## Biomedical Data Augmentation Using Generative Adversarial Neural Networks

摘要：

在许多实际应用中，合成逼真的图像是一个具有挑战性的问题[ 15 ]。在许多情况下，提供大量图像至关重要，但是获取图像可能并非易事。例如，在生物医学领域很难获得庞大的图像数据库，但要同时提高算法和医生的技能，就必须严格地获取图像。近年来，文献中提出了新的深度学习模型，称为生成对抗神经网络（GANN）[ 7]，结果证明可以有效地合成多个领域的高质量图像。在这项工作中，我们提出了GANNs在自动生成人脑切片的人工磁共振图像（MRI）方面的新应用。为了评估该方法的有效性，已经对生成的图像进行了定量和基于人的评估。

介绍：

总结：

## Cell Image Segmentation Using Generative Adversarial Networks, Transfer Learning, and Augmentations

摘要：

我们解决了使用卷积神经网络（CNN）从人诱导的多能视网膜色素上皮干细胞（iRPE）的显微镜图像中分割细胞轮廓的问题。我们的目标是通过使用（1）通过生成对抗网络（GAN）的未注释图像，（2）通过转移学习的带注释的生物域外图像以及（3）比较基于CNN的分割的准确性增益有关显微镜成像的先验知识，这些知识映射到少量带注释的图像的几何扩充中。首先，GAN学习单元对象的抽象表示。接下来，将这种无监督的学习表示形式传输到CNN分割模型，然后在少量手动分割的iRPE细胞图像上对其进行微调。第二，通过使用包含语义分割标签的COCO数据集对CNN分割模型的一部分进行预训练来应用迁移学习。然后，使用一小组带注释的iRPE细胞图像将CNN模型适配到iRPE细胞域。第三，将基于几何变换的增强应用于少量带注释的图像。将所有这些用于训练基于CNN的分割模型的方法与在少量注释图像上训练的基准CNN模型进行比较。对于非常少的注释，结果表明，与使用基准U-Net模型获得的准确性相比，采用最佳方法可将准确性提高20％。对于更大的注释数量，这些方法渐近地达到相同的精度。然后，使用一小组带注释的iRPE细胞图像将CNN模型适配到iRPE细胞域。第三，将基于几何变换的增强应用于少量带注释的图像。将所有这些用于训练基于CNN的分割模型的方法与在少量注释图像上训练的基准CNN模型进行比较。对于非常少的注释，结果表明，与使用基准U-Net模型获得的准确性相比，采用最佳方法可将准确性提高20％。对于更大的注释数量，这些方法渐近地达到相同的精度。然后，使用一小组带注释的iRPE细胞图像将CNN模型适配到iRPE细胞域。第三，将基于几何变换的增强应用于少量带注释的图像。将所有这些用于训练基于CNN的分割模型的方法与在少量注释图像上训练的基准CNN模型进行比较。对于非常少的注释，结果表明，与使用基准U-Net模型获得的准确性相比，采用最佳方法可将准确性提高20％。对于更大的注释数量，这些方法渐近地达到相同的精度。将所有这些用于训练基于CNN的分割模型的方法与在少量注释图像上训练的基准CNN模型进行比较。对于非常少的注释，结果表明，与使用基准U-Net模型获得的准确性相比，采用最佳方法可将准确性提高20％。对于更大的注释数量，这些方法渐近地达到相同的精度。将所有这些用于训练基于CNN的分割模型的方法与在少量注释图像上训练的基准CNN模型进行比较。对于非常少的注释，结果表明，与使用基准U-Net模型获得的准确性相比，采用最佳方法可将准确性提高20％。对于更大的注释数量，这些方法渐近地达到相同的精度。

介绍：

干性黄斑变性是视网膜色素上皮（RPE）细胞死亡引起的视杆细胞和视锥细胞损失。与年龄相关的黄斑变性（AMD1）到50岁时会影响50个人中的1个人。最近，开发了一种新型的诱导多能干细胞（iPSC）实验疗法[5]。但是，评估活动的iPSC的功能具有挑战性。传统的评估方法包括检测DNA / RNA表达的检测，免疫标记，电泳凝胶，分泌蛋白或其他因子的评估以及生理学检测。这些测试中的许多测试都是侵入性的（需要裂解或固定细胞），劳动密集型的（需要数小时至数天才能进行测定），昂贵的（ELISA试剂盒和基因阵列）和/或增加污染细胞群体的可能性（放置工具）进入培养区域以测量生理功能）。然而，已经报道了细胞功能与RPE单层的视觉结构之间的相关性[3，24]。根据目视检查，健康的iRPE单层由紧密堆积在一起的细胞组成，随着时间的推移，它们的成熟度与1https：//nei.nih.gov/eyedata/amd 1种细胞色素的量有关。因此，可以基于由明场显微镜成像并转化为吸光度图像的活细胞的图像分析来确定iRPE细胞植入物是否健康。通过从吸收图像中分割细胞边界，每个细胞和每个群体的色素浓度和形状特征的估计可以与植入物功能测试测量相关。分割的准确性可能会对特征驱动的建模和所得出的生物学结论产生重大影响[17]。尽管已经使用涉及边缘检测和形态学操作的经典分割技术对iRPE单层的荧光染色图像进行了分割[19，23]，但由​​于细胞膜不易分辨，因此尚未对活细胞的明场吸收图像进行分割。为了从吸光度图像中自动准确地分割细胞，我们使用了基于卷积神经网络（CNN）的分割方法。这种受监督方法的主要挑战在于，必须决定如何克服要优化的CNN模型中数百万个系数之间的差距以及充分优化模型系数所需的劳动。在本文中，我们比较了三种基本方法，这些方法比手动注释细胞图像所需的劳动力少，例如（1）从未注释的图像构建生成对抗网络（GAN），（2）从已注释的Common执行转移学习上下文中的对象（COCO）[16]数据集，用于具有细胞外显微术域的语义分割，以及（3）由有关成像不变性的先验知识驱动的图像数据增强。在这项工作中未探索的其他方法包括弱和半监督方法[20、15、29]。这项工作提出了六种基于CNN的分割模型的分割精度比较，这些分割模型是通过结合这三种方法并将这些模型应用于吸光度iRPE细胞显微图像而创建的。我们假设少量手动注释可用于完成对基于GAN或基于COCO的转移学习预训练的模型的域适应。此比较研究的基准分割精度来自最常见的方法，在该方法中，仅在带注释的图像上训练模型。本文的其余部分分为四个部分，如下所示：第2部分仅使用一些注释就基于CNN的显微图像分割进行了相关工作，并重点介绍了我们的工作。第3节详细介绍了比较方法，第4节显示了初步评估结果。最后，第5节讨论了结果，第6节总结了这项工作。

总结：

本文介绍了三种方法，六种配置和十次重新训练的36个模型的比较，以了解细分精度趋势。一种方法是基于将编码器-解码器分段网络（U-Net）重构为无监督GAN模型的新方法，以实现具有相同网络元素的表示学习，此后将用于分段。当此方法应用于从人iRPE单层植入物的吸收图像中分割单个细胞轮廓时，显示出了可喜的结果。我们假设TL-GAN的效果不如TL-COCO，因为最终分割网络中只有一半可以从GAN表示中转移出来。相比之下，所有权重都可以从COCO分段预训练中转移。本文中描述的所有方法都可用于改进其他细分任务。哪种方法可以提高精度，取决于预训练模型的一般性和我们的先验知识。通过收集更多无注释的RPE细胞图像，可以改善GAN表示学习的预优化。相比之下，源转移学习数据集（COCO）的大小和内容是固定的，除非投入更多的人工来扩展COCO数据集

## Conditional Generative Adversarial Network- Based Data Augmentation for Enhancement of Iris Recognition Accuracy

摘要：

目前，许多以前的生物识别研究都使用卷积神经网络（CNN），这需要大量的标记训练数据。但是，生物统计数据被认为是重要的个人信息，由于个人隐私问题，很难获得大量数据。用少量数据进行训练是过度拟合和低测试准确性的主要原因。为了解决这个问题，以前的研究已经进行了基于几何变换和图像亮度调整的数据增强。然而，通过这些方法创建的数据与原始数据具有高度相关性，并且不能充分反映个体差异。为了解决此问题，本研究提出了基于条件生成对抗网络（cGAN）的虹膜图像增强，以及使用这种增强方法的提高识别性能的方法。在我们的方法中，通过基于虹膜和瞳孔坐标的任意变化生成的归一化虹膜图像被用作基于cGAN的模型中的输入，以生成虹膜图像。由于cGAN模型的局限性，发现使用眼周区域的数据增强在性能改善方面失败。根据此信息，仅虹膜区域用作cGAN模型的输入。本文使用NICE.II训练数据集（选自UBIRS.v2），MICHE数据库和CASIA-Iris-Distance数据库对本文提出的增强方法进行了测试。结果表明，与现有研究相比，识别性能有所提高。

介绍：

在过去的十年中，深度学习技术在计算机视觉的各个领域（例如图像分类和对象检测）中都取得了出色的性能。张等。提出的双模型学习与多特征选择相结合，通过将手工特征与从卷积神经网络（CNN）提取的多层特征融合在一起，以实现精确的视觉跟踪[69]。在其他研究中，他们提出了使用多模型自适应响应融合的空间注意力视觉跟踪方法[70]。在许多情况下，CNN模型都需要一位副编辑。协调编辑本文的审阅并批准发表的是Michele Nappi。有效地训练大量数据。使用不足数据的训练在训练数据集方面显示出较高的分类性能，但是确实出现了过拟合问题，并且在测试数据集方面分类性能很差。为了解决过度拟合的问题，开发了诸如辍学[1]和批处理规范化[2]的技术。此外，研究人员使用了通过将各种几何变换应用于现有训练数据来创建其他数据的方法。这些方法非常有用。但是，将典型的基于几何变换的数据增强方法应用于小型数据集，而不是像ImageNet [4]这样的大型数据集，不足以解决这些问题，因为它在现有数据中产生的差异非常有限[3]，[5 ]。 122134本作品根据知识共享署名4.0许可获得许可。有关更多信息，请参见http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/ 2019年第7卷MB Lee等：基于cGAN的数据增强以增强虹膜识别精度因此，需要新的方法来解决数据短缺问题。生物识别技术随着模式识别研究的发展而发展。此外，正在开展将深度学习技术应用于生物识别的研究[6]，[7]。但是，深度学习技术需要用于训练的较大数据集，并且在数据包含用于生物识别的单个虹膜图像的情况下，数据集非常小。由于这个问题，很难充分训练深度学习模型。为了解决此问题，本研究提出了基于条件生成对抗网络（cGAN）的虹膜图像增强，以及使用这种增强方法的提高识别性能的方法。在我们的方法中，通过基于虹膜和瞳孔坐标的任意变化生成的归一化虹膜图像被用作基于cGAN的模型中的输入，以生成虹膜图像。由于cGAN模型的局限性，发现使用眼周区域的数据增强在性能改善方面失败。根据此信息，仅虹膜区域用作cGAN模型的输入。本文的组织如下。第二节描述了现有的虹膜识别研究，第三节描述了这项研究的贡献。第四节介绍了这项研究提出的基于cGAN的虹膜数据增强以及使用这种增强方法的虹膜识别方法。第五节介绍了实验结果并进行了分析，第六节介绍了本文的结论。

总结：

这项研究提出了一种新的虹膜识别方法，该方法利用pix2pix GAN模型生成的训练数据对CNN网络进行训练，然后进行识别。调节虹膜和瞳孔坐标以标准化虹膜图像，并将这些图像作为训练数据集输入pix2pix GAN中，该图像具有cGAN结构以便执行训练。再次将训练数据集作为测试数据集输入到pix2pix GAN的训练有素的生成器中，并进行数据扩充。将生成器创建的增强数据集和基于几何变换的方法生成的增强数据进行组合，以训练使用虹膜区域作为输入的CNN网络。使用由现有的基于几何变换的方法生成的增强数据来训练使用眼周区域作为输入的两个CNN网络。基于每个CNN获得的三对特征，使用SVM在3个距离上执行得分级别融合，并执行真实和冒名顶替者匹配。使用NICE.II训练数据集，MICHE数据库和CASIA-Iris-Distance数据库，并通过双重交叉验证方法测量性能。结果表明，本研究提出的方法比以前的研究具有更高的性能。此外，在台式计算机和NVIDIA Jetson TX2嵌入式系统上测量了所提出算法的处理速度，结果证实了能够进行高速处理的能力。在未来的工作中，我们计划研究减少与冒名顶替者相关的错误的方法，这种错误发生在虹膜模式不清晰且对眼周区域的依赖性很高的环境中。此外，我们计划研究可通过多种基于GAN的方法来减少输入图像中各种噪声并提高识别性能的方法。

## CT-realistic data augmentation using generative adversarial network for robust lymph node segmentation

摘要：

作为医学成像分析中的一项重要任务，近年来，计算机断层扫描（CT）扫描自动淋巴结分割已经得到了很好的研究，但是由于缺乏足够标记的训练数据，它仍然非常具有挑战性。手动注释大量淋巴结节段既昂贵又耗时。因此，可以将数据扩充视为丰富数据的替代方法。但是，大多数传统的扩充方法都使用仿射变换的组合来操纵数据，这不能增加数据上下文信息的多样性。为了缓解这个问题，本文提出了一种基于生成对抗网络（GAN）的数据增强方法，可以从定制的淋巴结遮罩中合成大量CT逼真的图像。在这项工作中，使用了pix2pix GAN模型，因为它具有强大的图像生成能力，可以从CT扫描中了解淋巴结及其周围组织的结构和背景信息。借助这些附加的增强图像，可以学习用于淋巴结分割的强大的U-Net模型。在NIH淋巴结数据集上进行的实验结果表明，所提出的数据增强方法可以生成逼真的CT图像，并且使用其他增强数据（例如：骰子得分提高了约2.2％（从80.3％增至82.5％）。

介绍：

总结

## Data Augmentation for X-Ray Prohibited Item Images Using Generative Adversarial Networks

摘要：

自动识别违禁物品对于智能X射线行李安检具有重要意义。卷积神经网络（CNN）在大训练数据的支持下，已经被证明是能够可靠地检测图像中预期对象的强大模型。因此，建立可靠地工作在违禁物品检测上的特定CNN模型也需要大量带标签的物品图像数据。不幸的是，当前的X射线行李图像数据库的数量和多样性不足以进行CNN模型训练。在本文中，我们提出了一种使用生成对抗网络（GAN）的X射线禁止物品数据增强的新方法。首先使用K近邻消光方案从X射线行李图像中提取违禁物品。然后，使用空间直角坐标系估计获得的项目图像的姿势，并将其分类为四个或八个类别以构建训练数据库。为了可靠地生成现实样本，使用弗雷歇特起始距离得分对不同的GAN模型进行了评估，并报告了在X射线禁止物品图像生成中处理GAN训练的一些重要技巧。最后，为了验证所生成的图像是否属于其对应的类别，实现了基于CNN模型的交叉验证方案。实验结果表明，大多数生成的图像可以通过CNN模型正确分类。这意味着所生成的禁止物品图像可以用作扩展样本以增强X射线图像数据库。

介绍：

几乎每个车站/机场都广泛安装了X射线安全行李检查系统，以确保公共交通安全[1]。但是手动检测的可靠性在实际情况中是不希望的。对于行李筛查员来说，检测违禁物品通常非常费力且乏味，以至于在实践中不可避免地会丢失一些危险物品[2]。特别是在高峰时段，乘客通常要花费大量时间等待排队的安全检查。因此，可靠的自动禁止物品检测系统有利于加快筛选过程并提高威胁检测的准确性[3]。先前的研究主要基于视觉单词袋模型（BoVW）[4] – [5] [6]。最近，卷积神经网络（CNN）方法[7] – [8] [9] [10]在违禁物品检测中引起了越来越多的关注。在[11]和[12]中，将支持向量机（SVM）和CNN结合在一起以进行X射线行李图像分类和检测。徐等。 [13]提出了一种基于注意力的CNN模型，用于检测X射线图像中的违禁物品。当然，具有足够图像样本的大型数据库对于训练上述深层模型必不可少。不幸的是，尽管GDXray [14]（一种灰色X射线图像数据库）已用于禁止物品检测中的性能评估，但尚未报告出适合训练CNN模型的理想X射线图像数据库。由于不同的材料在X射线成像过程中会呈现不同的颜色，因此大型X射线彩色图像数据库对于处理有关禁用物品检测的物理问题当然很重要。通常，很难收集到足够的X射线图像，其中包含姿势和比例有很大变化的违禁物品。训练图像的不足实际上导致了开发适用于违禁物品检测的可靠的基于深度的方法的巨大困难。通过平移和旋转图像样本来增强图像数据库是不可取的，因为无法通过这些方式有效地丰富有价值的信息[15]。在某些情况下，基于预训练模型训练CNN模型可以稍微提高目标检测性能。但是，并非总是可以使用合适的预训练模型来进行这种转移学习。最近，对抗性生成网络（GAN）[16]在数据生成方面取得了长足的进步。基于GAN的方法的成就还表明，可以成功地成功生成高质量的图像[17] – [18] [19] [20] [21]。例如，具有梯度罚分的Wasserstein GAN（WGAN-GP）[22]，[23]，渐进生长GAN（PGGAN）[24]，频谱归一化GAN（SNGAN）[25]和自注意力GAN（SAGAN）[26所有这些都可以生成具有高分辨率和丰富多样性的图像。因此，当数据库的样本数不足时，基于GAN的方案在数据扩充中令人鼓舞地可行[15]，[27]，[28]。对于生成具有高质量和姿势变化的X射线禁止物品图像的任务，由于我们的自制X射线图像数据库没有足够的样本，因此训练上述GAN模型也很困难。另外，行李中的物品被随机放置并紧紧包装，这使得它们在成像中的外观多样化。图1显示了手枪，刀片和剪刀的一些图像。禁止使用的物品的姿势是随机的，在X射线成像期间背景有时会混乱。这种行李成像环境不利于GAN了解所有对象的某些共同特征。图1.一些X射线禁止的物品图像。查看全部在本文中，我们提出了一种数据增强方法，用于使用基于GAN的方法丰富X射线禁止物品图像。首先，通过K最近邻（KNN）消光方案[29]从收集的X射线安全图像中提取包含禁止项目的前景。考虑到成像中禁止物品姿势的巨大变化，使用空间直角坐标系估计所有提取前景的姿势，并将其分为4类或8类。接下来，我们设计一个改进的GAN模型以生成逼真的图像。此处，Frechet起始距离（FID）[30]用于最佳GAN模型选择。然后，使用所提出的方法生成分别对应于10个不同的禁止物品类别的许多新图像。最后，为了验证生成的图像是否属于其对应的类别，基于简单的CNN模型，选择了上万张质量良好的图像进行交叉验证。因此，可以将生成的与其相似的原始图像相似的图像作为新样本添加到数据库中。这无疑对CNN模型训练很有帮助。本文的其余部分安排如下。在第2节中，我们介绍了收集的X射线禁止物品图像并介绍了图像预处理方法。第3节详细介绍了

总结：

在本文中，提出了一种基于GAN的方法来生成X射线禁止物品的图像。经过前景提取和姿势分类后，设计了GAN模型以生成许多具有不同项目姿势的新逼真的图像。 FID分数用于评估GAN的性能。我们讨论了生成图像的质量和多样性，并提供了一些在X射线禁忌物品图像生成中处理GAN训练的技巧。最后，交叉验证实验验证了大多数生成的图像是真实的并且适合数据库扩展。并且我们还验证了这些生成的图像对于提高分类精度很有用。生成的图像可用于训练模型并将X射线安全图像与多个对象合成。合成的安全X射线图像对于禁止物品识别算法的性能评估具有重要意义。我们的工作有效地实现了X射线禁忌物品图像数据库的数据扩充。

## Enhancing Radiomic Features of CT Images using Generative Adversarial Network with Alternative Improvement.

摘要：

介绍：

结论：

## Generative Adversarial Networks as an Advanced Data Augmentation Technique for MRI Data

摘要：

本文提出了一种通过使用生成对抗网络作品进行数据扩充的新方法。 传统的增强策略受到严重限制，尤其是在图像跟随的任务中严格的标准，例如医疗数据集。 在ADNI数据集上进行的实验证明，基于验证，基于GAN的增强大大优于传统方法保持测试集的准确性和模型的泛化能力。 尽管传统的数据增强似乎并没有以任何方式帮助分类过程，但是通过添加基于GAN的增强可以增加精度达到11.68％。 此外，通过将传统与基于GAN的增强相结合方案，甚至可以达到更高的精度。

介绍：

在过去的几年中，计算机视觉领域得到了迅速发展，特别是通过涉及深度学习的技术。 出现了一种趋势，实现最先进性能的模型变得越来越深，越来越复杂。 一种解释可能是，每个新的深度神经网络都必须通过的最重要基准是年度ImageNet大规模视觉识别挑战赛（ILVRC）（Russakovsky等人，2015年），这要求对模型进行训练。 单独的大型数据集（即数百万个图像）。 但是，应对这种挑战的性能并不总是能很好地转化为现实世界的应用程序，因为它们很少包含如此大的数据集。在数据不足的情况下训练深度模型通常会导致拟合过度，因为高容量的模型能够“记忆”训练集。已显示出多种方法可以缓解此问题，但没有一种方法可以有效地被单独使用。这些技术可以分为两大类：旨在限制模型容量（例如，辍学，参数范数惩罚）的正则化技术和试图增加数据集大小的数据扩充技术（Kukacka等，2018）。实际上，大多数模型都受益于这些技术的多样性。这项研究主要集中在后一类。事实证明，数据增强是非常有效的，并且在深度学习领域中被普遍采用。 （Ciresan等人，2010），（Vasconcelos和Vasconcelos，2017）。实际上，它是如此有效，甚至在涉及大量数据的任务中也被使用（Wu等人，2015）。最常见的增强形式包括水平和垂直翻转，仿射变换（例如缩放，平移，旋转），亮度/对比度调整和滤镜应用（例如模糊，锐化）。此类转换的目的是获得一个包含与原始语义信息相同的新图像。增强无疑可以帮助神经网络更有效地学习和推广，但它也有其缺点。在大多数情况下，增强技术仅限于图像上的细微变化，因为更多的“繁琐”增强可能会损坏图像的语义内容。此外，一个人可以使用的扩充形式因问题而异，这使得它们的应用是临时的和经验性的。例如，医学图像必须遵循严格的标准进行适度增强（即图像居中，图像之间的方向和强度几乎没有变化，并且它们在后期集会/水平方向上不对称很多次）（Hussain等人，2017年） ）。最后，扩增技术一次应用于一幅图像，因此无法从其余数据集中收集任何信息。本文提出了一种新颖的技术，该技术可以克服上述局限性，并能够使用从头开始生成的逼真的，高质量的图像来增强任何给定的数据集。

生成对抗网络（GANs）（Good家伙等人，2014）是无监督神经网络家族，最常用于图像生成。每个GAN由两个网络组成：生成器和鉴别器，它们在两人minimax游戏中相互竞争。这些模型已被证明能够创建逼真的图像，并将作为本研究的基础。

总结：

本文提出了一种利用生成对抗网络进行数据扩增的新方法。它涉及为原始数据集的每个分类训练GAN，然后使用它来生成许多合成图像。

与传统的增强方案相比，使用强大的生成模型来生成图像具有许多优势。最重要的是所产生图像的质量和

超越原始数据集的范围进行泛化以产生新的模式。所提出的技术在图像遵循非常严格格式的低方差数据集中特别有用。

为了研究这种增强策略的影响，我们进行了实验。首先，在大型数据集上训练CNN架构，以形成基线（I）。之后，使用传统（II）和建议的GAN增强技术（III）训练了相同的模型。最后，检查了在同一数据集上两种形式的扩充的使用（IV）。在来自ADNI数据集的MR图像上训练模型，以对来自NC受试者的AD患者进行分类。

使用建议的GAN扩增方法（III）训练的模型在很大程度上优于传统方法（II）。实际上，由于图像的性质，传统技术在基线上没有提供任何改进

实验（一）。最终的实验结合了两种形式的增强（IV），其效果优于其余两种，表明虽然传统增强无法独自发挥作用，但可以与GAN增强很好地协同工作。

由于当前实验的成功，可以产生多个未来的研究方向。一个明显的选择是尝试使用不同的体系结构，以在WGAN-GP框架内通过利用功能更强大的鉴别器，或者使用一种新的，更复杂的框架来进一步改善数据质量。改善了实验性能，例如（Odena等人，2016）的Auxi图书馆分类器GANs（Karras等人，2017）的渐进式GANs。

一个不同的研究方向是使用GAN作为一种提高不平衡数据集性能的方法。代替丢弃多余的数据或重复相同的图像，可以在人口最少的类别上训练GAN，然后生成综合数据。如果接受正确的培训，性能可能会得到不小的提升。

## Learning Data Augmentation for Brain Tumor Segmentation with Coarse-to-Fine Generative Adversarial Networks

摘要：

人们普遍认为，成功地训练深度神经网络需要许多带注释的训练样本，这些样本通常很昂贵且难以获得，尤其是在生物医学成像领域。尽管研究人员通常很容易使用数据增强来扩展训练集的大小，但是使用传统的数据增强技术构造和生成能够向网络传授所需不变性和鲁棒性的通用增强数据在实践中具有挑战性。在本文中，我们提出了一种新颖的自动数据扩充方法，该方法使用生成的对抗网络来学习扩充，从而使基于机器学习的方法能够更有效地学习可用的带注释的样本。该体系结构由粗略到精细的生成器组成，以捕获训练集的流形并生成通用的增强数据。在我们的实验中，我们展示了我们的方法在磁共振成像（MRI）图像上的功效，与传统的增强方法相比，BRATS15 Challenge数据集的Dice系数提高了3.5％。同样，我们提出的方法成功地增强了常见的细分网络，以达到BRATS15挑战赛的最新性能。

介绍：

从医学图像准确分割脑肿瘤是临床诊断，评估和后续治疗的关键步骤。当前，达到最新结果的自动分割方法经常使用深度学习方法。现代深度学习模型通常包含数百万个参数，而学习这些参数需要大量带注释的数据集，以避免过度拟合训练集。但是，由于在医学成像中常常会限制带注释的训练数据集的数量，因此使该问题具有挑战性。

奥马因有两个原因。首先，对于专家而言，准确地描绘像素级脑肿瘤区域既费时又昂贵。其次，人工标记还存在严重的评分者内部和评分者之间的不一致[5]。第三，存在多种形式和成像方案，因此为一项研究生成的训练集很难在实践中转移至另一项研究。为了解决这些问题，我们提出了一种基于网络的脑肿瘤分割的自动数据增强方法。具体来说，我们提出并评估一种用于增强高级别（HG）和低级别（LG）胶质瘤患者的多模式脑MRI图像的方法，其中通用的增强数据使基于网络的方法能够更有效地学习可用的带注释的数据集。实验结果表明，与传统的数据扩充方法相比，该方法有效地提高了基于网络的方法的分割精度。与传统的增强方法相比，它在BRATS15挑战数据集上实现了3.5％的骰子系数改进

总结：

在本文中，我们提出了一种新颖的，基于网络的自动和基于数据的脑肿瘤MR图像分割方法。 主要的贡献是，我们提出了一种扩展训练数据的通用方法，该方法能够向基于网络的方法教授分割任务所需的不变性和鲁棒性。 我们已经表明，在GAN中提出的从粗到精的框架和边界损失函数可改善增强的数据和分割质量。 我们还表明，我们的方法可以在推理时以相对较低的计算成本来提升通用分割网络的性能，以达到最新的多尺度深度网络的性能，并且其性能优于传统的扩充方法。

## 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。

总结：

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。