

【1】GAN在医学图像上的生成，今如何？

原创 bryant8 机器学习与生成对抗网络 2019-12-02

最初，GAN在被提出时，是一个无监督（无条件）的生成框架：例如在图像合成中，将随机噪声映射到逼真的目标图像。

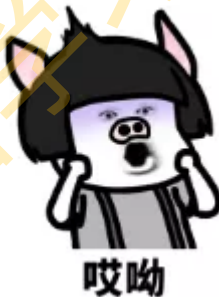
后来CGAN即条件GAN，输入加入了标签（或者图像特征）等先验信息而不是仅靠噪声来生成，GAN此时可视为有监督（条件）的生成框架。

两种框架已经以各种方式、用于合成某些类型的医学图像。

无条件GAN的图像生成

最近在使用GAN的无监督医学图像生成领域中出现了大量工作，这可以解决诸如数据稀缺和类不平衡之类的问题（Frid-Adar, 2018），并有助于了解数据分布的性质及其潜在结构。

现有的工作表明，DCGAN可用于合成逼真的前列腺病变斑块（Kitchen和Seah, 2017年），视网膜图像（Schlegl, 2017）或肺癌结节（Chuquicusma, 2018）。合成的肺癌结节和真实的相比，甚至对放射科医生而言，都难以区分。



Frid-Adar (2018) 也使用DCGAN合成肝脏CT不同类别的病变斑块：对于每个类别，即囊肿，转移灶和血管瘤，训练独立的生成模型。由于训练数据集太小，他们使用大量增强的数据来训练GAN。作者证明了除了数据增强外，GAN的合成样本还能改善CNN分类器。

Bermudez (2018) 也显示DCGAN也能够生成相当高分辨率的MR数据，甚至只需要少量样品即可。在训练了1500个epoch之后，作者的实验获得了很棒的生成效果（人眼无法判断真假图像）。

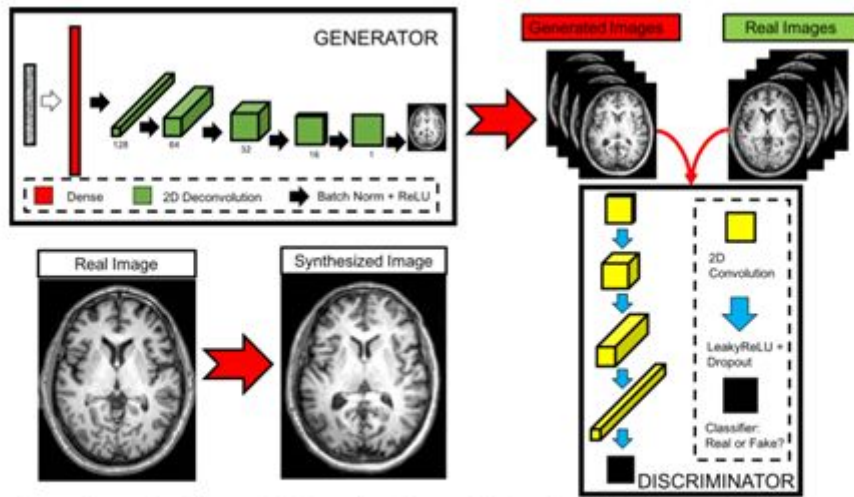
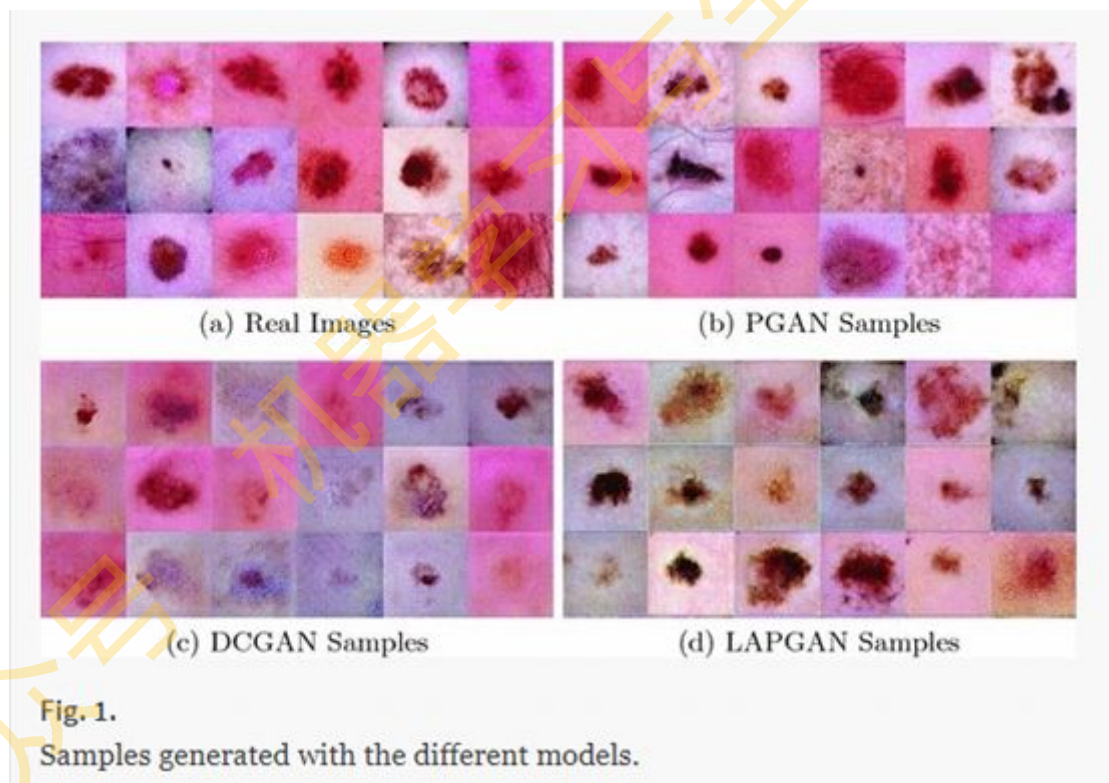


Figure 1. Pipeline and network architecture for Generative Adversarial Network used for image synthesis. The generator is a 2D deconvolutional neural network that takes noise as input and generates a 2D image of the brain. The discriminator is a convolutional neural network that takes real and synthetic images and learns to classify them.

Baur (2018b) 比较了DCGAN, LAPGAN对皮肤病变图像合成的影响。由于训练数据方差很大, 因此样本数量很少不足以训练出可靠的DCGAN。但是, 级联式的LAPGAN和它的变体表现很好, 合成样品有也成功地用于训练皮肤病变分类器。Baur (2018a) 采用渐进式PGAN (Karras 2017) 合成皮肤病变的高分辨率图像, 效果极佳, 连专业的皮肤科医生都无法地分辨是不是合成的。

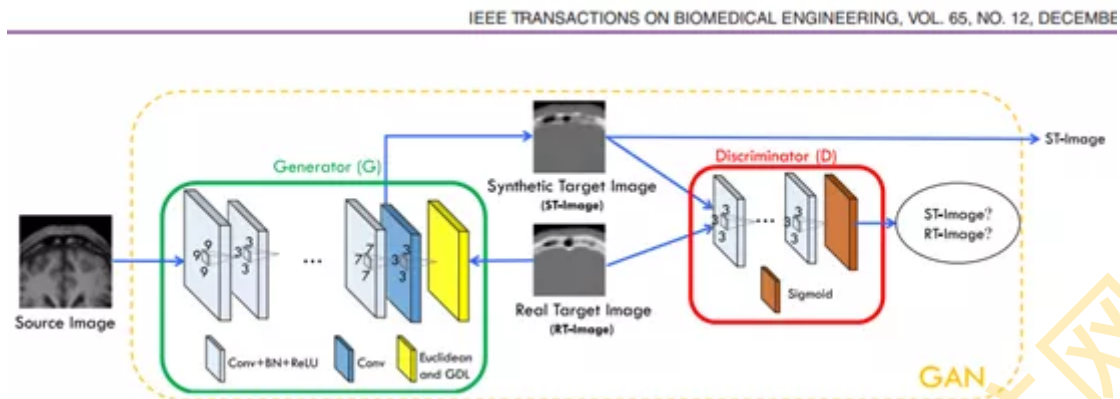


条件GAN的图像生成

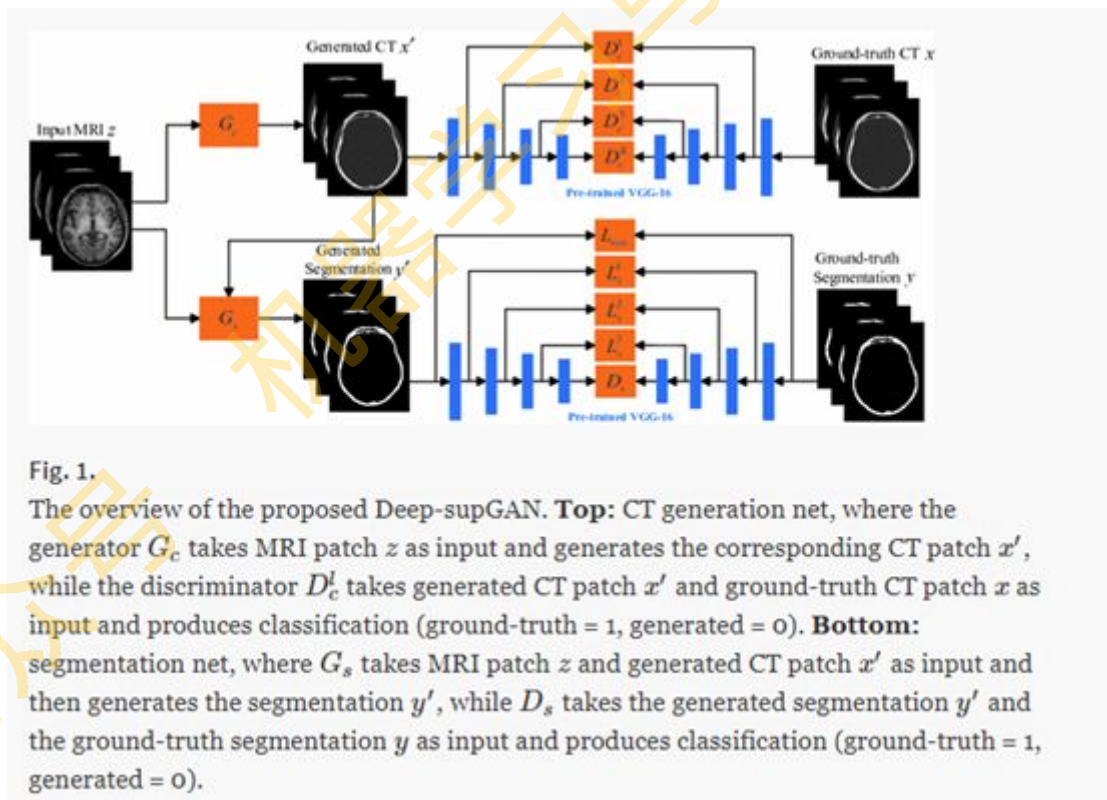
1. 由MR图像生成CT

许多临床环境中要获取CT图像, 但CT成像使患者处于细胞损伤和癌症的放射线风险中。这促使我们尝试通过MR合成CT图像。Nie (2017) 利用级联的3D全卷积网络从相应的MR图像合成CT图像。

为提高合成CT图像的真实性，除对抗性训练外，他们还通过逐像素重建损失和图像梯度损失训练模型。Nie (2017) 要求使用CT和MR图像一一对应的数据集进行训练。



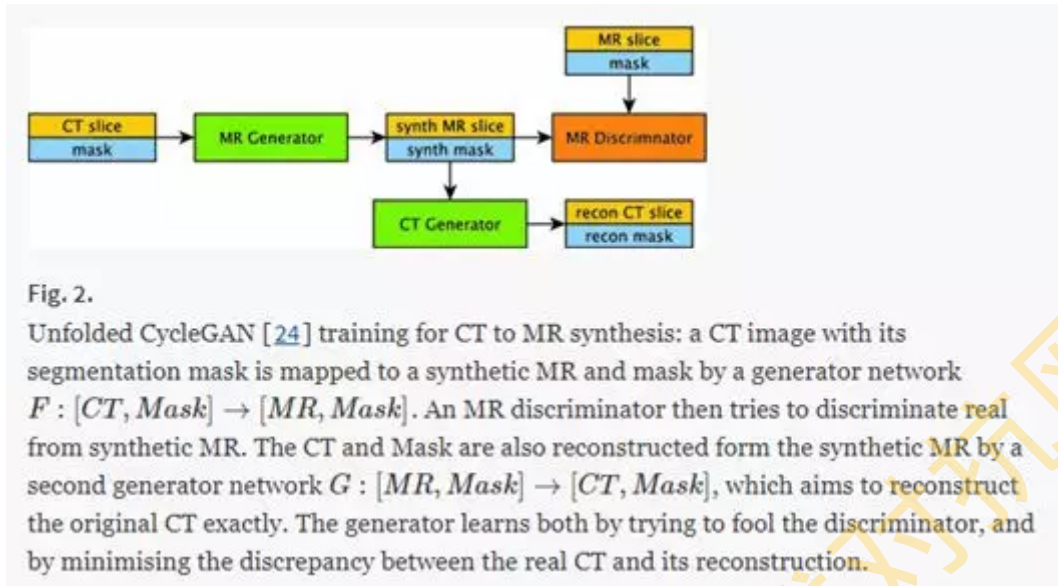
Wolterink (2017a) 用cycleGAN将2D MR图像转换为CT图像，而无需匹配的图像对训练。而且由于成对训练数据集并不是完美的匹配的，他们的训练不受此影响，甚至带来了更好的结果。Zhao (2018a) 的Deep-supGAN将头部的3D MR数据映射到其CT图像，以促进颅颌面骨结构的分割。为获得更好的转换结果，他们提出了“deep-supervision discriminator (深度监督鉴别器)”，类似于“perceptual loss”，利用预训练的VGG16模型提取的特征表示来区分真实和合成的CT图像和提供梯度更新给生成器。



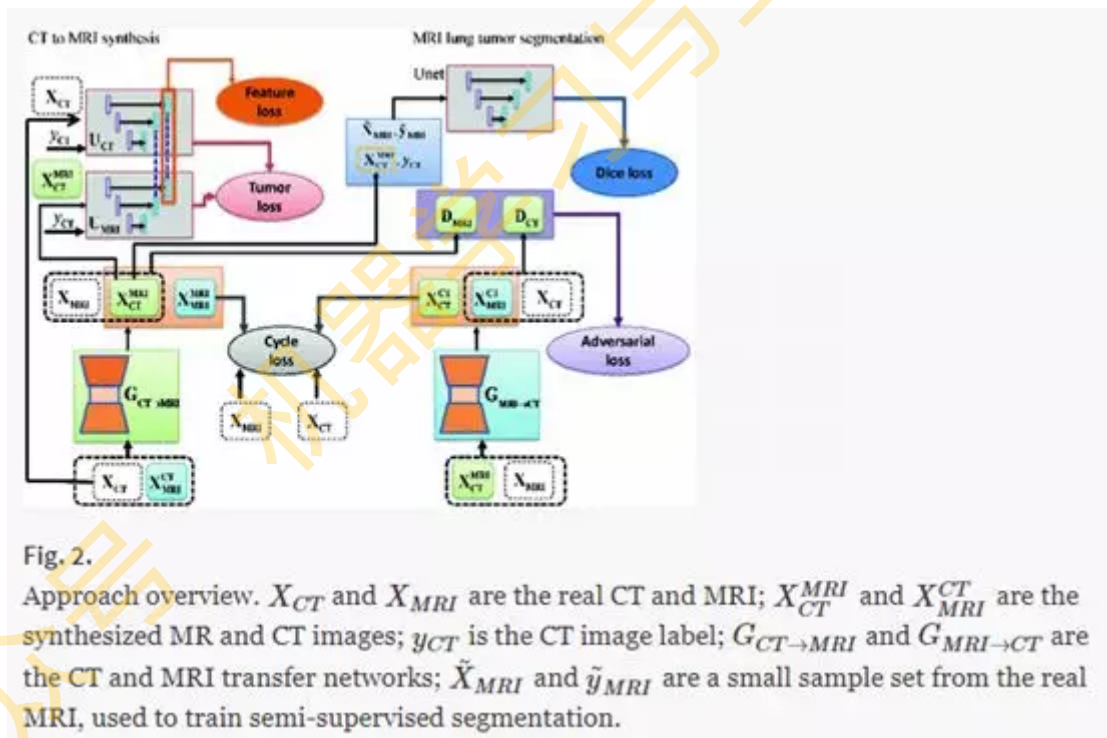
2. 由CT图像生成MR

与 (Wolterink, 2017a) 类似，Chartsias (2017) 将cycleGANs用于未配对的图像到图像转换，从“心脏CT切片和分割图像”生成“心脏MR图像和分割mask”。作者表明，当使用合成数据对模型进行

额外训练时，分割模型的性能可提高16%；使用合成数据训练的模型，与用真实数据训练的模型相比，仅差5%。



Cohen (2018) 指出，在图像到图像转换时难以保留肿瘤/病变部分的特征。为此，Jiang (2018) 提出了一种针对cycleGAN的“肿瘤感知”损失函数，以更好地从CT图像合成MR图像。



3. 生成Retinal Image 视网膜图像

Costa(2017a)基于Pix2Pix稍加修改，从vessel tree二值图像生成高分辨率eye fundus图像。

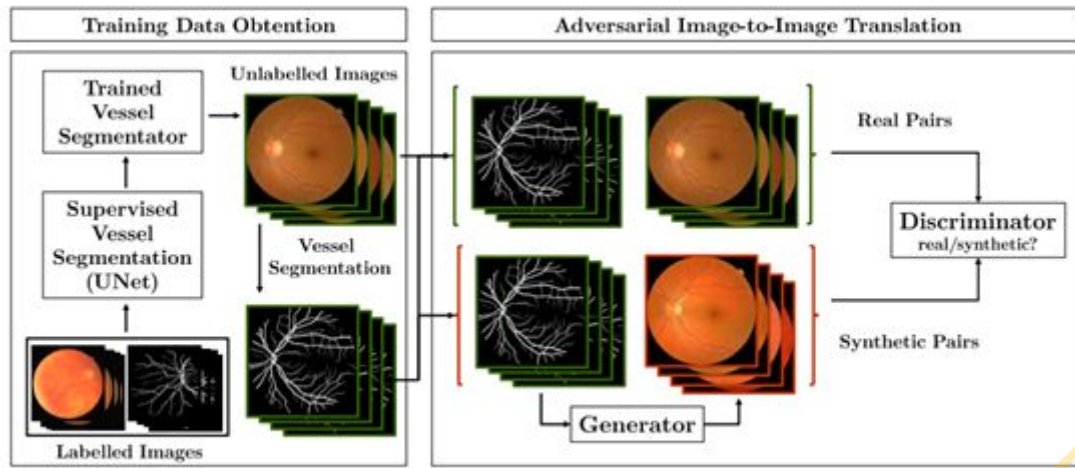


Figure 1: Overview of the proposed retinal image generation method.

在后续工作中，Costa (2017b) 进一步介绍了一种对抗性自动编码器（AAE），它经过训练可将血管树vessel tree图像压缩为多元正态分布，并可以连续重建它们。所得模型通过从多元正态分布中采样来合成任意分辨率vessel tree图像。合成的vessel tree图像又可以输入到图像到图像的转换模型中，从而形成用于高分辨率视网膜图像合成的端到端框架。

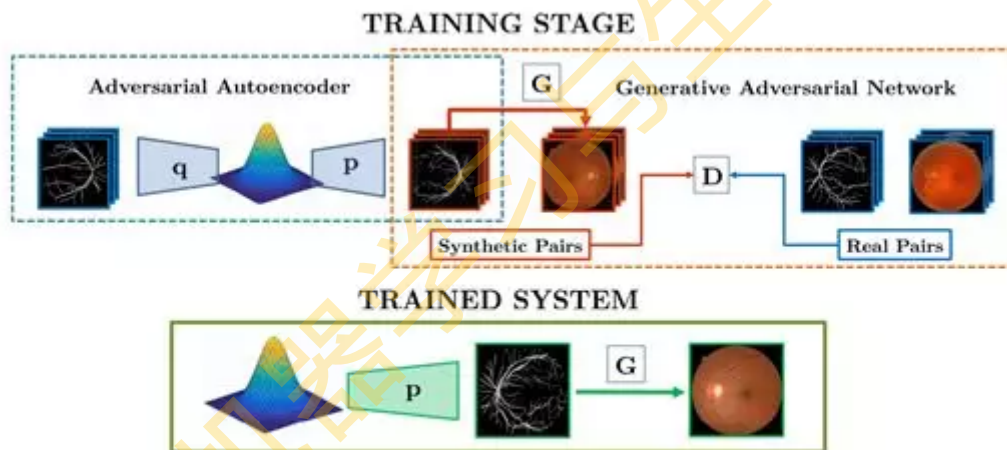


Fig. 1. Overview of our approach. The pair (p, q) is an adversarial autoencoder trained to reconstruct retinal vessel maps. The pair (G, D) is a Generative Adversarial Network trained to generate color retinal images out of vessel maps. Once the model is trained, the system can generate a new retinal image and an associated vessel map. The only required input is sampling a distribution p , which is enforced to follow a simple multi-dimensional Gaussian distribution during training by means of an adversarial loss.

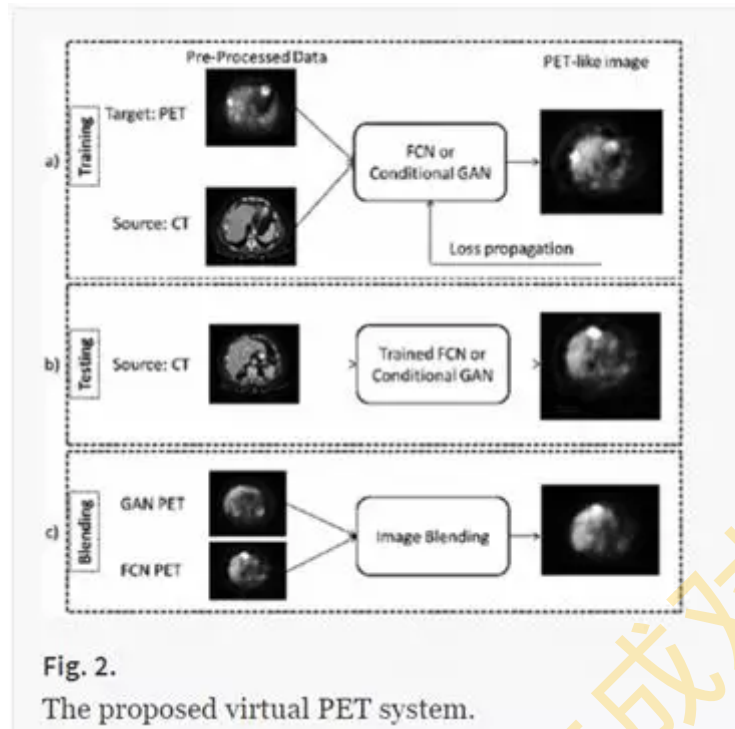
类似地，Guibas (2017)提出了一种两阶段方法，包括经过训练可从噪声中合成vessel tree图像的GAN和Pix2Pix网络，以生成现实的高分辨率血管分割图像和相应的eye fundus图。作者发现使用实际图像训练的U-Net进行分割，和仅用合成样本相比，后者稍差而已。

4. 从CT图像合成PET图像

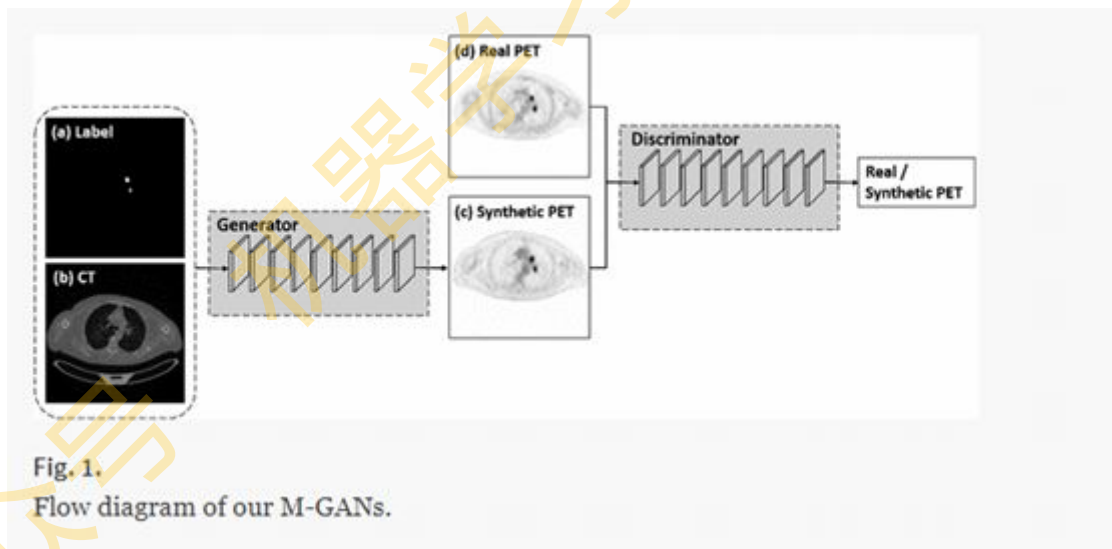
PET图像经常用于肿瘤学的诊断和分期，PET和解剖CT图像的组合采集是临床常规操作中的标准程序。但是PET设备昂贵并且涉及放射性。因此，医学影像分析界一直致力于直接从CT数据合成PET图像。

Ben-Cohen (2017) 用条件GAN从CT数据合成肝脏PET图像，但其性能在“underrepresented”的肿瘤区域中表现较差。相比之下，FCN网络能够合成肿瘤，但通常会产生模糊的图像。通过混合来自

条件GAN和FCN的相应合成PET图像，它们可以实现很高的肿瘤检测性能。

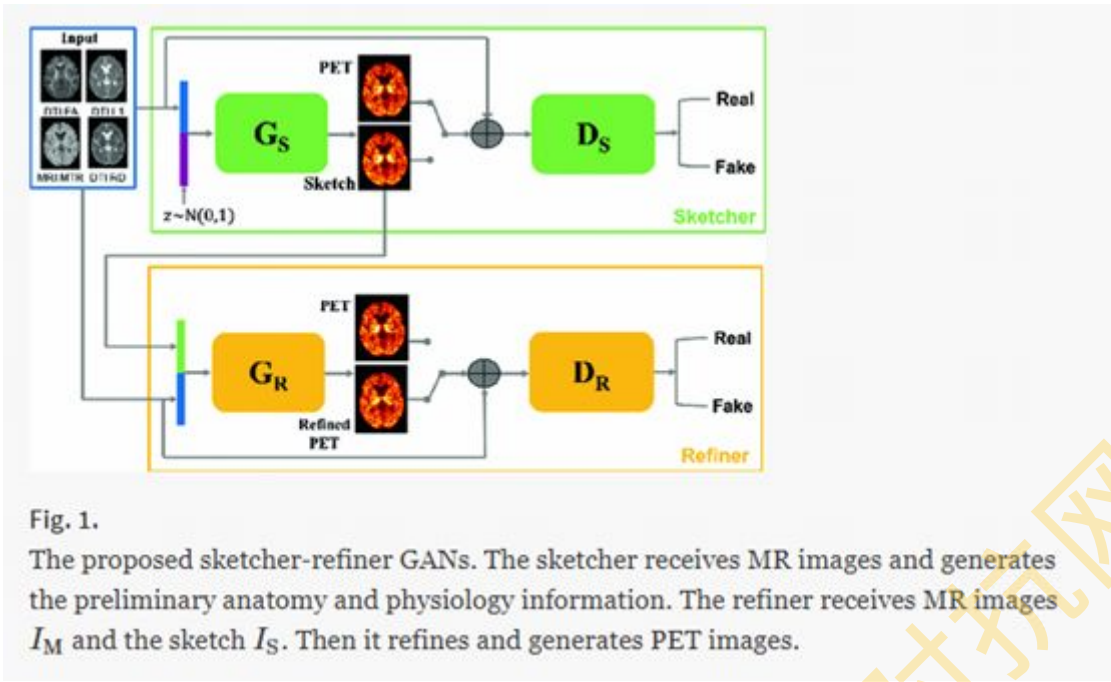


同样，Bi(2017)从成对的CT图像和二进制标签图合成高分辨率的PET图像。作者强调添加标签label图会带来全局更真实的合成效果，并在合成数据上训练的肿瘤检测模型验证了他们的合成PET图像，获得了与在真实数据上训练的模型媲美的结果。他们认为当标记数据稀缺时，合成数据是有益的。



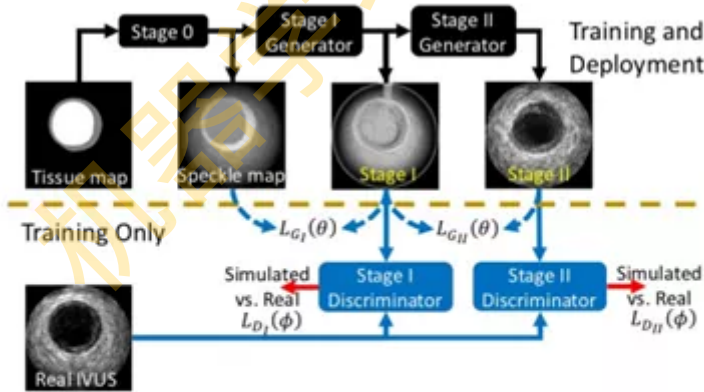
5. 从 MRI图像合成PET图像

测量人脑PET图像中的髓磷脂含量对于监测疾病进展、了解生理病理学和评估多发性硬化症（MS）的治疗非常重要。但是用于MS的PET成像既昂贵又需要注射放射性示踪剂。Wei(2018)用两个条件GAN的级联，基于3D U-Net的生成器和3D CNN的鉴别器，从MR合成PET图像。作者认为，单cGAN会产生模糊的图像。将综合任务分解为更小更稳定的子问题可以改善结果。



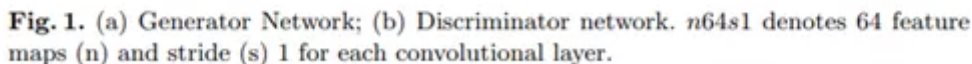
6. 生成超声图像

超声图像合成模拟。如论文《Freehand Ultrasound Image Simulation with Spatially-Conditioned Generative Adversarial Networks》、《SIMULATING PATHO-REALISTIC ULTRASOUND IMAGES USING DEEP GENERATIVE NETWORKS WITH ADVERSARIAL LEARNING》

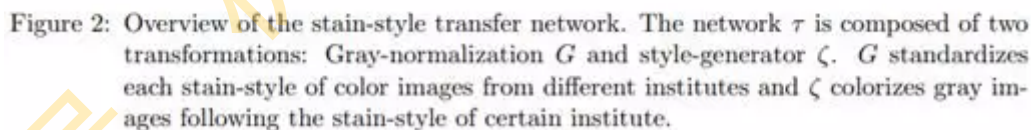


7. 生成X射线图像

Mahapatra (2018) 训练cGAN结合扰动的分割图进行胸部X射线合成，结合贝叶斯神经网络进行主动学习。

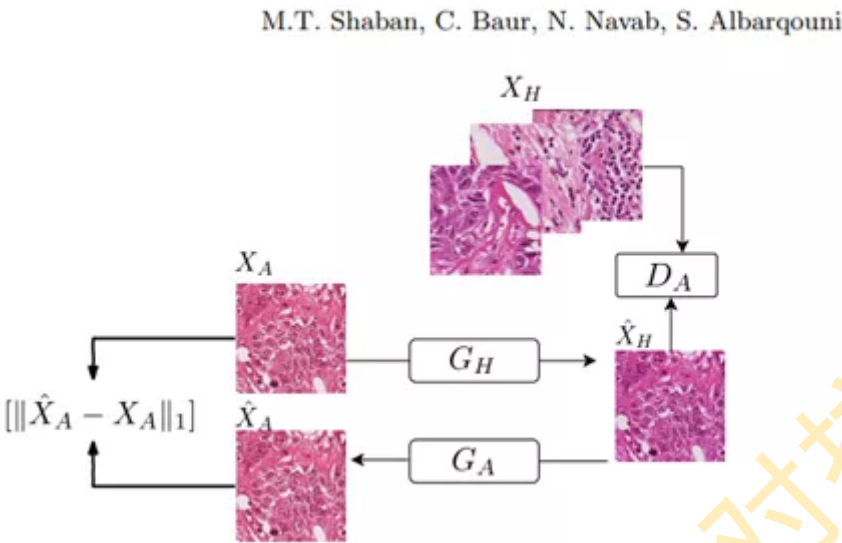


由于制片染色流程以及病理扫描仪的不同，数字病理图像的色彩存在非常显著的差异，这会影响CAD系统。Cho (2017)指出，肿瘤分类器不仅在具有不同染色的数据之间泛化不佳，而且现有的染色归一化方法无法保留重要的图像特征。为此，他们提出了一种“feature-preserving”的cGAN用于染色风格转移：先将组织病理学图像映射到规范的灰度表示，再用cGAN将这些灰度图像转换为具有所需染色的RGB图像。



The diagram illustrates the proposed framework architecture. It consists of two main components: a **Stain Transfer Network** and a **Task Specific Network**. The input $\{x^B\}$ is fed into the Stain Transfer Network, which generates intermediate features $\{y^A\}$ and $\{x^A\}$. These features are then processed by the Task Specific Network to produce the final output $\{\hat{y}^A\}$.

前面提到的方法依赖于成对的训练数据（从源到目标染色），这样的数据集通常很难获得，并且需要诸如配准之类的预处理。Shaban (2018)通过使用cycleGANs进行这个问题。



9. 生成Microscopy图像

Han和Yin (2017) 提出了一种类似于Pix2Pix的框架，用于将显微镜图像中的DIC类型和PC类型转换。

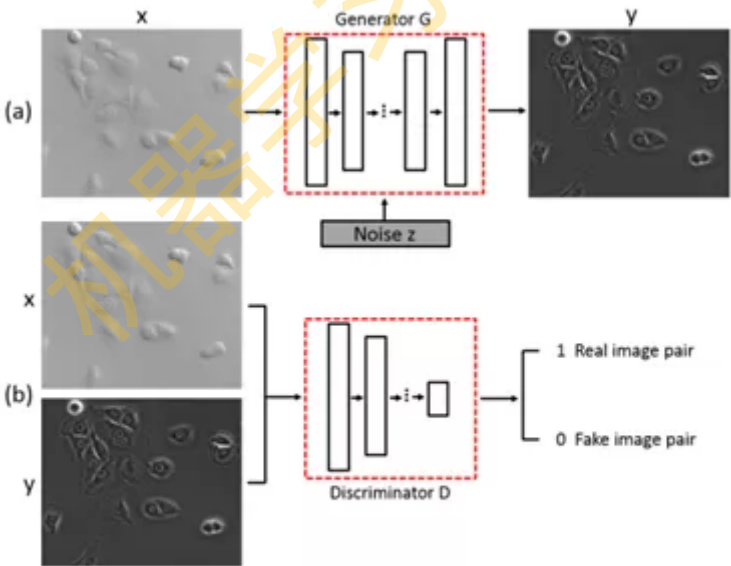


Figure 2. Generator G and discriminator D in the conditional GANs.

10. 生成Blood Vessels 血管图像

对于检测冠状动脉CT血管造影术（CCTA）中的动脉粥样硬化斑块或狭窄，机器学习驱动的方法通常需要大量数据。为解决缺少标记数据的问题，Wolterink (2018) 基于WGAN生成合理的3D血管形状图像。Olut (2018) 提出steerable GAN合成MRA（磁共振血管成像）图像。

结语

针对无条件和有条件的图像生成，已有许多基于GAN的方法。但这些方法的有效性如何？目前仍然缺乏一种有意义的、通用的量化手段来判断合成图像的真实性。尽管如此，上述工作表明，GAN似乎可成功地用于分类和分割任务中的数据模拟和扩充。

注：本文所提到的所有论文以及分类、叙述结构基本参考于：

http://livingreview.in.tum.de/GANs_for_Medical_Applications/

以及论文：GANs for Medical Image Analysis

<https://arxiv.org/abs/1809.06222>

相关论文下载可通过第一个链接按照“subject”排序后找到“Synthesis”专题即可。

公众号相关阅读：

GAN整整6年了！是时候要来捋捋了！

虚拟换衣！速览这几篇最新论文咋做的！

脸部妆容迁移！速览几篇用GAN来做的论文

01-GAN公式简明原理之铁甲小宝篇

更多相关知识分享请关注微信公众号：**学点诗歌和AI知识**



机器学习与生成对抗网络

公众号