## Deep Generative Adversarial Networks for Thin-Section Infant MR Image Reconstruction

摘要：

由于其高空间分辨率，薄层磁共振（MR）图像可作为理想的医学图像，用于脑结构研究和脑外科手术导航。然而，与临床上广泛使用的厚截面MR图像相比，由于成像成本，薄截面MR图像的可用性较差。婴儿的薄层MR图像甚至更稀少，但对于研究人脑发育非常有价值。因此，我们提出了一种从厚截面图像重建薄层MR图像的方法。提出了一种基于生成对抗网络（GANs）和卷积神经网络（CNN）的两阶段重构框架，以从轴向和矢状面的厚截面图像中重建薄层MR图像。首先提出了3D-Y-Net-GAN，以融合轴向和矢状面的MR图像，并实现第一阶段的薄层重建。然后提出了一个3D-DenseU-Net，其后是一堆增强的残差块，以在矢状面中提供进一步的详细重新校准和结构校正。在这种方法中，还提出了综合损失函数，以帮助网络捕获更多的结构细节。将该方法的重建性能与双三次插值，稀疏表示和3D-SRU-Net进行了比较。基于35个案例的交叉验证和基于总共114个案例的两个数据集的独立测试表明，与其他三种方法相比，该方法的峰值信噪比（PSNR）平均提高了23.5％，为90.5结构相似性（SSIM）提高％，标准化互信息（NMI）提高21.5％。定量评估和目视检查表明，我们提出的方法通过重建具有更好结构细节的更真实的结果而优于那些方法。

介绍：

薄层磁头磁共振（MR）图像的切片厚度通常为1毫米，间距为零。薄层头部MR图像的高空间分辨率非常适合大脑结构分析，体积测量和手术导航。但是，薄型头部MR图像并非始终可用。临床上常规的头部MR图像通常是厚切片图像，其切片厚度为4毫米至6毫米，间距为0.4毫米至1毫米。较高的切片厚度导致较低的空间分辨率，这限制了在与大脑相关的研究中使用较厚的MR图像。与成人的成像数据相比，婴儿的大脑MR图像更具价值，因为这些图像对出生后的人脑发育提供了很好的洞察力。然而，由于没有足够的理由很少在婴儿身上进行MR成像，更不用说薄片成像了，因此婴儿脑MR图像的采集甚至更加困难。这种情况激发了我们开发一种方法，该方法可以通过使用可用的厚截面图像来提供与薄层MR图像相当的空间分辨率。因此，本文提出了一种薄型MR图像重建方法。该重构方法也可以用于归一化图像层间隔。在多中心，多设备的情况下，所提出的方法可用于将在不同层间距下获得的MR图像标准化为均匀的层间距，这对于数据驱动的研究（例如基于图像的人脑发育统计）非常有益。大数据。薄层MR图像重建被认为是多平面MR图像配准问题。例如，Mahmoudzadeh和Kashou [1]将传统插值算法应用于所有三个平面上的厚截面MR图像，然后将它们与基于像素损失函数的优化自动图像配准（OAIR）的迭代配准算法结合使用。该算法的重建结果在视觉上得到了改善，但仅关注成人头部MR图像，而对人脑之间的结构相似性（SSIM）的考虑有限。此外，可以将薄层MR图像重建作为帧插值任务来处理。如[3]中提出的，采用基于器官一致性规则的分解重建方法来获得更高的切片间分辨率。薄片图像重建也可以被认为是超分辨率问题。杨等。文献[4]提出了一种可训练的方法，该方法可以利用低分辨率图像块与高分辨率图像块之间的相同稀疏表示来重建高分辨率图像。随着深度学习（DL）技术的发展，卷积神经网络（CNN）和生成对抗网络（GANs）最近获得了发展势头，尤其是在图像超分辨率领域。因此，如果将薄层MR图像重建视为非各向同性的超分辨率问题，那么它将受益于深度神经网络强大的建模能力。例如，Heinrich等。 [5]最近将3D-SRU-Net用于非同质三维（3-D）电子显微镜的各向同性超分辨率。我们的小组[6]提出了一种基于残差网络的3D-SRGAN从厚部MR图像重建成人薄部MR图像的方法，但是仅考虑了在轴向平面上的重建。此外，CNN和GAN已被广泛用于提高MR图像的分辨率[7]，[8]。与传统算法相比，DL算法不仅可以提高重建性能，而且可以将重建时间缩短到几秒钟，因此在薄壁MR图像重建中显示出了巨大的潜力。本文的任务是将多平面特征融合与3-D非各向同性超分辨率问题相结合。我们提出的框架受到了几种最新的DL架构的启发。首先，U-Net [9]在生物医学分割领域表现出色，通过多尺度卷积和放大在特征融合问题中脱颖而出。根据经验证明，超分辨率生成对抗神经网络（SRGAN）[10]在超分辨率领域具有出色的性能，因为它们可以从图像中提取低频信息和高频信息。此外，增强的深度残差网络（EDSR）[11]是一种新的残差体系结构，在NTIRE 2017年获得了第一名，它提供了一种有效的方法来恢复高分辨率图像。受上述最新模型的启发，我们提出了一个两阶段的重构框架，以将轴向和矢状平面中厚截面MR图像的映射应用于其轴向薄截面的对应部分。具体来说，第一阶段是带有新提出的3D-Y-Net生成器的最小二乘GAN（LSGAN）[12]，该生成器用于融合轴向和矢状厚截面MR图像，并将它们映射到薄截面图像上空间。

总结：

我们提出了一个两阶段的重建框架，以从轴向和矢状面的厚壁图像重建薄壁婴儿头部MR图像。我们提出的3D-Y-Net-GAN，在厚截面MR图像的成对补丁上训练，重建了初步的薄截面MR图像，用于后续的优化。然后，根据第一阶段的输出和原始厚截面图像，对我们提出的3D-DenseU-Net进行了培训，以进行进一步的细节改进和性能改进。此外，我们提出了一个综合损失函数，该函数由自适应Charbonnier损失，3-D梯度校正损失，对抗损失和an2权重正则损失组成，以便更有效，更现实地进行重建。在不同的输入数据和我们提出的损失函数上进行了两个消融实验。可视化和定量评估表明，我们提出的多平面图像融合和综合损失函数可以有助于重建性能的提高。基于交叉验证数据集和两个独立的测试数据集，进行了三种现有方法的比较实验。定量评估表明，与其他三种方法（包括传统双三次插值[13]，稀疏表示[4]和3D-SRU）相比，我们提出的方法能够重构具有更高PSNR，SSIM和NMI的薄层MR图像-Net [5]。请注意，我们显示了平均绝对误差，以证明我们的重建结果平均具有较低的残差，其中我们使用8位灰度级进行评估。即使我们的Full的MAE比独立测试数据集2上的第一阶段网络的MAE差一点，我们的完整模型仍然显示出整体上更好的重建细节，因为其损失函数着重于惩罚异常像素预测以生成更逼真的图像。此外，我们还展示了上述四种方法产生的可视化结果，以增强我们的方法与其他方法相比的优越性。尽管我们提出的方法的目的是从轴向和矢状面的厚壁图像重建薄层婴儿头部MR图像，但它可以轻松扩展到其他应用场合，例如三层重建或成人头部MR图像重建。此外，该重建方法还可用于归一化图像层间距，从而有益于基于图像大数据的数据驱动研究。数据预处理是保证我们提出的重建框架适用性的重要因素。我们对所有MR图像应用统一的空间归一化，直方图匹配和灰度归一化，以减轻由于它们的不同强度和对比度范围而引起的影响。我们还采用数据扩充来扩大我们的训练数据集。在以后的工作中，我们将推广我们的重建方法，并对更多不同类别的数据进行验证。

## GANReDL: Medical Image Enhancement Using a Generative Adversarial Network with Real-Order Derivative Induced Loss Functions

摘要：

深度（卷积）神经网络（DCNN）最近获得了普及，并且在图像增强领域（例如，降噪和超分辨率）表现出更高的性能。但是，恢复图像中更精细的纹理细节的中心问题仍然没有解决。 DCNN中使用的最新目标函数主要集中在最小化均方重构误差上。所得的图像估计值具有较高的峰值信噪比，但它们通常缺少高频细节，因此就精细范围（可能与临床相关的细节）而言容易出错。在本文中，我们介绍了GANReDL，这是一种用于图像增强的生成对抗网络（GAN），配备了实阶导数诱导的损失函数（ReDL），我们将展示其提供的图像得到改善，尤其是在重建小尺度细节方面。据我们所知，这是第一个在损失函数中包含非整数阶导数的框架。为此，我们提出了一种鉴别器网络，该网络经过训练以区分增强图像和地面真实图像，并提出一种由实阶导数驱动的新损失函数，该函数还可以捕获全局图像特征，而不是逐个像素地捕获。仅功能。我们通过数个数值实验表明，GANReDL在重构高频图像细节方面更好，因此与其他最新方法相比，它在图像增强方面表现出更高的性能。

介绍：

找不到PDF

总结：

## Generative adversarial networks for specular highlight removal in endoscopic images

摘要：

在微创手术期间的正确时间为手术医生提供适当的帮助，需要计算机辅助手术系统来感知和了解当前的手术场景。这可以通过分析内窥镜图像流来实现。但是，内窥镜图像通常包含伪影，例如镜面反射高光，这会阻碍进一步的处理步骤，例如，立体重建，图像分割和视觉仪器跟踪。因此，校正它们是必要的预处理步骤。在本文中，我们提出了一种用于从单个内窥镜图像中自动去除镜面高光的机器学习方法。我们训练残差卷积神经网络（CNN）以使用弱标记数据定位并移除内窥镜图像中的镜面反射高光。标签仅指示图像是否包含镜面高光。为了训练CNN，我们使用了生成对抗网络（GAN），该网络引入了一个对手来判断训练过程中CNN的表现。我们通过（1）添加自正则化损失来减少非镜面区域中的图像修改，并通过（2）包括进一步的网络以自动生成配对的训练数据（可从CNN学习）来扩展此方法。一项比较评估表明，我们的方法优于基于模型的内窥镜图像镜面高光去除方法。

介绍：

找不到PDF

总结：

## High-resolution medical image synthesis using progressively grown generative adversarial networks

摘要：

生成对抗网络（GAN）是一类无监督的机器学习算法，可以从多维空间中的随机采样向量生成逼真的图像。直到最近，还不可能使用GAN生成逼真的高分辨率图像，这已经将它们的适用性限制于仅包含在自然分辨率下可检测到的生物标记物的医学图像。 GAN的逐步增长是一种方法，其中训练图像生成器以初始合成低分辨率合成图像（8x8像素），然后将其馈送到区分器，以将这些合成图像与实际的降采样图像区分开。然后迭代地引入其他卷积层，以产生两倍于先前分辨率的图像，直到达到所需的分辨率为止。在这项工作中，我们证明了这种方法可以在两个不同的领域产生逼真的医学图像。眼底照片显示出与早产儿视网膜病变（ROP）相关的血管病理，以及神经胶质瘤的多模式磁共振图像。我们还显示与病理相关的细粒度细节，例如视网膜血管或肿瘤异质性，可以通过包括分割图作为附加通道来保留和增强。我们设想该方法的几种应用，包括图像增强和病理学的无监督分类。

介绍：

医学图像的合成具有许多应用。一种应用是图像增强，其中通过近似和随机采样基础数据分布来放大具有低多样性的小型数据集。通过显着增加训练数据集的大小和异构性，这可以促进训练更强大的机器学习算法。这在患者人数少的情况下（例如罕见疾病）特别有用[1]。其次，在多机构研究中，成像方案可能有所不同，以致于部分或全部患者缺少某些成像方式。因此，希望通过为所有患者综合缺失的模态（甚至附加模态）来产生完整的数据集，以提高算法性能[2]。例如，当使用多种MR模式（例如T1，T2和FLAIR）时，脑肿瘤arXiv：1805.03144v2 [cs.CV]于2018年5月9日分割效果最佳[3]。最后，某些成像方式对它们的获取不利。例如，CT和PET成像可为患者带来高剂量的辐射。从其他成像方式有效合成CT可以避免不必要的放射线照射[4]并减少由于仪器时间和造影剂引起的费用[5]。生物医学成像界将从稳健的图像合成方法中受益。但是，现有方法存在两个关键挑战。当前的技术无法生成高分辨率图像，这对于具有微妙病理特征的疾病非常重要。其次，图像合成方法通常会忽略某些对诊断至关重要的生物学特征，因此需要很好地表现出来。在这里，我们提出了应对这两个挑战的方法。生成对抗网络（GAN）已被用于生成前所未有的真实性和多样性的合成图像[6]。成像中的应用（包括生物医学成像）蓬勃发展，但仅限于相对较小的图像尺寸[7]。最近，Karras等。为GAN设计了一种训练方案，称为GAN渐进生长（PGGAN），可以以高分辨率创建逼真的图像，其作品中展示的图像高达1024×1024像素[8]。但是，它们的应用仅限于常见的图像基准数据集，例如名人脸和自然场景。 PGGAN在具有临床相关成像生物标记物的生物医学数据中的应用尚待探索。在本文中，我们提议将PGGAN方法应用于两类医学图像：具有早产儿视网膜病变（ROP）的视网膜眼底照片以及从公开的多模式神经胶质瘤数据集获取的二维磁共振图像（臭小子）。我们表明PGGAN在这些数据上的应用会产生高分辨率的图像，这些图像既逼真又具有表型多样性。我们还证明，通过使生成器生成感兴趣结构的分割，可以更好地保存病理细粒度的细节，该鉴别器会与原始图像一起批评该结构。最后，我们证明了潜在空间通过反转生成器并将真实图像转换为低维表示来编码临床相关信息。

总结：

我们提出PGGAN方法在视网膜眼底和MRI数据中的应用，特别是针对早产儿视网膜胶质瘤和神经胶质瘤的疾病。 这种方法可以生成空前大小的合成图像，并且可以通过其潜伏空间来以无人监督的方式学习成像特征。 它的应用将为医学成像中合成图像的产生开辟新的途径，迄今为止，由于无法以原始分辨率合成图像而受到限制。

## Image super-resolution using progressive generative adversarial networks for medical image analysis

摘要：

解剖界标分割和病理定位是医学图像自动分析的重要步骤。当解剖结构或病理较小时（例如视网膜图像（例如，脉管分支或微动脉瘤病变）和心脏MRI），或者由于设备采集参数而导致图像质量低下时（如磁共振（MR）扫描仪），它们特别具有挑战性。我们提出了一种使用渐进式生成对抗网络（P-GAN）的图像超分辨率方法，该方法可以将低分辨率图像作为输入并生成所需缩放比例的高分辨率图像。超分辨图像可用于更准确地检测地标和病理。我们的主要贡献在于提出了一种多阶段模型，其中通过使用三重态损失函数，逐步改善下一阶段的输出图像质量。通过使用前一阶段的输出作为基准，三重态损失可以逐步改善图像质量。这有助于生成高比例因子的超分辨图像，同时保持良好的图像质量。图像超分辨率的实验结果表明，我们提出的多级P-GAN优于竞争方法和基准GAN。当用于地标和病理检测时，超分辨图像的精度水平接近使用原始高分辨率图像时获得的精度水平。我们还展示了我们的方法在磁共振（MR）图像上的有效性，从而确立了其更广泛的适用性

介绍：

视网膜眼底图像分析对于诊断视网膜状况（例如青光眼和糖尿病性视网膜病变）至关重要。视网膜状况自动诊断的重要组成部分是病理检查（出血，微动脉瘤，渗出液）和界标（脉管系统，视杯和视盘，中央凹）的检测。眼底图像分辨率足够高，可以检测和分割突出的界标（例如视盘，中央凹，主要血管）和病变（例如硬性渗出液）。然而，有许多病理学覆盖了眼底图像中非常小的区域（例如微动脉瘤，出血）或看不清（例如软性渗出液和某些新血管形成）。脉管系统的较小分支很难在正常眼底图像中分割，因此，希望具有覆盖特定病理的高分辨率局部图像斑块，以便于进行详细的疾病分析。我们提出了一种使用渐进式生成对抗网络（P-GAN）的图像超分辨率算法，该算法将低分辨率的图像块作为输入并输出高分辨率的图像，以帮助进行更准确的诊断。视网膜血管分割和微动脉瘤检测证明了我们方法的有效性。我们还在磁共振（MR）图像上显示了心脏左心室分割的结果，从而确立了我们方法的广泛适用性。

总结：

我们提出了一种基于渐进式生成对抗网络的不同医学图像超分辨率的新方法，该方法将三重态损失与常规MSE和CNN损失结合在一起，构成了多阶段架构。我们方法的核心新颖之处在于将三重态损失纳入PGAN的成本函数中。三重态损失确保了在一个阶段中产生的超分辨图像在下一阶段的质量提高。因此，我们的方法能够针对高比例因子（大于8）保留高质量的图像。与使用MSE和CNN损失的原始GAN框架相比，使用我们的方法获得的超分辨图像的质量要好得多。从图像质量指标可以明显看出我们超分辨图像的质量提高。在视网膜血管分割和微动脉瘤检测以及MRI超分辨率和心脏LV分割的情况下，也证明了我们提出的方法的优越性能。所得的超分辨图像可用于增加低维图像的大小和分辨率，并且可以将不同的图像分析算法应用于超分辨图像。正如我们的结果所证明的那样，通过我们的方法获得的SR图像的效果要优于从中获得超分辨图像的低分辨率图像。使用我们的超分辨率图像获得的结果将与使用原始高分辨率图像进行分割或病理检测时的结果非常接近。

## Medical Image Synthesis for Data Augmentation and Anonymization Using Generative Adversarial Networks

摘要：

训练深度学习模型时，数据多样性对于成功至关重要。医学影像数据集通常不平衡，因为病理学发现通常很少见，这在训练深度学习模型时会带来重大挑战。在这项工作中，我们提出了一种方法，该方法通过使用两个公共可用的大脑MRI数据集训练生成的对抗网络，生成带有脑肿瘤的合成异常MRI图像。我们展示了合成图像提供的两个独特优势。首先，我们通过利用合成图像作为数据增强形式来说明在肿瘤分割方面的改进性能。其次，我们证明了生成模型作为匿名化工具的价值，当在合成数据上训练与在真实受试者数据上训练时，可达到可比的肿瘤分割结果。总之，这些结果为解决医学成像中机器学习面临的两个最大挑战（即病理结果的发生率低以及共享患者数据的限制）提供了可能的解决方案。

介绍：

众所周知，足够的数据量对于训练用于医学图像分析的成功的机器学习算法[6]是必需的。类别不平衡程度高或变异性不足的数据[18]会导致分类性能不佳。这在医学成像领域常常被证明是有问题的，在医学成像领域中，根据定义，异常发现是罕见的。此外，在图像分割任务中，手动注释体积数据所需的时间只会加剧这种差异。手动将异常分为三个维度，每个研究可能需要十五分钟以上的时间，这在繁忙的放射学实践中不切实际。结果是缺乏注释数据，并且在尝试训练准确算法时遇到了巨大挑战。尽管传统的数据增强技术（例如农作物，平移，轮换）可以缓解其中的一些问题，但它们从根本上产生高度相关的图像训练数据。在本文中，我们通过使用生成对抗网络（GAN）[9]生成合成图像来展示该问题的一种潜在解决方案，该网络提供了另一种形式的数据扩充，并且还可以作为有效的数据匿名化方法。从大脑解剖结构和肿瘤的分割蒙版生成异常大脑（带有肿瘤）的多参数磁共振图像（MRI）。这提供了可自动化，低成本的各种数据源，可用于补充训练集。例如，我们可以改变肿瘤的大小，改变其位置或将肿瘤放置在其他健康的大脑中，以系统地获得图像和相应的注释。此外，接受过医院数据训练以生成合成图像的GAN可用于在机构外部共享数据，用作匿名工具。医学图像模拟和合成已经研究了一段时间，并且在医学成像界越来越受到关注[7]。这部分归因于数据可用性的指数增长，部分归因于更好的机器学习模型和支持系统的可用性。在医学成像的仿真与合成专刊中，对医学图像合成与仿真的十二项最新研究进行了介绍[7]。这项工作属于综合类别，与大多数相关的工作是Chartsias等人[3]和Costa等人[4]的那些。我们使用公开可用的数据集（ADNI和BRATS）来演示多参数MRI图像合成，而Chartsias等[3]使用BRATS和ISLES（缺血性卒中病变分割（ISLES）2015挑战）数据集。尽管如此，在MSE，SSIM和PSNR上证明了合成图像的评估标准，但没有直接关于诊断质量。 Costa等[4]使用GAN生成带有标签的合成视网膜图像，但是与这项工作相比，代表更多种病理模式的能力受到限制。同样，先前的两个作品都在2D图像或3D图像的切片/视图上进行了演示，而在这项工作中，我们直接处理3D输入/输出。当输入/输出尺寸为多参数（T1 / T2 / T1c / Flair）时为4D。我们认为本质上将数据处理为3D / 4D可以更好地反映数据的真实性及其相关问题。反映机器学习社区的总体趋势，去年在医学成像中使用GAN的人数急剧增加。 GAN已被用于从单个术前MRI生成运动模型[10]，对低分辨率眼底图像进行上采样[13]，从脑部MRI创建合成头部CT [16]，以及从T1加权合成T2加权MRI。一个（反之亦然）[5]。在[22,21]中证明了使用GAN进行分割。最后，Frid-Adar等。在肝脏病变分类的背景下，利用GAN进行数据增强[8]。据我们所知，目前尚无关于合成医学图像生成的文献，这些图像是用于肿瘤分割任务的匿名化和数据增强形式。

结论：

在本文中，我们提出了一种生成算法，可以使用图像到图像的翻译GAN从其相应的分割蒙版生成合成异常脑肿瘤多参数MRI图像。 通过更改输入标签图生成此类合成图像时，可能会引入高级别的变化。 这导致跨多种算法的分割性能得到改善。 此外，可以在完全匿名的数据集上训练这些相同的算法，以允许共享训练数据。 当结合较小的，特定于机构的数据集时，规模适中的组织将有机会训练成功的深度学习模型。

## Medical Image Synthesis with Generative Adversarial Networks for Tissue Recognition

摘要：

本文提出了一种基于对抗学习的方法来合成医学图像以进行医学图像组织识别的方法。医学图像识别模型的性能高度依赖于训练样本的代表性和充分性。收集大量实际医学图像的高昂费用导致合成图像样本的需求。在这项研究中，由生成网络和判别网络组成的生成对抗网络（GANs）被用于开发医学图像合成模型。具体而言，在本研究中，实现了深卷积GAN（DCGAN），Wasserstein GAN（WGAN）和边界平衡GAN（BEGAN），并进行了比较，以合成医学图像。在GAN模型中应用了卷积神经网络（CNN），该模型可以捕获描述高级图像语义信息的特征表示。然后，通过利用生成的网络映射从随机噪声中生成合成图像。生成网络的有效性通过一个判别网络进行验证，该网络经过训练可以从真实图像中检测出合成图像。通过minimax两人游戏，生成网络和判别网络可以相互训练。生成的合成图像用于训练用于组织识别的CNN分类模型。通过合成图像实验，组织识别精度达到98.83％，显示了通过GAN模型合成医学图像的有效性和适用性。

介绍：

组织识别是许多医学成像应用程序中最基本的程序之一，尤其是对于计算机辅助诊断（CAD），它可以通过计算机提供第二种意见，并有助于放射科医生对疾病进行解释和诊断[1]。各种医疗设备收集的多个医学图像，例如磁共振成像（MRI），计算机断层扫描（CT），正电子发射断层扫描（PET），超声检查（US）和光学相干断层扫描（OCT），都可以用作输入CAD系统。通过干涉成像方式，OCT可以通过近红外光干涉术可视化组织的微观结构。由于非侵入性，高分辨率和快速处理的优点，OCT近年来引起了很多关注，并已在甲状腺组织成像和临床眼科成像等不同领域中使用[2] – [3] [ 4]。在过去的十年中，机器学习技术得到了迅速发展，并已在CAD系统中用于提供准确而快速的诊断[5]。人工智能（AI）的巨大成功为医学图像分析领域带来了更多进步。有效的AI模型的能力在很大程度上取决于对足够数量的训练样本的学习。例如，在卷积神经网络（CNN）训练过程中，优化了数百万个参数，这需要大量标记的样本。但是，与其他医学成像技术（例如CT和MRI）相比，OCT技术尚未广泛用于不同的组织成像测试。此外，放射线医生对收集的图像进行注释的高昂成本加剧了训练样本的稀缺性。缺少带注释的图像导致需要在CAD模型开发过程中应用图像合成技术。此外，甲状腺癌是人类内分泌系统最常见的癌症。根据国家癌症研究所的数据，2017年报告了56,870例新病例[4]。为了及早诊断甲状腺癌，第一步是从医学图像中成功检测出甲状腺组织。因此，本研究的目的是通过利用AI合成OCT图像来解决医学图像不足的难题，并提高识别人甲状腺组织的能力。具体来说，OCT图像是通过应用生成对抗网络（GANs）[6]合成的，GAN包含生成网络和判别网络，并且可以捕获描述高级图像语义信息的特征表示。通过minimax两人游戏，生成网络和判别网络可以相互训练。然后将经过训练的生成网络应用于生成合成OCT图像，该图像是从随机噪声中映射出来的。使用训练有素的生成网络，可以生成合成图像以恢复原始图像数据分布。因此，图像样本的多样性增加了，因为合成样本可以覆盖数据分布中不同的样本位置。实现了三种GAN模型，即深卷积GAN（DCGAN）[7]，Wasserstein GAN（WGAN）[8]和边界平衡GAN（BEGAN）[9]，并进行了合成图像比较。由三个模型生成的合成图像的有效性通过CNN分类模型的分类结果进行评估，该分类结果涉及准确性，敏感性，特异性和曲线下面积（AUC）。通过实施合成图像，DCGAN可以提高CNN分类模型识别组织的能力。 WGAN和BEGAN合成的甲状腺图像的有效性也基于CNN分类模型的甲状腺分类结果进行了验证。本文的结构如下：第2节介绍了OCT图像组织识别问题的背景以及有关图像合成的相关研究。第3节介绍了DCGAN，WGAN，BEGAN和甲状腺识别CNN模型。数据描述，合成图像和实验结果在第4节中显示和讨论。结论和未来的工作在第5节中介绍。

结论：

为了合成医学图像组织识别问题的医学图像，本研究考虑了三种GAN模型，即DCGAN，WGAN和BEGAN。 GAN模型包含一个生成网络和一个判别网络。通过minimax两人游戏，两个网络相互迭代训练。图像合成模型解决了医学图像样本不足以进行组织识别的难题。使用GAN的合成图像来开发和训练CNN分类模型。这项研究首先将GAN应用于甲状腺识别问题。使用不同的图像合成策略和多种分类措施，可以提高识别甲状腺图像的能力。还证明了通过图像合成模型合成医学图像的有效性和适用性。结论是WGANs和BEGANs在合成甲状腺图像方面胜过DCGANs，而DCGANs合成的图像在组织识别方面比WGANs和BEGANs具有更高的影响。不管通过这项研究取得的显著成果，仍然存在一些局限性。首先，由于非甲状腺图像的异质性，合成的非甲状腺图像对甲状腺识别模型的改进仍然受到限制。因此，该模型的未来可以扩展为处理不同图像的异质性。除甲状腺识别问题外，进一步评估GAN模型可以通过标准数据集上的应用程序以及更多性能指标的参与来完成。 而且，期望更多的GAN模型的实现和比较。 此外，这项研究可以识别基于卵泡的甲状腺图像。 可以开发GAN模型来合成整个甲状腺结构，而不是人工裁剪的ROI图像。

## Motion-Blind Blur Removal for CT Images with Wasserstein Generative Adversarial Networks

摘要：

对于计算机断层扫描（CT）图像而言，先进的去模糊技术对于提高放射学中患者诊断的准确性以及放射肿瘤学中患者设置和治疗反应评估的准确性至关重要。 当前，由于患者运动的不可预测性，医学图像去模糊是具有挑战性的技术问题。 本文介绍了一种基于条件生成对抗网络（CGAN）的计算机断层扫描图像去模糊的新方法，该方法已在计算机视觉研究中得到广泛应用。 提出了一种具有对抗损失和ℓ1感知损失的Wasserstein生成对抗网络（WGAN），并通过内部创建的模糊锐利图像对数据集对其进行了训练，并通过峰信噪比（PSNR）和结构相似性指数（SSIM）进行了评估。 这些实验证明了该方法的有效性，无论从数量上还是从质量上都优于其他竞争性去模糊技术。

介绍：

计算机断层扫描（CT）扫描是用于癌症临床分期的最重要的成像方式。 CT成像也是现代放射肿瘤学不可或缺的部分，尤其是在治疗计划，治疗前患者设置和治疗反应评估中。今天在接受放射治疗的患者中遇到的重大挑战是身体和器官的运动。这样的运动会导致CT成像明显模糊，从而可能不利地影响放射线计划和放射线治疗的交付。安装在现代医疗线性加速器上的锥束CT（CBCT）需要60秒钟以上才能进行完整扫描。因此，CBCT扫描通常表现出明显的运动引起的模糊和伪影。由于患者身体和器官的不规则运动可能会产生不可预测的模糊模式，因此CT图像去模糊具有挑战性。结果，手工编程是消除模糊的次佳技术。因此，创建自动的单图像去模糊方法是放射肿瘤物理学家的重要目标。近年来，卷积神经网络（CNN）取得了令人瞩目的成就，彻底改变了计算机视觉领域。生成对抗网络（GAN）[1]以其在图像中保留高纹理细节并创建接近真实图像流形并在感知上令人信服的解决方案的能力而闻名。同时，CT图像去模糊可以被视为这种图像到图像转换的特例。在数学上，可以训练模型以学习从模糊CT到清晰CT的映射。 Kupyn和Budzan在2017年[2]提出的DeblurGAN的想法是创新的。它包括两个主要部分，一个生成器（G）和一个鉴别器（D）。 G被训练来学习映射，并将模糊的CT恢复为去模糊的CT。同时，D被训练以测量去模糊CT和尖锐CT的相似性。依次对它们进行训练，以使G和D协同增效，最终G可以有效地消除模糊图像中的模糊。 DeblurGAN是一种基于条件GAN和多分量损失函数的方法[3]。使用具有梯度罚分（WGAN-GP）[5]和感知损失的Wasserstein GAN [4]，DeblurGAN可以实现难以与真正的清晰CT区别开来的解决方案，并且与使用传统的均方值相比，可以还原更精细的纹理细节错误（MSE）或平均绝对错误（MAE）作为优化目标。在这项工作中，虽然将类似的体系结构与DeblurGAN一起使用，但修改了损失函数以推动模型恢复更精确的常规内容，这对于患者诊断，放射治疗计划，治疗前患者设置以及放射治疗反应评估更重要。使用[2]提出的模糊生成算法从头开始使用数据集训练模型。原始清晰的CT图像部分来自开放获取医学图像存储库的癌症影像存档（TCIA），其中包括肺癌，脑瘤和其他常见疾病患者的CT扫描[6]。本文的第2节介绍了该方法的方法。第3节简要说明了模糊生成算法和项目中使用的数据集。第4节描述了该方法的实现。第5节显示了对它的定量和定性评估。第6节提供结论和讨论。

结论：

在这项研究中，复制了无核盲运动去模糊方法以消除CT图像的模糊。 实现了DebiurGAN [2]的修改版本，它是使用多分量损失函数优化的条件GAN。 创建了配对的数据集，并从头开始训练模型。 这种方法已显着提高了CT图像模糊消除的性能。 此外，优化了培训程序，从而在不影响临床性能（定量和定性）的情况下，显着减少了培训时间。 未来的研究包括测试该模型对其他医学影像模态的敏感性，以扩展其临床应用。

## Progressive Generative Adversarial Networks for Medical Image Super resolution

摘要：

解剖界标分割和病理定位是医学图像自动分析的重要步骤。当解剖结构或病理较小时（例如视网膜图像（例如，脉管分支或微动脉瘤病变）和心脏MRI），或者由于设备采集参数而导致图像质量低下时（如磁共振（MR）扫描仪），它们特别具有挑战性。我们提出了一种使用渐进式生成对抗网络（P-GAN）的图像超分辨率方法，该方法可以将低分辨率图像作为输入并生成所需缩放比例的高分辨率图像。超分辨图像可用于更准确地检测地标和病理。我们的主要贡献在于提出了一种多阶段模型，该模型通过使用三重态损失函数逐步改善下一阶段的输出图像质量。通过使用前一阶段的输出作为基准，三重态损失可以逐步改善图像质量。这有助于生成高比例因子的超分辨图像，同时保持良好的图像质量。图像超分辨率的实验结果表明，我们提出的多级P-GAN优于竞争方法和基准GAN。当用于地标和病理检测时，超分辨图像的精度水平接近使用原始高分辨率图像时获得的精度水平。我们还展示了我们的方法在磁共振（MR）图像上的有效性，从而确立了其更广泛的适用性

介绍：

视网膜眼底图像分析对于诊断视网膜状况（例如青光眼和糖尿病性视网膜病变）至关重要。视网膜状况自动诊断的重要组成部分是病理检查（出血，微动脉瘤，渗出液）和界标（脉管系统，视杯和视盘，中央凹）的检测。眼底图像分辨率足够高，可以检测和分割突出的界标（例如视盘，中央凹，主要血管）和病变（例如硬性渗出液）。然而，有许多病理学覆盖了眼底图像中非常小的区域（例如微动脉瘤，出血）或看不清（例如软性渗出液和某些新血管形成）。脉管系统的较小分支很难在正常眼底图像中分割，因此，希望具有覆盖特定病理的高分辨率局部图像斑块，以便于进行详细的疾病分析。我们提出了一种使用渐进式生成对抗网络（P-GAN）的图像超分辨率算法，该算法将低分辨率的图像块作为输入并输出高分辨率的图像，以促进更准确的诊断。视网膜血管分割和微动脉瘤检测证明了我们方法的有效性。我们还在磁共振（MR）图像上显示了心脏左心室分割的结果，从而确立了我们方法的广泛适用性。

结论：

我们提出了一种基于渐进式生成对抗网络的不同医学图像超分辨率的新方法，该方法将三重态损失与常规MSE和CNN损失结合在一起，构成了多阶段架构。我们方法的核心新颖之处在于将三重态损失纳入PGAN的成本函数中。三重态损失确保了在一个阶段中产生的超分辨图像在下一阶段的质量提高。因此，我们的方法能够针对高比例因子（大于8）保留高质量的图像。与使用MSE和CNN损失的原始GAN框架相比，使用我们的方法获得的超分辨图像的质量要好得多。从图像质量指标可以明显看出我们超分辨图像的质量提高。在视网膜血管分割和微动脉瘤检测以及MRI超分辨率和心脏LV分割的情况下，也证明了我们提出的方法的优越性能。所得的超分辨图像可用于增加低维图像的大小和分辨率，并且可以将不同的图像分析算法应用于超分辨图像。正如我们的结果所证明的那样，通过我们的方法获得的SR图像的性能要优于从中获得超分辨图像的低分辨率图像。使用我们的超分辨率图像获得的结果将与使用原始高分辨率图像进行分割或病理检测时的结果非常接近。

## Reconstruction of Thin-Slice Medical Images Using Generative Adversarial Network

摘要：

对于医学成像（例如磁共振（MR）成像或计算机断层扫描（CT）），切片厚度是非常重要的参数。较薄的切片成像显然可以提供更高的空间分辨率和更多的诊断信息，但同时还需要花费更多的时间和金钱来提高成像成本。为了效率，在日常医学成像中通常使用相对较厚的切片间隔。本文提出了一种新型的生成对抗网络，以从规则的厚切片图像中重建具有较薄切片厚度的医学图像。首先应用具有三维卷积核和残差块的全卷积网络来生成成像间隔之间的切片。提出了一种新颖的感知损失函数，以保证3D中的像素相似性和空间相干性。此外，利用具有持续对抗性损失的鉴别器网络将解决方案推向更加现实的状态。 43对MR图像用于验证所提出方法的性能。提出的方法能够从厚度为6 mm的常规t2flair MR图像中恢复术前2 mm切片厚度的t2flair MR图像。在两个数据集上的重建结果表明，该方法优于其他竞争图像重建方法。

介绍：

没有找到PDF

结论：

## Semi-Supervised Learning for Low-Dose CT Image Restoration with Hierarchical Deep Generative Adversarial Network (HD-GAN)\*

摘要：

在没有重复的大剂量CT数据的情况下，仅使用低剂量CT（LDCT）数据基于深度学习来恢复高质量图像是一项挑战。当采用不同的重建算法和设置来准备高质量图像时，用于深度学习的LDCT数据集可能是不成对的。为解决此问题，我们提出了分层的深度生成对抗网络（HD-GAN），用于使用不成对的数据集进行半监督学习。我们首先将每个患者的CT图像分为多个类别，然后在不同患者中收集相同类别的图像，以建立用于降噪的图像集。每个图像集被馈入一个生成的对抗网络，该对抗网络由一个降噪网络和一个后续的分类网络组成。去噪网络有效地重用了较低层的特征图，以便使用全尺寸图像进行端到端学习。训练分类器以区分去噪图像和高质量图像。通过临床LDCT数据集进行评估，提出的半监督学习方法有效地降低了LDCT图像的噪声水平，而不会丢失信息，从而解决了IR的主要缺点，例如计算时间和解剖结构不准确

介绍：

计算机断层扫描（CT）的广泛使用引起了人们对由于医学辐射而引起的潜在癌变的担忧，因为来自CT扫描的辐射剂量通常远高于来自其他医学成像设备的辐射剂量[1]。为了减少辐射暴露，已将包括电子管电流调制和较低电子管电压在内的剂量减少技术应用于CT成像。但是，由于滤波后投影（FBP）无法将数据统计信息和结果图像中增加的噪声水平融合在一起，因此它不是用于低剂量CT（LDCT）的最佳重建方法[2]，[3]。作为LDCT重建的替代方法，迭代重建（IR）方法引起了广泛的兴趣，并且在过去的几十年中得到了广泛的研究[2]，[4] – [10]。在红外方法中，对象的数据统计和先验知识已被整合到图像重建过程中，从而带来了有希望的图像质量。因此，带有IR的CT平台已广泛应用于诊所。但是，IR方法需要非常昂贵的计算能力，尤其是对于重复的方法而言。\*这项工作部分得到了KIST机构计划的支持（项目号2E29330和2V06720）。 1Kihwan Choi在韩国科学技术研究院仿生学中心工作，韩国02792（KC是通讯作者。电子邮件：kihwanc@kist.re.kr）。 2马琳达·瓦尼亚（Malinda Vania）在韩国科学技术研究院仿生学研究中心，韩国首尔02792。 3Sungwon Kim目前在韩国首尔延世大学医学院放射学系工作，03722。前向和后向预测，限制了它们的实时临床使用。此外，当物体的先验知识不正确时，在红外图像中偶尔会出现异常的噪声偏差和小的低对比度特征的损失[11]。近年来，深度学习已成为图像处理和计算机视觉中占主导地位的机器学习工具[12] – [17]。在假定低剂量和高剂量CT数据均可用的情况下，许多深度学习方法也已用于对LDCT图像进行去噪[18]-[21]。作为网络体系结构，大多数现有的降噪工作都采用基于补丁的网络，通常通过滑动窗口来裁剪输入图像并独立处理每个裁剪后的图像补丁。通过训练有噪和无噪的图像对，基于补丁的结构已显示出显着的降噪效果。然而，它不重用与重叠补丁共享的特征图，并且经常导致训练和测试网络时计算效率低下[22]，[23]。在本文中，我们提出了一种基于分层深度生成对抗网络（HD-GAN）的半监督学习框架，以在没有重复的大剂量CT数据的情况下训练去噪网络。提议的方法的贡献是三方面的。首先，提出的半监督学习框架不需要使用大剂量的CT数据来训练深度卷积神经网络。其次，所提出的降噪网络基于有效的网络架构，该架构能够处理完整尺寸的图像，以便进行更快的训练和预测。第三，我们通过对CT图像进行聚类并训练多个GAN来缓解GAN的模式崩溃问题。所提出的方法适用于降低使用标准FBP算法重建的LDCT图像的噪声水平。为了准备高质量的图像，我们使用通过IR算法重建的较厚的LDCT图像切片。所提出的去噪网络有效地处理每个全尺寸图像，而不是从单个图像中提取多个补丁。我们证明了所提出的半监督学习策略成功地抑制了伪像，同时保留了CT图像的细节和特征。我们还显示，在与FBP一样实用的计算时间内，去噪后的图像质量可与IR相媲美。

结论：

为了训练仅使用LDCT扫描数据来还原图像的深度神经网络，我们提出了一种结合k-means图像聚类和GAN的新型网络架构。 所采用的图像聚类通过重新排列CT图像来利用患者之间的区域相关性，这使GAN可以从未配对的数据集中学习而不会发生模式崩溃。 在训练阶段，拟议的HD-GAN从高质量的CT图像中捕获了噪声模式，并从嘈杂的CT图像中保留了解剖信息。 实验结果表明，与FBP相比，拟议的HD-GAN显着降低了LDCT的噪声水平。 与IR相比，去噪网络可在不损失小的低对比度特征的情况下重建高质量图像。

## Sharpness-Aware Low-Dose CT Denoising Using Conditional Generative Adversarial Network

摘要：

低剂量计算机断层扫描（LDCT）在辐射受限的应用中提供了巨大的好处，但是由于光子数量不足而导致的量子噪声可能会损害诊断性能。 当前的基于图像的去噪方法往往会对最终的重建结果产生模糊效果，尤其是在高噪声水平下。 在本文中，提出了一种基于深度学习的方法来缓解此问题。 训练了对抗训练的网络和锐度检测网络以指导训练过程。 在模拟数据集和真实数据集上的实验均表明，相对于现有技术，无论是在视觉上还是在视觉上，该方法的结果分辨率损失均很小，并且性能更高。

介绍：

在过去的十年中，计算机断层扫描（CT）的使用迅速增长，2015年在美国估计进行了8000万次CT扫描[9]。 尽管CT具有巨大的好处，但它的使用已引起人们对辐射暴露的极大关注。 为了解决此问题，已采用尽可能合理的最低（ALARA）原则，以避免给患者带来过多的辐射剂量。

降低辐射剂量时，不应损害诊断性能。减少辐射剂量的最有效方法之一是减小管电流，这已在许多成像协议中采用。但是，低剂量CT（LDCT）不可避免地会比常规CT（convCT）引入更多的噪声，这可能潜在地阻碍后续诊断或需要更高级的重建算法。许多工作致力于CT去噪，它通过多种技术（包括图像，正弦图域）和迭代重建技术实现了令人鼓舞的结果。近年来，人们越来越感兴趣的一种技术是深度学习（DL）。 DL已显示出在许多图像相关任务上表现出卓越的性能，包括低水平边缘检测[7]，图像分割[70]和高水平视觉问题，包括图像识别[27]和图像字幕[62]，这些现在已被带入医学领域[13、14、34、68]。在本文中，我们探索了将生成对抗神经网络（GAN）[23]用于LDCT去噪任务的可能性。在许多与图像相关的重建任务中，例如在超分辨率和修复方面，众所周知，仅使输出图像和地面真实情况之间的每像素损失最小化，就会产生模糊或使结果在视觉上不吸引人[29、38、73]。我们已经在基于传统神经网络的CT去噪工作中观察到了相同的效果[13，14，34，68]。 GAN引入的对抗性损失可以视为驱动力，可以推动生成的图像驻留在convCT的流形中，从而减少模糊效果。此外，还引入了另外的清晰度检测网络来测量去噪图像的清晰度，重点是低对比度区域。在本文的其余部分中，将使用SAGAN（敏锐感知的生成对抗网络）来表示该提议的去噪方法。

结论：

在本文中，我们提出了用于低剂量CT降噪的清晰度感知网络。它利用对抗损失和清晰度损失来利用基于图像的去噪方法所面临的模糊效果，尤其是在高噪声水平下。拟议中的SAGAN在定量评估中实现了改进的性能，并且视觉结果比经过测试的竞争对手更具吸引力。但是，我们承认这项工作存在一些局限性，将来有待解决。首先，训练锐度检测网络以计算[70]的锐度度量，该锐度度量仅对明显的模糊不太敏感。这可能会限制去噪图像的最终清晰度，尤其是一些小的低对比度区域。其次，对于所有基于深度学习的方法，都需要针对特定​​剂量水平对网络进行培训。即使我们在很大的剂量范围内训练了我们的方法并将其应用于临床患者数据，分析仍主要集中在对去噪图像的视觉质量评估上。临床实践中的图像诊断性能仍有待评估。

## Unpaired Image Denoising Using a Generative Adversarial Network in X-Ray CT

摘要：

本文提出了一种基于深度学习的去噪方法，用于在没有成对的训练数据的情况下对嘈杂的低剂量计算机断层扫描（CT）图像进行处理。所提出的方法使用保真嵌入生成对抗网络（GAN）从低剂量CT（LDCT）和标准剂量CT（SDCT）图像的不成对训练数据中学习去噪功能，其中去噪功能是GAN中的最佳生成器框架。本文分析了f-GAN目标，以得出合适的发生器，该发生器通过最小化两个损失的加权和来优化：SDCT数据分布和生成的分布之间的Kullback-Leibler散度以及LDCT图像和相应的生成图像（或去噪图像）。计算出的生成器通过训练反映了有关SDCT数据分发的先验信念。我们观察到，提出的方法可以保留精细的异常特征，同时消除噪声。实验结果表明，所提出的具有不成对数据集的深度学习方法与使用成对数据集的方法具有相当的性能。还进行了一项临床实验，以证明所提出的方法对于低剂量X射线CT中产生的噪声的有效性。

介绍：

在计算机断层扫描（CT）中，在保持诊断图像质量的同时减少X射线辐射剂量是一个重要的持续问题。这是因为人们越来越担心放射致癌的风险[9]，[19]。通常通过降低X射线管电流来实现低剂量CT（LDCT）。但是，从商用CT扫描仪获得的LDCT图像通常会遭受低信噪比（SNR）和降低的诊断可靠性的困扰。因此，通过找到将LDCT图像转换为相应的标准剂量CT（SDCT）图像的降噪映射，已经进行了许多努力来对LDCT图像进行降噪。已经提出了各种迭代重建（IR）方法来减少LDCT图像中的噪声同时保留结构。这些方法中的降噪建模可以在图像空间或正弦图空间中采用损失函数。一些人通过采用诸如总变化（TV）[8]，[29]，分数阶TV [34]和非本地TV [17]之类的正则化策略将先验知识纳入去噪过程。马尔可夫随机场理论[15]，[28]或非局部均值[7]，[18]，[33]也已被用作先验信息。统计图像重建方法，如用于正弦图空间数据拟合的最大后验（MAP）方法，已被用于LDCT中正弦图的有效噪声过滤[15]，[26]。尽管这些IR方法可以显着提高重建的CT图像的质量，但它们在临床实践中仍然存在一些局限性。首先，设计一种能够传达LDCT和SDCT图像特征的先验技术是一项挑战。例如，通常使用的先验电视（例如电视及其变体）会产生过度平滑的效果，从而导致丢失诸如小异常之类的精细细节。接下来，IR方法带来了高计算成本，因为它们需要迭代求解器才能找到合理的近似解。最后，基于正弦图的方法将投影数据用于数据保真度，但通常很难从商用CT扫描仪访问投影数据。最近已经提出了各种监督学习方法来减少LDCT图像中的噪声[5]，[6]，[12]。成对的训练数据（即LDCT和SDCT图像）在临床实践中不可用，因为通常很难同时从给定患者获得两种类型的图像。因此，学习方法通​​过从临床SDCT图像生成模拟的LDCT图像数据来获取配对的训练数据。监督数据集的结果表明，这些方法可以减少模拟的LDCT图像中的噪声和伪影。但是，它们的实际性能在很大程度上取决于模拟的LDCT图像数据的质量。另一方面，随着LDCT在常规临床实践中的使用不断增加，很容易从医院数据库中收集足够数量的“未配对” SDCT和LDCT图像[3]。由于临床环境中缺乏配对数据，这项研究使用了一种非配对学习方法来开发一种降噪功能，该功能可以将LDCT图像映射到其类似SDCT的图像。我们利用LDCT图像降噪的MAP估计方法，该方法在降噪和模型拟合度之间取得了折中，该模型拟合度是从SDCT图像数据中获得的类似SDCT图像的先验图像。 MAP估计问题可以转换为最小化问题，涉及数据分布的交叉熵和由生成对抗网络（GAN）生成的分布[10]。给定直接处理交叉熵的一般困难，它近似于Kullback-Leibler（KL）散度，因此允许使用GAN框架进行近似MAP估计。这有助于使用未配对的数据集训练网络体系结构。所提出的GAN方法能够从SDCT图像的数据中推断出期望的类似SDCT的图像先验。选择有效的训练数据集以反映适当的图像先验是至关重要的，以便保留图像的详细特征同时消除噪声。 SDCT图像先验的数据依赖性通过图1所示的实验得到验证。在高斯噪声的假设下，, 2约束被添加到所提出的GAN模型中。与传统的处理整个图像的方法不同，所提出的方法是逐块进行的，可以有效地训练CT图像中的局部噪声特征。数值模拟和临床结果表明，该方法具有很大的潜力，可以降低未配对CT图像甚至复杂噪声模型在LDCT图像中的噪声。

结论：

这项研究提出了一种不成对的LDCT图像降噪深度学习方法。该方法使用GAN框架近似MAP估计，并且可以将来自数据分布的关于目标SDCT图像的先验信息纳入其中。在高斯噪声的假设下，将2约束添加到GAN框架中。数值模拟表明，在PSNR和MSE方面，所提出的具有不成对数据集的深度学习方法至少与使用成对数据集的监督方法具有可比性（参见图4）。临床结果还表明，即使使用未配对的SDCT和LDCT图像，所提出的方法也可以提高LDCT图像质量（见图10）。这种方法首先在摊销MAP推论中使用[27]来解决超分辨率问题。注意，建议的目标函数（6）与[27]的目标函数不同，因为它是根据f -GAN [20]的定义得出的。建议的方法保留了一些需要进一步研究的问题。通过从图1和图2的数据分布中选择样本有关的去噪效果来说明这样的问题。参见图1和6。这表明，根据用于训练的样本，所提出的方法可以删除细节，产生合理的伪造品或在生成去噪图像时简单地崩溃。因此，图像去噪技术必须选择有效的训练数据集以反映适当的图像先验。注意，（1）中的加性高斯噪声模型不够精确。我们采用此模型来简化数学分析并促进所提出方法的推导。尽管如此，根据我们的实验，该方法仍可以从数据分布中学习目标SDCT图像特征，从而保留了LDCT图像的形态学重要信息，从而减轻了量子噪声以及高斯噪声，如图7和图7所示。 10.可以通过应用结合了LDCT的准确噪声模型的去噪算法来改进所提出的方法；例如，可以将其他约束（如感知损失[30]）应用于（12）中的GAN框架，以学习高级功能。另外，临床应用需要有效的计算方法。鉴于建议的方法逐个补丁地工作，与传统方法一次处理整个图像相比，它耗时更多；花费几秒钟即可获得一张512×512去噪的CT图像。这可以通过使用例如并行计算来减少。除上述问题外，未来的工作还将集中在扩大提议方法的范围上，以为其他CT重建问题提供解决方案。这些问题包括减少金属伪影和散射。这将使提出的方法有可能解决在X射线CT中应用深度学习方法（即收集成对的CT图像数据集）的基本困难。此外，将重点放在对估计图像和训练数据集之间的关系进行定量分析上会很有趣。

## X2CT-GAN\_ Reconstructing CT From Biplanar X-Rays With Generative Adversarial Networks

摘要：

计算机断层扫描（CT）可以提供患者内部器官的3D视图，有助于疾病诊断，但会给患者带来更多的辐射剂量，而且CT扫描仪比X射线机成本高得多。传统的CT重建方法需要通过对人体的完整旋转扫描进行数百次X射线投影，而这是在常规X射线机上无法完成的。在这项工作中，我们建议使用生成对抗网络（GAN）框架从两个正交X射线重建CT。利用专门设计的发生器网络将数据尺寸从2D（X射线）增加到3D（CT），这在GAN以前的研究中没有解决。提出了一种新颖的特征融合方法，以结合来自两个X射线的信息。均方误差（MSE）损失和对抗损失相结合来训练生成器，从而在视觉和定量上产生高质量的CT量。在可公开获得的胸部CT数据集上进行的大量实验证明了该方法的有效性。这可能是对低成本X射线机的一种很好的增强，它可以在多种细分应用中为医生提供类似CT的3D体积。

介绍：

X射线在1895年被威廉·恩特根（Wilhelm Rntgen）发现后，立即在临床实践中得到了广泛的应用。这是使我们能够无创地观察人体并诊断内部解剖结构变化的第一种成像方式。但是，所有组织都投影到2D图像上，彼此重叠。虽然骨头清晰可见，但软组织通常很难辨认。计算机断层扫描（CT）是一种成像模式，可从在X射线设备围绕身体的完整旋转中捕获的一组X射线（通常至少100幅图像）重建3D体积。 CT的一个显着优势是组织出现在3D空间中，这完全解决了覆盖问题。但是，CT扫描会给患者带来更多的辐射剂量（取决于CT重建所获取的X射线数量）。此外，CT扫描仪的价格通常比X射线机高得多，从而使得发展中国家无法使用CT扫描仪[37]。利用数百种X射线投影，标准的重建算法（例如滤波后的投影或迭代重建）可以准确地重建CT体积[14]。但是，数据采集需要X射线设备围绕患者快速旋转，这在典型的X射线机上无法实现。在这项工作中，我们建议根据从两个正交视图平面捕获的双平面X射线重建CT体积。主要挑战在于，X射线图像的内部信息严重模糊，一旦投影到2D上，CT体积的数量就可以精确匹配相同的输入X射线。如果我们寻找传统CT重建算法的通用解决方案，这似乎是无法解决的。但是，人体解剖结构受到严格限制，我们也许可以通过机器学习技术（尤其是深度学习（DL）方法）从大量培训中学习X射线到CT的映射。最近，生成对抗网络（GAN）[11]已用于医学成像中的跨模态图像传输[3，5，30，39]，并证明了其有效性。但是，先前的作品仅处理具有相同维度的输入和输出数据。在这里，我们提出了可以从双平面X射线重建CT的X2CT-GAN，超越了不同模态和维数的数据限制（图1）。

这项工作的目的不是用X射线代替CT。尽管所提出的方法可以准确地重建总体结构，但是小的解剖结构仍然会遭受一些假象的困扰。然而，所提出的方法在临床实践中可能会发现一些利基应用。例如，我们可以准确地测量主要器官的大小（例如，肺，心脏和肝脏），或者在重建的CT扫描中诊断位置不正确的器官。它也可以用于放射治疗中的剂量规划，或微创干预中的术前规划和术中指导。这可能是低成本X射线机的一个很好的增强，因为医生还可以获得具有某些临床价值的类似CT的3D体积。尽管提出的网络也可以用于从单个X射线重建CT，但我们认为使用双平面X射线是一种更实用的解决方案。首先，CT重建从单个X射线对象到太多的模糊性，而双平面X射线则从两个视图中提供了彼此互补的附加信息。在我们的比较实验中，获得了更准确的结果，峰值信噪比（PSNR）提高了4 dB。其次，双平面X射线机已经在临床上可用，它可以同时捕获两个正交的X射线图像。并且，通过将X射线设备旋转到用于第二X射线成像的新取向，用单平面机器捕获两个正交X射线在临床上也是可行的。训练X2CT-GAN的一个实际问题是缺少配对的X射线和CT 1。从患者收集这样的配对数据是昂贵的，并且使患者经受额外的辐射剂量也是不道德的。在这项工作中，我们使用从大型公共胸部CT数据集生成的合成X射线训练网络[1]。给定一个CT体积，我们使用数字重建X射线照片（DRR）技术模拟两个X射线，一个是从后-前（PA）视图，另一个是从侧面视图[28]。尽管DRR合成的X射线具有很高的真实感，但在实际X射线和合成X射线之间仍然存在间隙，尤其是在较细的解剖结构（例如血管）中。因此，我们进一步采用CycleGAN [41]来学习可以转换为合成数据的真正X射线样式。有关样式转换操作的更多信息，请参见补充材料。总而言之，我们做出了以下贡献：•我们是第一个通过深度学习从双平面X射线探索CT重建的人。为了充分利用来自两个不同视角的输入信息，提出了一种新颖的特征融合方法。 •我们建议使用X2CT-GAN，如图2所示，以从输入到输出增加数据维度（即，2D X射线到3D CT），这在GAN之前的研究中并未解决。 •我们提出了一种新颖的跳过连接模块，可以更自然地桥接2D和3D特征图。 •我们使用合成的X射线来学习从2D到3D的映射，并使用CycleGAN在将真实的X射线馈入网络之前将其转换为合成的样式。 因此，尽管我们的网络接受了合成X射线的训练，但仍可以从实际X射线重建CT。 •与其他使用可见光的重建算法[7、9、18]相比，我们基于X射线的方法可以重建表面和内部结构。

结论：

在本文中，我们探索了以端到端方式从双平面2D X射线重建3D CT扫描的可能性。 为了解决这一艰巨的任务，我们在GAN框架中结合了重建损失，投影损失和对抗损失。 此外，还采用了专门设计的生成器网络来将数据尺寸从2D增加到3D。 我们的实验从质和量上证明了双平面X射线在3D重建过程中优于单视图X射线。 为了将来的工作，我们将与医生合作评估重建的CT扫描的临床价值，包括测量主要器官的大小和放射治疗中的剂量规划等。