使得通过随机结构特征图生成的Y模态图更逼真的对抗性损失
    9. 限制像素生成范围为脑主体掩膜的范围的监督损失
    10. 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
    11. 与随机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
    12. 与随机结构特征图融合后输入的肿瘤分割标签图在生成X模态后再次分割的重建自监督损失
    13. 与随机结构特征图融合后输入的肿瘤分割标签图在生成Y模态后再次分割的重建自监督损失
    14. 生成的X模态与Y模态图进行分割得到的分割标签图的一致性损失
    15. X模态图分割训练的有监督损失
    16. Y模态图分割训练的有监督损失
    17. X模态与Y模态图编码的有监督语义一致性损失
    18. 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
    19. 通过X模态的结构特征图和Y模态的结构特征图融合图编码得到的编码结果，与X模态和Y模态直接编码得到的编码结果之间的语义一致性损失
    20. 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
    21. 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
    22. X模态与Y模态图进行转换得到的转换图与原图的有监督损失

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
2. 模块组合使用方法

**附图说明**

为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案，下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据提供的附图获得其他的附图。



图一 主流程图

**具体实施方式**

下面结合附图及具体实施例对本发明的实施过程进行详细说明：