

生成对抗网络及其在神经影像应用中的研究进展

康文杰, 林 岚*, 孙 坤, 吴水才

(北京工业大学生命科学与生物工程学院智能化生理测量与临床转化北京市国际科研合作基地, 北京 100124)

[摘要] 介绍了生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)的基本模型和改进模型, 综述了 GAN 在图像增强、跨模态生成、图像重建、图像分割、图像分类、目标检测等神经影像领域的应用, 分析了 GAN 在神经影像领域应用中的优势和存在的问题, 指出了 GAN 在神经影像领域的研究前景和未来的发展方向。

[关键词] 深度学习; 无监督学习; 生成对抗网络; 神经影像; 生成模型; 判别模型

[中国图书资料分类号] R318; R445.2 [文献标志码] A [文章编号] 1003-8868(2020)09-0087-08

DOI: 10.19745/j.1003-8868.2020213

Research progress of generative adversarial networks and their application in neuroimaging

KANG Wen-jie, LIN Lan*, SUN Shen, WU Shui-cai

(Intelligent Physiological Measurement and Clinical Translation, Beijing International Base for Scientific and Technological Cooperation, College of Life Science and Bioengineering of Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract The basic model and improved model of generative adversarial networks (GAN) were introduced. The application of GAN were summarized in neuroimaging fields such as image augmentation, cross-modal generation, image reconstruction, image segmentation, image classification, target detection and etc. The advantages and problems of GAN in neuroimaging application were analyzed, and the research prospects and future directions of GAN in neuroimaging were pointed out. [Chinese Medical Equipment Journal, 2020, 41(9): 87-93, 108]

Key words deep learning; unsupervised learning; generative adversarial networks; neuroimaging; generative model; discriminative model

0 引言

由于具有平移不变性, 并且可以通过学习算法将原始数据逐层抽象为任务所需的特征表达^[1], 卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)近年来在图像分割、图像分类、信号处理等领域取得了巨大成功^[2-6]。CNN 是一种判别模型, 其本质是通过有监督学习将样本的特征向量映射成对应的任务标签。但是它的一项关键限制因素是模型高度依赖于大量带注释的训练数据。

与 CNN 的判别模型方法相对应, 生成式模型一般基于大量的先验知识去对真实世界进行建模, 从

统计的角度表示数据的分布。Goodfellow 等^[7]于 2014 年提出了生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)的概念。GAN 作为一种新的深度神经网络模型, 具有无需显式建立概率密度函数模型即可生成数据的能力及比传统机器学习算法更强大的特征学习和表达能力。GAN 被分成 G 网络与 D 网络 2 个部分, 基于博弈的思想同时训练, 令其相互对抗, 整个优化过程就是一个极小极大的博弈问题。 G 网络尽可能生成逼真样本, D 网络则尽可能去判别输入样本是真实样本还是生成样本。最终 G 网络生成与真实数据逼近的样本, 而 D 网络无法有效区分数据来源于真实还是生成。与其他生成式模型相比, GAN 与人类大脑学习事物特征的方式近似, 并且可以发现数据的高维潜在分布, 在特征提取方面具有明显优势^[8]。

在神经影像的分析中, 放射科医生需要对数据和具体任务有深入认识才可以对数据进行注释^[9]。神

基金项目: 国家自然科学基金项目(81971683), 北京市自然科学基金-海淀原始创新联合基金项目(L182010), 北京市教委科技计划一般项目(KM201810005033)

作者简介: 康文杰(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习在生物医学工程领域的应用, E-mail: S201915701@emails.bjut.edu.cn。

通信作者: 林 岚, E-mail: lanlin@bjut.edu.cn

神经影像的标注一般耗时长。大多数数据集规模有限, 同时由于某些疾病的罕见性, 不少数据集存在严重的类不平衡现象。GAN 可以生成有意义的样本, 增广现有的数据集, 已成为解决上述问题的一种有效手段^[10]。

本文首先对 GAN 基本模型的原理以及多种典型的 GAN 改进模型进行介绍; 其次, 阐述 GAN 在神经影像处理和分析方面的一些主要应用, 包括图像增广、跨模态生成、图像重建、图像分割、图像分类和目标检测^[11-13]; 最后, 讨论 GAN 在神经影像分析方面存在的问题和改进的方向, 并对未来研究方向进行展望。

1 GAN 基本模型

GAN 模型包含 G 和 D 2 个部分。 G 生成数据, 并使得这个数据看上去是来自训练样本; D 判断数据是来自生成器还是真实训练样本。对于给定的随机变量输入 z , G 得到的结果为与训练样本同分布的 $G(z)$, 目标是使 D 混淆训练数据与 $G(z)$ 。而 D 的目的是使真实的训练数据 x 作为输入时输出最大化, 生成器输出 $G(z)$ 作为输入时输出最小化。其目标函数定义为

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式中 $P_{\text{data}}(x)$ 为真实数据的分布, $P_z(z)$ 为噪声的分布; $V(G, D)$ 表示 P_{data} 与 P_z 之间的差异; $E_{x \sim P_{\text{data}}(x)}$ 和 $E_{z \sim P_z(z)}$ 为真实数据 data 和噪声数据 z 的数学期望。

D 得到的结果 $D(x)$ 为所有样本中来自真实数据的概率。当 G 与 D 达到纳什均衡时, G 能够生成与训练数据相似度极高的样本, D 无法以高可信度分辨出生成数据和训练数据, 此时 $P_z = P_{\text{data}}$, $D(x)$ 的输出趋近于二分之一, $V(G, D)$ 取得极大值^[7]。

与传统深度学习模型相比, GAN 模型结构更简单, 先验假设很少, 基本可以拟合所有分布^[13]。与其他生成模型相比, GAN 中的 G 不需要直接用样本来更新, 而是通过反向传播算法更新参数。

2 改进的 GAN 模型

当然, GAN 的初始模型也具有一定的局限性。首先, 它并没有涉及如何达到纳什均衡的方法, 训练过程的稳定性和收敛性难以保证, 容易发生训练不稳定、梯度消失、模式崩塌, 进而出现无法继续训练的情况。其次, GAN 模型没有显式表示, 而是由一些参数控制, 可解释性差。最后, D 必须与 G 同步训练。而且 GAN 模型很难去学习离散形式的数据。针对

GAN 初始模型中存在的问题, 研究者们提出了一些衍生模型(如图 1 所示)^[14-21]。

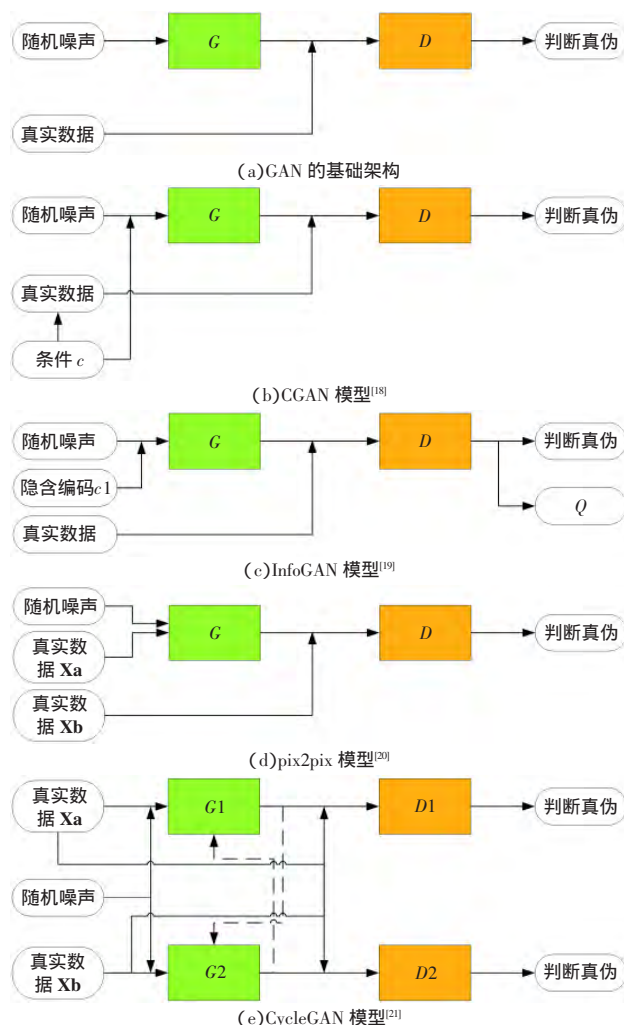


图 1 GAN 基础架构及改进的 GAN 模型

图 1(a)为 GAN 的基础架构。其中 G 的输入为随机噪声, D 判断数据是来自真实数据还是 G 的输出。 D 输出一个概率, 表示输出是真实数据的概率, 以此衡量 D 、 G 的性能并反向调节 D 、 G 。

Radford 等^[14]于 2015 年将 CNN 与 GAN 结合起来, 提出了深度卷积对抗网络(deep convolution generative adversarial networks, DCGAN)。使用 CNN 来替代传统 GAN 中的多层感知器结构, 从网络拓扑结构上对 GAN 进行了改进。GAN 采用交叉熵(JS 散度)作为目标函数, 不适合衡量具有不相交部分的分布之间的距离, 并且无法指示训练进程。开始的对抗阶段可能一直生成随机噪声, 最后收敛的结果也很可能只生成少量类别的大量重复图像。Arjovsky 等^[15]提出 WGAN(Wasserstein generative adversarial networks), 改进了损失函数, 使用 Wasserstein 距离(又称为 Earthmover 距离)对真实样本和生成样本之间的距离进

行度量,理论上解决了梯度消失和训练不稳定的问题。数学理论和具体工程实现是存在区别的,使用 Wasserstein 距离需要满足很强的 Lipschitz 连续性条件。WGAN-GP(Wasserstein generative adversarial networks-gradient penalty)^[17]使用梯度惩罚改进了连续性限制的条件,使 GAN 的训练过程更稳定。

当数据集中图像内容复杂、规模较大时,使用简单 GAN 很难控制生成的结果。Mirza 等^[18]于 2014 年提出了条件式生成对抗网络(conditional generative adversarial networks, CGAN),如图 1(b)所示。CGAN 对标准的 GAN 附加了约束,在模型中引入了额外信息 c 作为条件,用于指导样本的生成。这里 c 可以是类别标签、图像特征、文本描述等。相较于传统的无监督 GAN,CGAN 是一种有监督的 GAN。信息最大化生成对抗网络(information maximizing generative adversarial networks, InfoGAN)^[19]通过设定输入生成器的隐含编码来控制生成数据的特征,如图 1(c)所示。InfoGAN 中 G 的输入包含两部分:随机噪声 z 和可解释隐含编码 c_1 。其中 c_1 可以有多个变量,用来代表生成数据的不同特征,作为超参数控制图像的生成。要使隐含编码 c_1 表示生成样本某一方面的特征,需要使 c_1 和生成样本具有尽可能多的互信息。InfoGAN 通过最大化生成的图像与输入编码 c_1 之间的互信息训练模型控制图像的生成。

GAN 还可以被用于实现 2 个领域匹配图像的转换。pix2pix 是 Isola 等提出的第一个通用的基于 GAN 的图像到图像的转换框架^[20],如图 1(d)所示。通过使用 CGAN,不需要针对不同图像转换问题设计不同的损失函数。 X_a 与 X_b 为 2 个不同风格的数据集,在神经影像中通常为不同模态的神经影像(如 MRI、CT 图像等)。 X_a 域的数据作为条件输入到 G 中, G 输出生成的 X_b 域图像, D 判别图像是来自 G 还是 X_b 域。pix2pix 可以实现 2 个图像域间的转换,但训练图像必须成对。CycleGAN(cycle-consistent generative adversarial networks)^[21]使用循环一致性损失约束图像的生成,可以在 2 组未配对的样本之间进行转换[如图 1(e)所示]。其中 G_1 输出生成的 X_b 域的图像并输入给 G_2 , G_2 输出生成的 X_a 域的图像并输入给 G_1 。 D_1 判断图像是否来自 X_b 域, D_2 判断图像是否来自 X_a 域。CycleGAN 只需要包含 2 种不同风格的训练数据集,但生成图像的质量不高。

3 GAN 在神经影像中的应用

神经影像学技术为评估大脑的结构、功能、神经

化学过程以及交互作用提供了一个独特的机会,对理解神经系统疾病的病理机制具有重要作用^[22]。GAN 在神经影像中的应用一般围绕 2 个方向:一个方向围绕 G 展开,学习神经影像的基础特征结构,并生成新图像;另一个方向围绕 D 展开,对神经影像中的差异进行判别。以下将从神经影像中的具体应用出发,就图像增广、跨模态生成、图像重建、图像分割、图像分类、目标检测等多个领域综述 GAN 的研究现状。

3.1 图像增广

CNN 的训练过程中往往需要对训练样本进行增广处理来丰富数据集,具体方法包括缩放、旋转、翻转、平移和弹性变形等。然而,这些变换所生成的图像局限于原有的影像模态,不能为特定病理位置的形状、位置和外观的变化提供足够变异性。GAN 为神经影像的数据增广提供了一种新的解决方案。

Bermudez 等^[23]使用 DCGAN,通过对 528 例二维轴向 T_1 加权脑 MRI 切片中特征的学习,实现了 T_1 影像的无监督生成。且生成图像具有较高的峰值信噪比,图像质量得分与真实 MRI 图像相当。Bowles 等^[24]使用基于渐进增长训练的 PGGAN(progressive growing of GANs)生成与脑 CT 图像近似的生成样本(如图 2 所示),有效地增广了 CT 训练数据。语义分割网络分割结果显示,基于 PGGAN 的数据增广能有效提高图像分割精度。Bowles 等^[25]采用 WGAN 生成脑 MRI 图像,应用重赋权法有效减少了生成图像中的错误。生成的脑 MRI 图像中包含关键阿尔茨海默病(Alzheimer's disease, AD)特征(如高度萎缩的脑皮层和海马体),可以用于模拟 AD 的发生和发展过程。

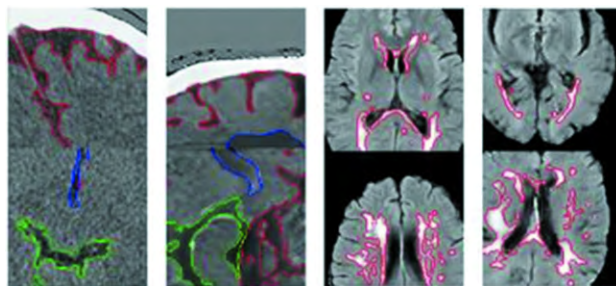


图 2 使用 PGGAN 在真实和生成图像中检测脑脊液和白质高信号^[24]
注:(a)、(b)中红色为脑皮质脑脊液,绿色为脑干脑脊液,蓝色为脑室脑脊液;(c)、(d)中白色部分为白质高信号。

图 2 使用 PGGAN 在真实和生成图像中检测脑脊液和白质高信号^[24]

在图像增广过程中加入一定约束条件,可以更好地控制图像生成。Mok 等^[26]提出了基于 CGAN 的 CBGAN(coarse-to-fine boundary-aware generative ad-

versarial networks)。该模型的 G 分为粗生成器和细生成器, 粗生成器生成图像的基本形状和纹理, 细生成器生成图像的细节。整个模型由粗到精生成带有肿瘤的脑 MRI 图像。另外, 在生成器框架中加入边界感知模块, 使生成的图像中肿瘤边界更清晰。基于该模型增广后的数据集在脑肿瘤图像分割任务中 Dice 系数提高了 3.5%。

Sun 等^[27]基于 CycleGAN 提出了 ANT-GAN (abnormal-to-normal translation generative adversarial network)。一方面, 该模型在不需配对训练数据的情况下, 可基于包含脑病灶的 MRI 图像生成健康的脑 MRI 图像, 去除图像中的病变区域。另一方面, 该模型也可以生成与健康脑 MRI 图像相对应的高逼真含病灶图像, 用于数据增广。

3.2 跨模态生成

神经影像包含多种影像模态, 不同的影像模态有不同的医学或生物应用领域。跨模态生成(从一种影像模态到另一种影像模态)可以降低采集成本, 促进多模态融合。在 CycleGAN 中, 由于输入图像和生成图像之间缺乏直接的约束, 无法保证结构上的一致性。Yang 等^[28]改进了 CycleGAN, 定义了一个基于邻域描述符的结构一致性损失, 与对抗损失和循环一致性损失共同约束图像的生成。该模型实现了从脑 MRI 图像到 CT 图像的跨模态生成。训练结果显示, 未配对图像的训练结果与成对图像训练结果相近, 生成图像的质量优于传统 CycleGAN。Welander 等^[29]使用 UNIT (unsupervised image-to-image translation)^[30]和 CycleGAN 2 个交叉模态合成框架, 实现了脑 MRI 图像的 T_1 加权与 T_2 加权 2 种模态间的转换。通过对平均绝对误差、峰值信噪比、平均互信息等进行定量评估, 发现这 2 种框架在 T_1 加权和 T_2 加权 2 种模态中的转换效果近似。该研究还发现具有更优视觉真实感的生成图像不一定具有更好的量化误差。

多模态神经影像融合可以弥补单模态影像中存在的信息不足等缺陷, 提高疾病诊断准确率。高媛等^[31]提出了一种基于 GAN 的生成对抗残差网络 (residual generative adversarial network, Res-GAN) 用于脑部 CT/MRI 和 MRI/SPECT 图像的融合。残差网络 (residual network, ResNet) 通过在原始的卷积层上增加跳跃连接支路构成基本残差块, 改善了网络深度带来的梯度消失和网络退化的问题。效果对比图和客观指标结果显示, 该方法对 CT/MRI 和 MRI/

SPECT 的融合结果较好地保留了原图像的轮廓以及细节信息。

3.3 图像重建

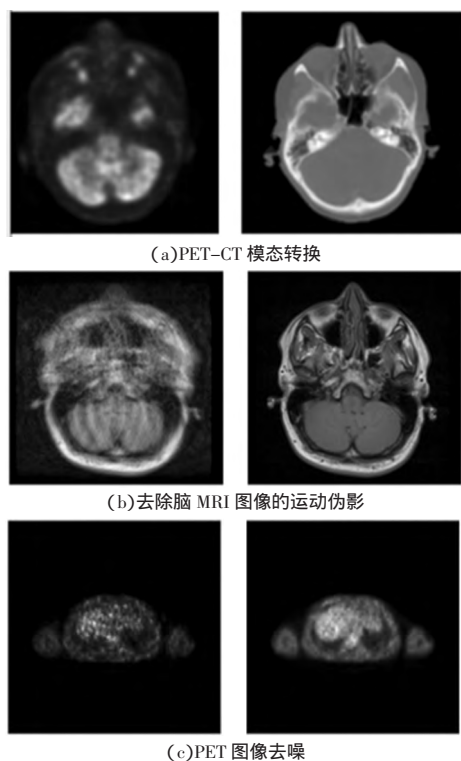
由于临床环境的限制, 如辐射剂量或患者的舒适度, 很多时候医疗机构需要采集低分辨率、低放射剂量的图像。基于 GAN 的高分辨率或高放射剂量的图像重建为临床应用和定量分析提供了重要的信息。Chen 等^[32]提出了一种 mDCSRN (multi-level densely connected super-resolution networks), 与 WGAN-GP 结合, 实现了低分辨率 MRI 对高分辨率 MRI 的重建。Quan 等^[33]提出 RefineGAN, 将全残差卷积自编码器和 GAN 结合, 实现了脑部压缩感知的 MRI 图像的重建。在保证图像域数据保真度的同时, 在 MRI 重建中使用原始 k 空间数据, 保证了频域数据的保真度。RefineGAN 在几个开源 MRI 数据库上的评估结果表明, 在运行时间和重建图像质量方面都优于其他的压缩感知的 MRI 图像重建方法。

Armanious 等^[34]提出了 MedGAN (medical image translation using GANs), 将对抗性框架与非对抗性损失结合, 实现了去除脑 MRI 图像的运动伪影、PET 图像去噪和脑 PET-CT 模态转换 (如图 3 所示)。MedGAN 框架包括 1 个基于 CasNet 的 G 、1 个 D 和 1 个预先训练好的特征提取器。其中特征提取器通过感知相似性损失和风格转换损失匹配 G 重建图像的风格、结构和内容。放射科医生的评价和定量分析表明, MedGAN 的重建效果优于 pix2pix 等其他模型。

3.4 图像分割

神经影像分割是神经影像分析中的一个重要领域, 是诊断、监测和治疗的必要手段, 其目标是对神经影像的内容进行类别划分。Kamnitsas 等^[35]提出了一种基于 DCGAN 的脑 MRI 图像分割框架, 该框架通过对抗性网络学习到样本的域不变特征 (不同的扫描仪、成像协议、分辨率、模态), 其中分割器采用三维多尺度 CNN 对脑 MRI 图像中的创伤性脑损伤区域进行分割。实验结果表明, 该算法在无监督的情况下可获得接近有监督的性能。

Xue 等^[36]提出了 SegAN 用于脑 MRI 图像中的肿瘤分割。该模型包含 2 个子网络 Segmentor 和 Critic, 对应于传统 GAN 中的 G 和 D 。Segmentor 输出分割图像, Critic 通过反向梯度传播优化分割图像的生成。该模型通过最小化多尺度 $L1$ 损失函数获取图像的全局/局部特征和不同区域的像素间的空间关系。采用多尺度损失的生成对抗模型相比于采用单一尺



注: 左图为输入图像, 右图为目标图像。

图3 MedGAN^[34]应用于医学图像重建

度损失和 Softmax 损失的生成对抗模型具有更高的分割精度和灵敏度。

海马亚区体积小、形态复杂, 对其进行分割是一项具有挑战性的工作。Shi 等^[37]基于 DCGAN 提出了一种海马体区域分割方法, 其中生成器采用基于 U-Net 的 UG-Net 结构。实验结果表明, 该算法对海马体区域中较大和较小子域的分割效果均好于其他算法(CNN、UG-Net 等)。

3.5 图像分类

当 GAN 的网络达到纳什平衡时, D 就是一个很好的神经影像特征提取器, 可进一步用于图像的分类^[38-39]。

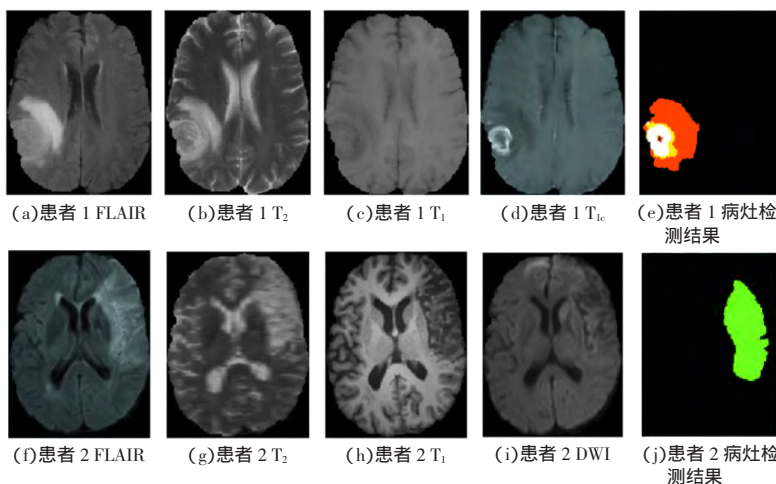
Ghassemi 等^[40]提出了一种基于 DCGAN 的 MRI 图像中脑肿瘤的分类算法。将 CNN 在不同的脑 MRI 图像数据集上作为 GAN 中的 D 进行预训练, 替换全连接层。在 GAN 中加入了数据扩充和 dropout 技术, 有效避免了过拟合现象。 D 中的最后一层采用 SoftMax 层, 在不同的 MRI 图像数据集上区分 3 个脑肿瘤类别(脑膜瘤、胶质瘤、垂体瘤)。交叉验证结果表明, 对 D 进行预训练可有效提高脑肿瘤分类

的准确性。Cohen 等^[41]将 CycleGAN 应用于健康与含病灶的脑图像之间的分类。实验结果显示, 相比其他模型, GAN 可以生成更高质量的图像, 但是在健康/含病灶图像的分类任务上 GAN 的输出会存在一些错误, 从而导致误诊。

3.6 目标检测

在神经影像数据中检测病变是诊断、治疗和预后的必要条件, 传统的分割和分类方法主要是基于监督学习与良好配对的图像级或体素级标签。GAN 中的 D 可以通过学习训练集中的正常病理图像的概率分布来检测病变等异常。Alex 等^[42]使用 DCGAN 从 MRI 图像中检测脑损伤, 训练中每个图像块大小为 64×64 。生成器生成不含病灶的图像块, 通过训练使 D 实现含病灶图像块和不含病灶图像块的功能。其中含病灶图像块再进行 2 次二值化完成对病灶区域的标注(如图 4 所示)。实验结果表明, 当使用来自 BraTS 数据集的 4 个不同 MRI 模态(FLAIR、 T_1 、 T_2 、 T_{1c})对网络进行训练时, Dice 评分为 0.69, 敏感度为 91%, 特异度为 59%。

病灶检测往往采用有监督学习, 利用大型注释的数据集进行训练。Chen 等^[43]基于 GAN 模型, 通过学习健康大脑 MRI 图像的数据分布, 实现无监督的情况下对病变区域的检测。该模型基于 HCP(Human Connectome Project)数据集的 T_2 加权不含病灶 MRI 图像进行训练。 G 分别采用变分自编码器(variational autoencoder, VAE)和自适应算数编码器(adaptive arithmetic encoder, AAE)生成不含病灶的图像, D 检测图像中的病变区域。病灶检测结果中 AUC 达到了 0.897(VAE)和 0.923(AAE)。



注: 橙色为水肿区域, 黄色为普通成像的肿瘤区域, 白色为动态增强 MRI 肿瘤成像的肿瘤区域, 红色为坏死区域, 绿色为缺血性病变区域。

图4 DCGAN 脑损伤检测结果^[42]

4 GAN 在神经影像中应用的优缺点及发展展望

4.1 GAN 的优缺点

与神经影像应用中的其他网络相比, GAN 具备以下 3 个优点。(1)典型的生成模型。如受限玻尔兹曼机和 VAE 往往采用最大似然法、马尔可夫链法等方法拟合神经影像分布。然而这需要大量的先验知识和较高的计算复杂度。GAN 采用对抗性训练方法生成神经影像数据, 不需要显式地表达生成的分布, 训练难度大大降低, 可以产生分辨率更高的生成样本。(2)GAN 结构非常灵活。目标函数可以针对不同的任务进行重新设计, 模型设计更加自由。(3)GAN 的训练过程使用大量未标记的神经影像进行预训练, 可以在预训练模型基础上采用少量有标签的神经影像数据, 使 D 训练完成分类或回归任务。相较于其他模型, GAN 不仅可以学习从一种神经影像模态到另一种神经影像模态间的高度非线性的映射, 还可以充分利用有监督学习过程中无用的大量未标记的神经影像数据。

作为一种无监督的学习方法, GAN 解决了一般的生成模型问题, 是深度学习的重要研究方向之一。但 GAN 也带来了训练过程不稳定等问题。如在梯度下降的寻优过程中, GAN 仅在目标函数是凸函数的情况下才能保证纳什平衡。训练过程中只有 G 和 D 这 2 个网络平衡和同步才能达到理想的性能。然而, G 和 D 的同步很难控制, 训练过程可能不稳定。此外, GAN 一般采用传统的指标如均方误差、峰值信噪比或结构相似性等对模型进行定量评价, 有时很难控制和检测 GAN 的训练进展。同时其评价结果与人类视觉质量存在不一致。另外, 神经网络的组织结构也导致了 GAN 的可解释性差。最后, 神经影像一般是三维或更高维数据, 但由于构建三维或者更高维的 GAN 会消耗大量的内存和计算资源, 目前的 GAN 更多是基于二维的网络结构对三维神经影像中的二维切片进行处理, 会损失三维影像中包含的连续结构空间信息。

4.2 发展方向

针对 GAN 在神经影像应用过程中存在的问题, GAN 在将来主要有以下发展方向。(1)GAN 的本质是令生成分布逼近未知的真实分布。损失函数主要从梯度消失问题、图像质量和样本多样性 3 个方面提升性能。损失函数的选择需要和具体应用相结合, 同时需要采用更好的收敛指标来评估损失函数是否收敛, 加快 GAN 的收敛速度, 使模型的鲁棒性更好。

(2)通过引入半监督学习和对输入数据进行预测与编码, 对生成过程加以限制, 解决 GAN 训练中的模型坍塌问题。(3)针对神经影像领域训练数据稀缺的情况, 将 GAN 更多应用于 CT、MRI、PET 等多模态的融合, 从而扩充训练数据。(4)将 GAN 与模仿学习、迁移学习、强化学习等近年来在深度学习领域表现出色的技术融合, 综合应用 GAN 与其他模型的优点来完成数据生成任务。

5 结语

尽管 GAN 存在一些缺点和局限性, 但不可否认的是, GAN 解决了生成模型中最突出的问题, 在神经影像领域的应用中有着非常广阔的前景。由于神经网络结构可以采用多种类型的损失函数, 同时模型设计自由度高, 所以致力于减少 GAN 设计中存在的一些问题的新技术不断涌现。虽然近年来 GAN 在神经影像领域的研究成果显著, 但是主要集中在理论计算、数据支持等方面, 在临床诊断和临床训练方面的应用还处于起步阶段。因此, GAN 无论是在理论上还是在算法上都有许多发展的机会。随着机器学习技术的不断发展, GAN 会在临床应用中发挥更大的价值。

[参考文献]

- [1] 尹宝才, 王文通, 王立春. 深度学习研究综述[J]. 北京工业大学学报, 2015(1): 48-59.
- [2] 张柏雯, 林岚, 孙坤, 等. 基于深度卷积网络的阿尔茨海默病诊断模型研究[J]. 医疗卫生装备, 2019, 40(1): 11-15.
- [3] 张柏雯, 林岚, 吴水才. 深度学习在轻度认知障碍转化与分类中的应用分析[J]. 医疗卫生装备, 2017, 38(9): 105-111.
- [4] 张柏雯, 林岚, 吴水才. 基于 AlexNet 模型的 AD 分类[J]. 北京工业大学学报, 2020(1): 68-74.
- [5] 郭雯, 鞠忠建, 吴青南, 等. 基于深度学习的器官自动分割研究进展[J]. 医疗卫生装备, 2020, 41(1): 85-94.
- [6] 张坤, 李鑫, 谢学建, 等. 基于深度学习的心律失常检测算法研究[J]. 医疗卫生装备, 2018, 39(12): 12-15, 37.
- [7] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M *et al.* Generative adversarial networks[C]//Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems, December 5-12, 2014, Vancouver, Canada. Massachusetts: MIT Press, 2017: 2672-2680.
- [8] 张杰, 赵惠军, 李贤威, 等. 基于生成式对抗网络技术合成医学图像的研究进展与展望[J]. 医疗卫生装备, 2019, 40(10): 22.
- [9] 王坤峰, 苟超, 段艳杰, 等. 生成式对抗网络 GAN 的研究

- 进展与展望[J]. 自动化学报, 2017(3): 58-62.
- [10] 陈锐, 乔沁, 宋志坚. 生成对抗网络在医学图像处理中的应用[J]. 生命科学仪器, 2018, 16(Z1): 71-80, 91.
- [11] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Netw, 2015, 61: 85-117.
- [12] YI X, WALIA E, BABYN P. Generative adversarial network in medical imaging: a review[J]. Med Image Anal, 2019, 58: 101552.
- [13] 梁俊杰, 韦舰晶, 蒋正锋. 生成对抗网络 GAN 综述[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(1): 1-17.
- [14] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[EB/OL]. [2020-04-05]. <https://arxiv.org/abs/1511.06434>. 10.1109/AIAR.2018.8769811.
- [15] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein gan[EB/OL]. [2020-04-05]. <https://arxiv.org/abs/1701.07875>.
- [16] WALCZAK S M. Wasserstein distance[M]//WALCZAK S M. Metric diffusion along foliations. Berlin: Springer, 2017: 1-10.
- [17] GULRAJANI I, AHMED F, ARJOVSKY M *et al.* Improved training of wasserstein gans[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, December 4-9, 2017, Montreal, Canada. Massachusetts: MIT Press, 2017: 5767-5777.
- [18] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets[EB/OL]. [2020-04-05]. <https://arxiv.org/abs/1411.1784>.
- [19] CHEN X, DUAN Y, HOUTHOOF R *et al.* Infogan: Interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, December 5-10, 2016, Barcelona, Spain. Massachusetts: MIT Press, 2016: 2172-2180.
- [20] YI Z, ZHANG H, TAN P *et al.* DualGAN: unsupervised dual learning for image-to-image translation[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. Piscataway: IEEE, 2017: 2868-2876.
- [21] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P *et al.* Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. Piscataway: IEEE, 2017: 2223-2232.
- [22] 田苗, 林岚, 张柏雯, 等. 深度学习在神经影像中的应用研究[J]. 中国医疗设备, 2016, 31(12): 4-9.
- [23] BERMUDEZ C, PLASSARD A J, DAVIS L T *et al.* Learning implicit brain MRI manifolds with deep learning[C]//Image Processing, February 10-15, 2018, San Diego, California, United States. Houston: SPIE, 2018: 105741L.
- [24] BOWLES C, CHEN L, GUERRERO R *et al.* GAN augmentation: augmenting training data using generative adversarial networks[EB/OL]. [2020-04-06]. <https://arxiv.org/abs/1810.10863>.
- [25] BOWLES C, GUNN R, HAMMERS A *et al.* Modelling the progression of Alzheimer's disease in MRI using generative adversarial networks[C]//Image Processing, February 10-15, 2018, San Diego, California, United States. Houston: SPIE, 2018: 105741K.
- [26] MOK T C W, CHUNG A C S. Learning data augmentation for brain tumor segmentation with coarse-to-fine generative adversarial networks[C]//International MICCAI Brainlesion Workshop, September 16-23, 2018, Granada, Spain. Berlin: Springer, 2018: 70-80.
- [27] SUN L, WANG J, HUANG Y *et al.* An adversarial learning approach to medical image synthesis for lesion detection[EB/OL]. [2020-04-06]. <https://arxiv.org/abs/1810.10850>. 10.1109/JBHI.2020.2964016.
- [28] YANG H, SUN J, CARASS A *et al.* Unpaired brain MR-to-CT synthesis using a structure-constrained cycleGAN[M]//CARDOSO J. Deep learning in medical image analysis and multimodal learning for clinical decision support. Berlin: Springer, 2018: 174-182.
- [29] WELANDER P, KARLSSON S, EKLUND A. Generative adversarial networks for image-to-image translation on multicontrast MR images—a comparison of CycleGAN and UNIT[EB/OL]. [2020-04-06]. <https://arxiv.org/abs/1806.07777>.
- [30] LIU M Y, BREUEL T, KAUTZ J. Unsupervised image-to-image translation networks[C]//Advances in neural information processing systems, December 4-9, 2017, Montreal, Canada. Massachusetts: MIT Press, 2017: 700-708.
- [31] 高媛, 刘志, 秦品乐, 等. 基于深度残差生成对抗网络的医学影像超分辨率算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(9): 2689-2695.
- [32] CHEN Y, SHI F, CHRISTODOULOU A G *et al.* Efficient and accurate MRI super-resolution using a generative adversarial network and 3D multi-level densely connected network[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, September 16-20, 2018, Granada, Spain. Berlin: Springer, 2018: 91-99.
- [33] QUAN T M, NGUYEN-DUC T, JEONG W K. Compressed sensing MRI reconstruction using a generative adversarial network with a cyclic loss[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(6): 1488-1497.
- [34] ARMANIOUS K, JIANG C, FISCHER M *et al.* MedGAN: medical image translation using GANs[J]. Comput Med Imaging Graph, 2020, 79: 101684.
- [35] KAMNITSAS K, BAUMGARTNER C, LEDIG C *et al.* Unsu-

(►►下转第108页►►)

见。对比度分析样图如图 4 所示。

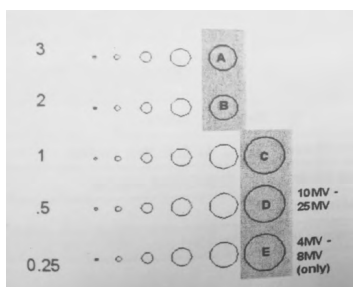


图 4 对比度分析样图

3 剂量测定验证

利用像素技术和剂量的线性关系进行剂量测定(50 MU 的平均像素值应该在成像仪上显示 100 MU 的一半)^[5]。剂量测量校准时需在没有剂量

归一化或光束校正的情况下进行。测定条件:6 MV X 射线,影像臂面板位置坐标 Z、X、Y 分别为 0.0、0.0、0.0 cm,射野大小 10 cm×10 cm。分别给予 50、100、200 MU 剂量照射,对获取图像使用直方图函数分析软件分析记录相关参数(平均值、平均帧数、图像累计像素数、累计像素百分比),详见表 1,从而验证综合像素数是否符合规范。

表 1 MV 级影像面板剂量测定选项测量表

照射剂量	像素平均值	平均帧数	累计像素数	累计像素百分比(100 MU)/%	标准规范
50 MU	-3 325.3	99	-329 204.7	49.6	48%~52%
100 MU	-3 407.1	194	-660 977.4	100.0	100%
200 MU	-3 430.1	386	-1 324 018.6	200.3	198%~202%

注:标准规范数据来源于 IPV-PV-IAS3-验收报告。

由表 1 可以看出,50、100、200 MU 剂量照射下累计像素百分比分别为 49.6%、100.0%、200.3%,均在正常范围内,符合标准要求,能够满足放射治疗摆位需求。

4 小结

影像引导放射治疗技术是精确放射治疗发展的必要条件和质量保证^[6-7]。影像引导放射治疗系统 MV 级影像面板在摆位验证中使用广泛、应用简单方便,可以快速提供具有一定分辨力的图像供临床参考。对 MV 级影像面板定期、系统地检测校准,保证其性能稳定、可靠,能够有效提高图像质量,对放射治疗顺利实施具有重要意义。

[参考文献]

- [1] 王艳霞,蒋社伟,张胜. CT 治疗计划系统与电子射野影像装置在头颈部肿瘤首次放疗摆位中的联合应用[J]. 中国医学工程,2018,26(4):40-43.
- [2] 陈杨生,曾自力. 电子射野影像系统的质量保证及应用[J]. 中国辐射卫生,2016,25(6):692-695.
- [3] 谢辉,周超,邱小平. 千伏级锥形束 CT 影像用于肿瘤放射治疗的定位图像采集的可行性[J]. 包头医学院学报,2018,34(4):74-75.
- [4] 魏黎黎,韩军,程军平,等. 基于 MV 级能量成像的 EPID 剂量率响应特性测试[J]. 医疗装备,2015,28(3):13-15.
- [5] 曾彪,吴智理. MV 级成像与 kV 级成像对患者吸收剂量的影响[J]. 医疗装备,2014,27(8):21-22.
- [6] 孙小喆,孟慧鹏,毛京群,等. OBI 影像引导放射治疗系统的质量保证(QA)及维护保养[J]. 中国医学物理学杂志,2013,30(6):4 527-4 529.
- [7] 张磊,刘鲁迎,方敏,等. 图像引导放疗技术下癌症治疗质量保证和质量控制的研究进展[J]. 中国现代医生,2019,57(13):163-168.

(收稿 2019-09-20 修回 2019-12-20)

(◀◀上接第 93 页◀◀)

pervised domain adaptation in brain lesion segmentation with adversarial networks[C]//International Conference on Information Processing in Medical Imaging, June 25-30, 2017, Boone, United States. Berlin: Springer, 2017: 597-609.

- [36] XUE Y, XU T, ZHANG H, et al. SegAN: adversarial network with multi-scale L1 loss for medical image segmentation[J]. Neuroinformatics, 2018, 16(3-4): 383-392.
- [37] SHI Y, CHENG K, LIU Z. Hippocampal subfields segmentation in brain MR images using generative adversarial networks[J]. Biomed Eng Online, 2019, 18(1): 5.
- [38] BOSCH A, ZISSERMAN A, MUOZ X. Scene classification using a hybrid generative/discriminative approach[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2008, 30(4): 712-727.
- [39] 潘丹,贾龙飞,曾安. 生成式对抗网络在医学图像处理中的应用[J]. 生物医学工程学杂志, 2018(6): 21.

- [40] GHASSEMI N, SHOEIBI A, ROUHANI M. Deep neural network with generative adversarial networks pre-training for brain tumor classification based on MR images[J]. Biomed Signal Process Control, 2020, 57: 101678.
- [41] COHEN J P, LUCK M, HONARI S. Distribution matching losses can hallucinate features in medical image translation[EB/OL]. [2020-04-06]. <https://arxiv.org/abs/1805.08841>.
- [42] ALEX V, KP M S, CHENNAMSETTY S S, et al. Generative adversarial networks for brain lesion detection[C]//Image Processing, January 28-29, 2017, Orlando, United States. Houston: SPIE, 2017: 101330G.
- [43] CHEN X, KONUKOGLU E. Unsupervised detection of lesions in brain MRI using constrained adversarial auto-encoders[EB/OL]. [2020-04-06]. <https://arxiv.org/abs/1806.04972>.

(收稿 2020-02-11 修回 2020-04-26)