**学号：2021030509**

**北京化工大学**

**毕业设计（论文）文献综述**

**论文题目：基于GAN的医疗机器人图像生成与修复方法研究**

**学院名称：机电工程学院**

**专 业：机器人工程**

**学生姓名：廖文萱**

**导师姓名：郄龙飞（讲师）**

**开题日期：2024.12.15**

|  |  |
| --- | --- |
| **指导教师意见** |  |
| **指导教师签字** |  |

**文献综述**

## 一、前言

随着人工智能技术的迅猛发展，医疗诊断机器人的应用正迎来前所未有的高潮。在这一背景下，视觉判定作为医疗诊断机器人的核心技术之一，其算法的强化显得尤为重要。然而，当前的算法研究在临床应用中仍存在诸多不足，缺乏实际操作性和可靠性。因此，毕业设计将聚焦于“基于生成对抗网络的医疗机器人图像生成与修复方法研究”这一论题，旨在通过引入生成对抗网络技术，提升医疗诊断机器人的技术支持，从而增强其在临床环境中的应用效果。

为了支撑本研究，本人进行了广泛的文献收集工作。文献收集的重点在于医疗诊断机器人、医疗图像处理、生成对抗网络以及相关算法的研究。时空范围涵盖了近十年来的相关研究成果，文献种类包括学术论文、会议论文、技术报告和专利等。核心刊物包括《IEEE Transactions on Medical Imaging》、《Medical Image Analysis》、《Journal of Biomedical Informatics》等。

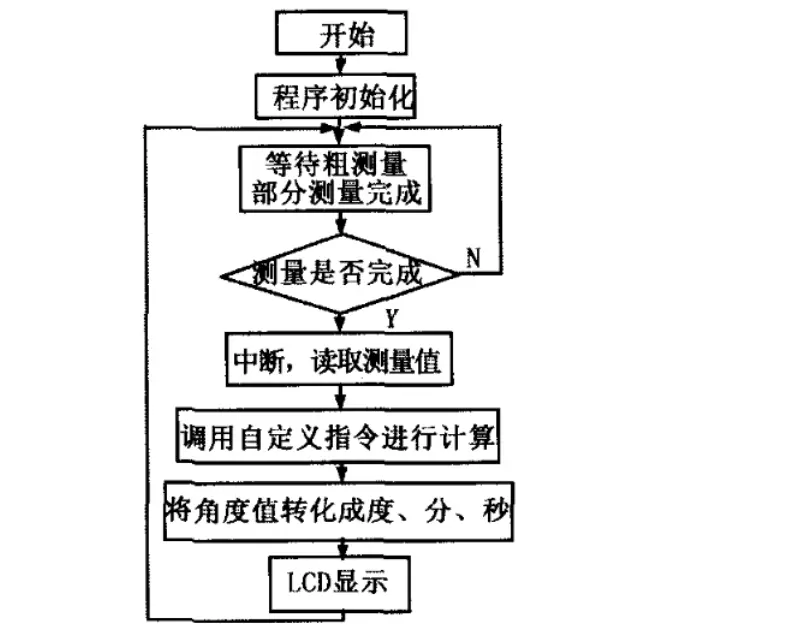
## 二、正文

### （一）医疗机器人图像处理研究

#### 1.医疗机器人技术研究

医疗机器人技术是近年来迅速发展的研究领域，它结合了医学、计算机科学、自动化和先进制造等多个学科的技术，以改善医疗保健工作质量和效率。

2014年，一篇论文提出了针对胶囊机器人小体积限制其携带能量的问题，提出了微视觉技术的思想，并利用基于Bayer型彩色过滤阵列的图像传感器采集到的Raw RGB数据进行传输、存储操作[1]。该论文还提供了一种基于最优化彩色空间转换的多梯度彩色插值算法，实验结果显示，此方法减小了误差，提高了峰值信噪比，改善了图像的边缘模糊现象。



微视觉处理流程

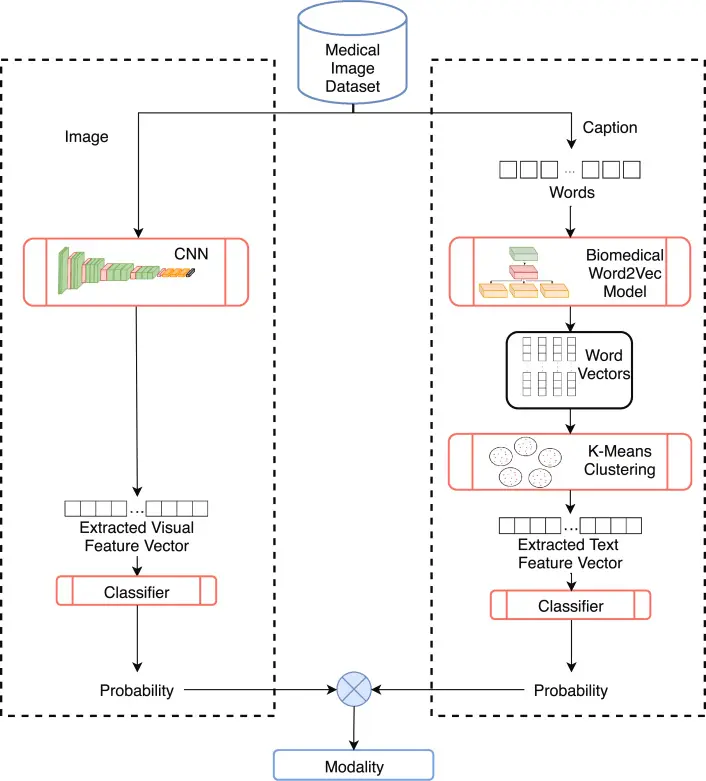
早期， 王田苗等对应用在医疗外科领域中的机器人进行了定义和发展历史概述，分析了医疗机器人的分类和结构特点，阐述了医用机器人的应用优缺点，并对其未来发展进行了展望[2]。2021年，赵新刚等则强调了医疗机器人的高速发展来源于需求与技术的共同促进，其中医学、计算机科学、自动化、先进制造等学科的发展和高度融合催生出大量革新技术[3]。

2022年，李等人介绍了医疗领域超声机器人的主要应用方向，包括超声机器人的优点以及在手术、放射治疗、远程诊断中的应用[4]。2023年，Shuai等人回顾了医疗影像导航技术在微创穿刺机器人中的应用研究现状，突出了其未来的发展趋势和挑战[5]。

#### 2.医疗图像视觉诊断

医疗图像视觉诊断是医疗机器人中的一个重要领域，它关注于如何通过视觉技能来解读和分析医学图像，从而为临床决策提供有价值的信息。随着技术的发展，研究者们正在探索各种方法来提高图像的解读质量和速度。

为了识别医学图像的模式，提出了一种使用视觉和文本特征的方法。这种方法使用卷积神经网络从医学图像中提取视觉特征，并使用生物医学word2vec模型获得的词嵌入来从图像标题生成文本特征。然后，使用基于支持向量机的分类器根据这些特征对医学图像进行分类[6][7][8]。



诊疗判断框架

#### 3.传统医疗机器人图像处理存在的不足

在医疗机器人图像处理领域，传统算法面临多项显著不足。尽管基于小波变换和Contourlet变换的多尺度分析方法在某些情况下表现出色，但在处理复杂医疗图像，特别是高维数据和复杂结构时，这些方法的局限性显而易见，效果可能不尽如人意[9][10][11]。

此外，实时处理能力不足也是一大问题。医疗机器人在手术和诊断中需实时处理和分析图像，而传统算法在实时性方面可能无法满足高精度、高速度的需求。在分类、分割和去噪等关键任务中，传统算法的精度有限，尤其在处理复杂病灶和细微结构时，可能无法提供足够的细节和准确性。

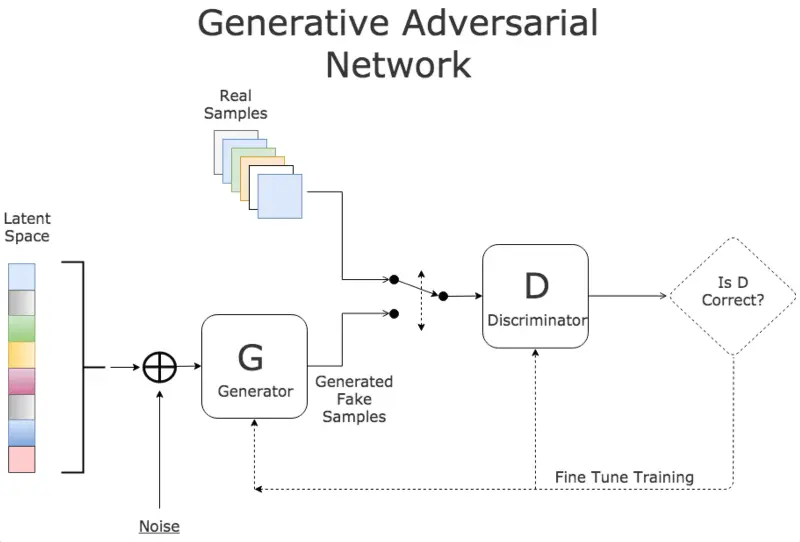
综上所述，传统医疗机器人图像处理算法在多个方面亟待改进和优化。

### （二）生成对抗网络（GAN）在医疗机器人图像处理中的应用

#### 1.生成对抗网络研究

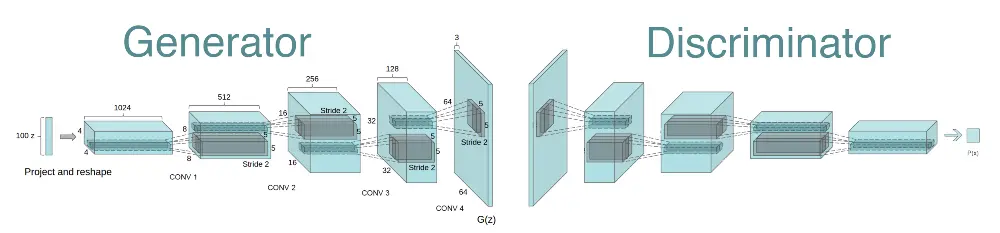
生成对抗网络（GAN）是深度学习中的一种重要技术，它通过两个神经网络的相互竞争和学习，可以生成逼真的数据。

2020年的一篇论文对生成对抗网络的发展动向和理论研究的最新进展进行了阐述[12]。该论文详细介绍了GAN的基本架构、原理及其优势和劣势，并对几种常见的GAN改进和变体进行了比较。此外，该论文还介绍了GAN在图像翻译及风格迁移、图像修复、生成数据、超分辨率图像生成等领域的应用研究。



生成对抗网络基本逻辑图

2021年的另一篇论文则从零和博弈的角度出发，对GAN模型进行了深入的研究[13]。该论文认为，GAN可以通过无监督学习获得数据的分布，并能生成较逼真的数据。该论文对GAN的改进和扩展的研究成果进行了广泛的研究，并从图像超分辨率重建、文本合成图片等多个实际应用领域展开讨论，系统地梳理、总结出GAN的优势与不足。

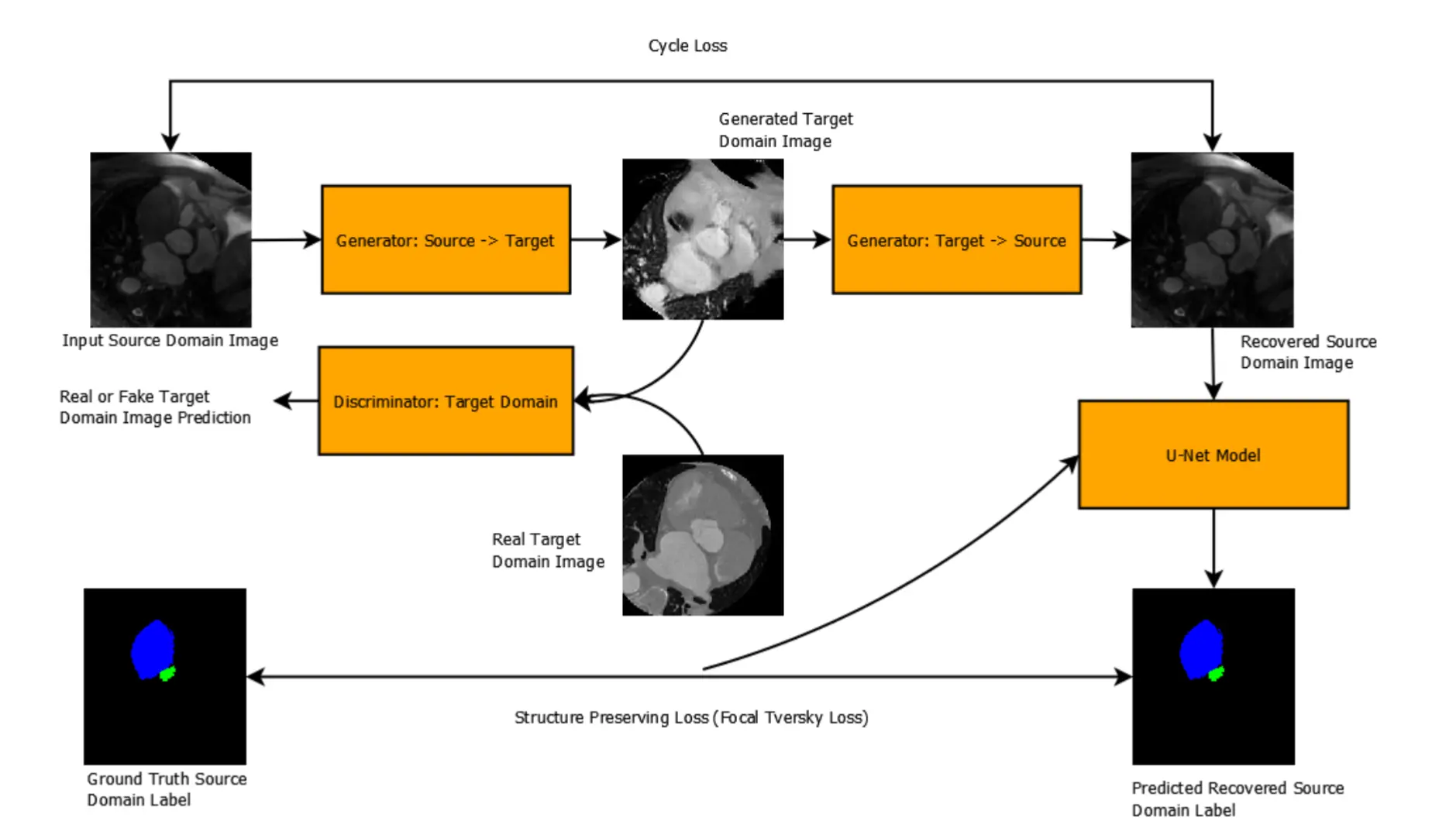


深度卷积生成对抗网络(DCGAN)

2023年的一篇论文则对GAN的研究进展和基本思想进行了介绍，并对一些经典的GAN，如深度卷积生成对抗网络(DCGAN)、条件生成对抗网络(CGAN)、WGAN和超分辨率生成对抗网络(SRGAN)等进行了综述[14]。最后，该论文对GAN的相关工作进行了总结与展望。

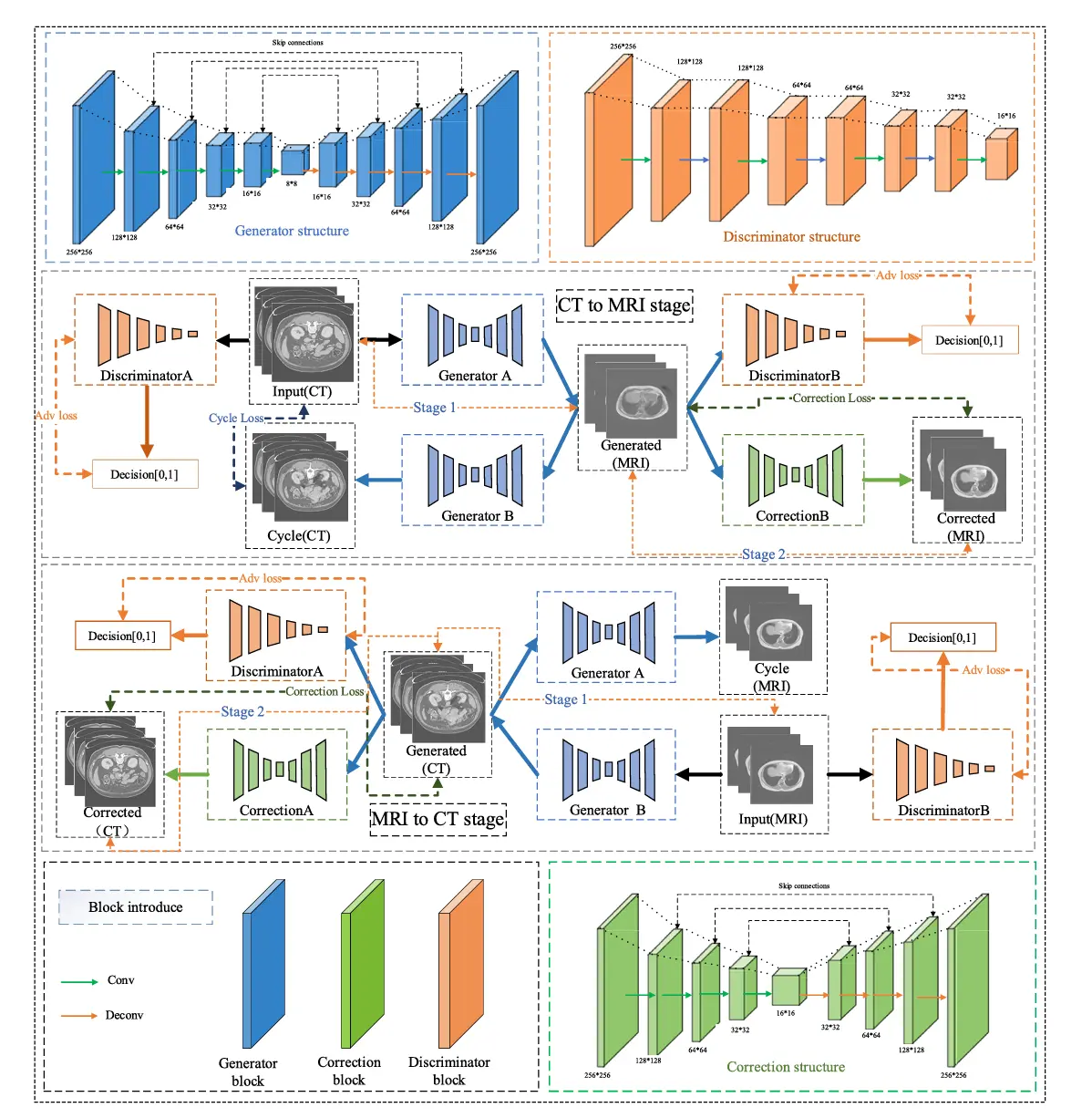
#### 2.医学图像领域适应

医学图像领域中，域适应（Domain Adaptation）是一个关键问题。由于医学图像的采集设备、参数和环境的差异，同一解剖结构的图像在不同域之间可能存在显著差异。这种差异可能导致训练好的模型在新的图像域上性能下降。[15][16]为了解决这个问题，研究者们提出了多种方法来缩小不同图像域之间的差异，从而提高模型的泛化能力。



SPCycle-GAN的训练过程

2023年，Structure Preserving Cycle-GAN (SPCycle-GAN)来解决医学图像的无监督域适应问题[17]。传统的Cycle-GAN虽然可以用于图像到图像的转换，但在医学图像中，它不能保证重要的医学结构在转换过程中得到保留。SPCycle-GAN通过在Cycle-GAN的训练过程中加入一个分割损失项，强制保留医学结构。实验结果显示，SPCycle-GAN在多个数据集上都超越了基线方法和标准的Cycle-GAN。



ICycle-GAN架构图

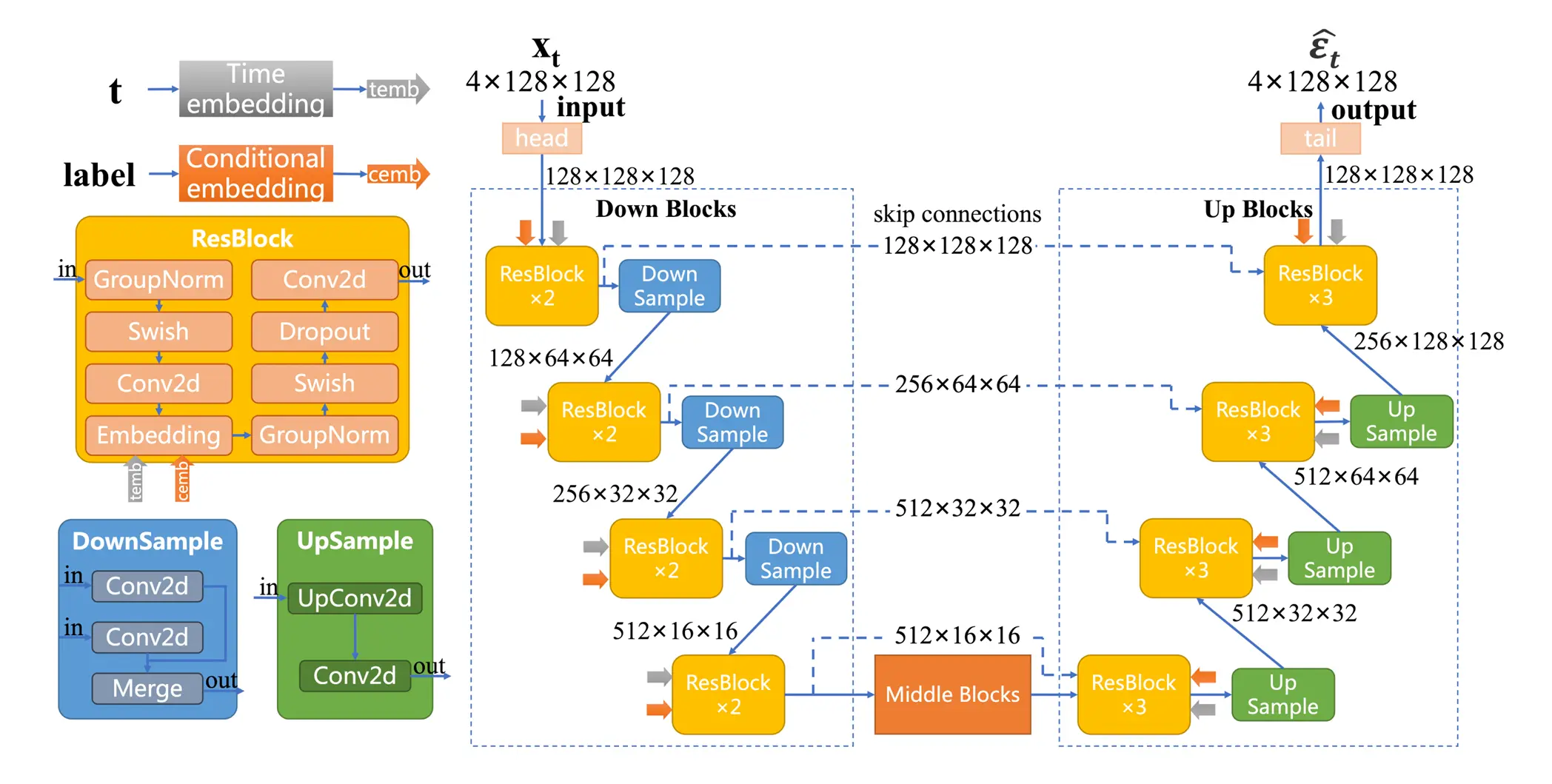
在2024年，Ying等人提出了一种基于改进的Cycle生成对抗网络（ICycle-GAN）的高质量肝脏医学图像生成算法[18]。这种方法首先引入了一个基于编码器-解码器结构的校正网络模块，该模块可以有效地从医学图像中提取潜在特征表示并优化它们以生成更高质量的图像。此外，该方法还嵌入了一个新的损失函数，将模糊的图像视为噪声标签，从而将医学图像转换的无监督学习过程转化为半监督学习过程。

同年，Xin等人针对医学图像合成中的错位问题提出了一种新的Deformation-aware GAN (DA-GAN)[19]:当训练对存在显著错位时，如肺部MRI-CT对因呼吸运动而错位，准确的图像合成仍然是一个关键挑战。DA-GAN通过多目标逆一致性动态地纠正图像合成过程中的错位。  
对比这三篇论文，它们都致力于解决医学图像的域适应问题，并采用了基于生成对抗网络的方法。相同点是，它们都试图通过某种方式保留或增强医学图像中的关键结构或信息。

#### 3.医学图像生成技术

医学图像生成要利用深度学习方法，如生成对抗网络（GAN）和扩散模型等，对医学图像进行超分辨率、去噪、插值等处理，以改善图像质量，提高诊断准确性。此外，这些技术还可以用于生成具有特定形状和纹理的肿瘤样刺激物，为心理物理和计算机视觉研究提供实验材料[20][21][22]。

在这些研究中，一种名为条件去噪扩散概率模型（cDDPMs）的方法被引入到医学图像生成中，该方法在多个医学图像任务上达到了最先进的性能。另一方面，生成对抗网络（GAN）也被广泛应用于医学图像生成，它可以创建逼真的医学图像刺激物，且具有可控性。此外，还有一种名为unistable的方法，它通过生成高对比度的增强图像，减少了不同组织之间的边界重叠，从而提高了医学图像的分割效果。[23][24][25][26]

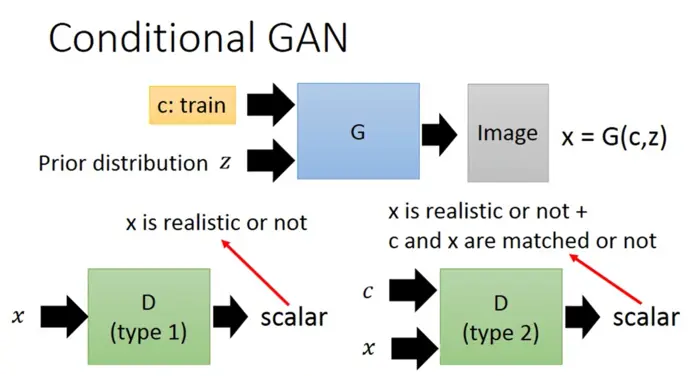


C-DDPMs的U-Net架构

#### 4.医学图像去噪与风格化

在医学图像的获取和处理过程中，由于各种原因，图像可能会受到噪声的影响，从而影响图像的质量和后续的诊断结果。为了提高医学图像的质量，研究者们提出了多种方法来对图像进行去噪和风格化处理。

2019年，Arjun等人提出了使用条件生成对抗网络（cGAN）来生成解剖学上准确的全尺寸CT图像[27]。他们的方法是基于最近发现的风格迁移概念，并提议将两个单独的CT图像的风格和内容混合起来生成新图像。通过在基于风格迁移的架构中使用这些损失以及cGAN，可以多倍地增加临床准确、带注释的数据集的大小。



cGAN基本逻辑

2021年，Euijin等人针对自然图像设计的现有模型难以生成高质量的3D医学图像的问题，提出了一种新的cGAN方法[28]。这种方法首先使用基于注意力的2D生成器生成一系列2D切片，然后通过一组2D和3D鉴别器来确保3D空间中的一致性。此外，他们还提出了一种基于注意力分数的自适应身份损失，以适当地转换与目标条件相关的特征。实验结果表明，该方法可以生成在不同阿尔茨海默症阶段的平滑且逼真的3D图像。

2022年，Bo等人指出，在医学图像获取过程中，未知的混合噪声会影响图像质量[29]。然而，现有的去噪方法通常只关注已知的噪声分布。

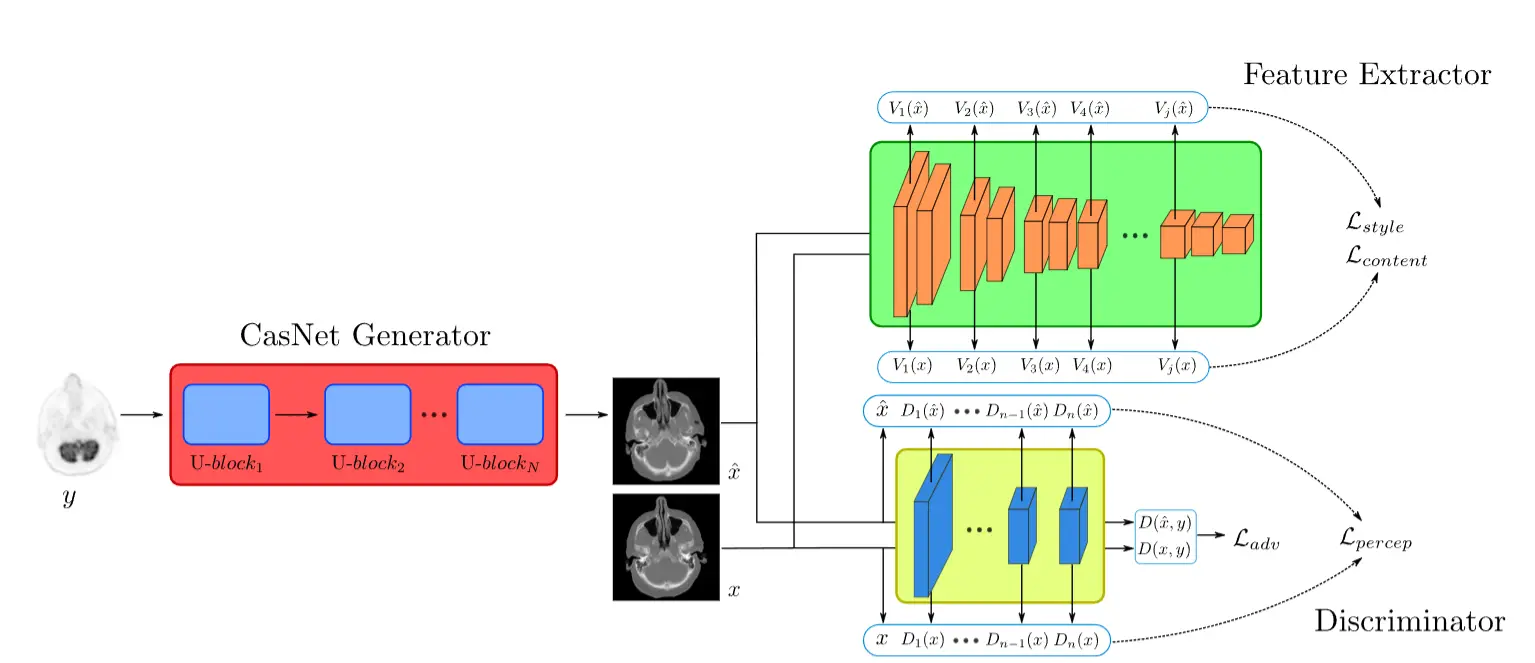
#### 5.高分辨率医学图像生成

深度学习模型的有效训练通常依赖于大量的标注数据，而在医学领域，获取这些标注图像既困难又昂贵。因此，如何利用有限的数据生成高质量的医学图像成为了研究的关键问题。

2019年，一篇论文提出了使用生成对抗网络（GANs）来合成高质量的视网膜图像及其对应的语义标签图[30]。与其他方法不同，该方法采用了两步策略：首先，通过逐步增长的GAN生成描述血管结构的语义标签图；然后，使用图像到图像的转换方法从生成的血管结构中获得真实的视网膜图像。这种方法只需要少量的训练样本就可以生成逼真的高分辨率图像，从而有效地扩大了小型数据集。

在2021年，另一篇论文针对医学图像领域中数据稀缺的问题，提出了一种基于生成对抗网络的数据增强协议[31]。该协议在像素级（分割掩码）和全局级信息（采集环境或病变类型）上对网络进行条件化，从而控制合成图像的全局类特定外观。为了刺激与分割任务相关的特征的合成，还在对抗游戏中引入了一个额外的被动玩家。

到了2023年，考虑到医学图像与典型的RGB图像在复杂性和维度上的差异，一篇论文提出了一种自适应的生成对抗网络，称为MedGAN[32]。该方法首先使用Wasserstein损失作为收敛度量来衡量生成器和鉴别器的收敛程度，然后基于此度量自适应地训练MedGAN。实验结果验证了MedGAN在模型收敛、训练速度和生成样本的视觉质量方面的优势。



MedGAN框架

#### 5.总结

近期的研究主要集中在以下几个方面：首先，为了解决不同医学图像数据集之间的分布差异问题，一些方法提出了无监督的域适应技术，如结构保持的Cycle-GAN。这些方法能够在没有标注数据的情况下实现跨域的医学图像生成。其次，考虑到医学图像中可能存在的形变和错位，一些研究提出了对这些问题敏感的GAN模型，以增强生成图像的真实性和准确性。  
 然而，尽管取得了这些进展，医学图像生成仍然面临一些挑战。例如，如何确保生成的图像在医学上是有意义的，以及如何处理高度不平衡的医学数据集。为了解决这些问题，一些研究提出了新的策略和方法，如Red-GAN[31]针对类别不平衡问题提出的条件生成方法。

## 三、结论

尽管已有研究在医疗机器人图像处理和GAN的应用方面取得了显著进展，但仍存在一些不足和挑战：传统算法在处理原始医疗图像时效果欠佳，导致图像质量下降，影响诊断准确性；GAN在训练过程中存在模式崩溃等问题，需要进一步的研究和改进；在医学领域，获取大量标注图像既困难又昂贵，如何利用有限的数据生成高质量的医学图像成为研究的关键问题。

因此，毕设研究将重点解决以下问题：首先，设计一种更稳定的GAN模型，以解决模式崩溃和梯度消失等问题；其次，设计一种适用于医疗图像生成与修复的GAN架构，以提高生成图像的质量和准确性；最后，将所提出的GAN模型应用于医疗机器人图像处理中，验证其有效性。

## 四、参考文献

1. 李杰,程磊,徐建省,吴怀宇,陈洋.基于彩色图像插值算法的胶囊机器人微视觉[J].计算机测量与控制,2014,22(2):503-506509
2. 王田苗,宗光华,张启先.新应用领域的机器人——医疗外科机器人[J].机器人技术与应用,1997(2):7-9
3. 赵新刚, 段星光, 王启宁, 夏泽洋. 医疗机器人技术研究展望[J]. 机器人, 2021, 43(4): 385-385.
4. 李奇轩,张钒,奚谦逸,焦竹青,倪昕晔.医疗超声机器人的研究进展[J].中国医疗设备,2022,37(8):21-2461
5. Hu S, Lu R, Zhu Y, Zhu W, Jiang H, Bi S. Application of Medical Image Navigation Technology in Minimally Invasive Puncture Robot. Sensors. 2023; 23(16):7196. https://doi.org/10.3390/s23167196
6. Gegenfurtner, A., Kok, E., van Geel, K., de Bruin, A., Jarodzka, H., Szulewski, A., & van Merriënboer, J. J. (2017). The challenges of studying visual expertise in medical image diagnosis. Medical education, 51(1), 97–104. https://doi.org/10.1111/medu.13205
7. Diana Miranda, Veena Thenkanidiyoor, Dileep Aroor Dinesh,Detecting the modality of a medical image using visual and textual features,Biomedical Signal Processing and Control,Volume 79, Part 1,2023,104035, ISSN 1746-8094,https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104035.
8. Tang Y, Qiu J, Gao M. Fuzzy Medical Computer Vision Image Restoration and Visual Application. Comput Math Methods Med. 2022 Jun 21;2022:6454550. doi: 10.1155/2022/6454550. PMID: 35774301; PMCID: PMC9239814.
9. Liu, Shuqin. Study on Medical Image Enhancement Based on Wavelet Transform Fusion Algorithm,April 2017Journal of Medical Imaging and Health Informatics 7(2):388-392 DOI:10.1166/jmihi.2017.2063
10. Qi, G., Shen, S., & Ren, P. (2017). Medical Image Enhancement Algorithm Based on Improved Contourlet. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 7, 962-967.
11. Li, J., Zeng, X., & Su, J. (2019). Medical Image Enhancement Algorithm Based on Biorthogonal Wavelet. Acta Microscopica, 28.
12. 彭泊词,邵一峰.生成对抗网络研究及应用[J].现代计算机,2020,26(27):42-48
13. 张恩琪,顾广华,赵晨,赵志明.生成对抗网络GAN的研究进展[J].计算机应用研究,2021,38(4):968-974
14. 于文家,樊国政,左昱昊,陈怡丹.生成对抗网络研究综述[J].电脑编程技巧与维护,2023(5):174-176
15. 李响,严毅,刘明辉,刘明.基于多条件对抗和梯度优化的生成对抗网络[J].电子科技大学学报,2021,50(5):754-760
16. 刘庆俞,刘磊,陈磊,肖强.基于生成对抗网络的图像修复研究[J].黑龙江工业学院学报（综合版）,2023,23(10):89-94
17. Iacono, Paolo & Khan, Naimul. (2023). Structure Preserving Cycle-GAN for Unsupervised Medical Image Domain Adaptation. 10.32920/22734377.
18. Chen, Y., Lin, H., Zhang, W., Chen, W., Zhou, Z., Heidari, A.A., Chen, H., & Xu, G. (2024). ICycle-GAN: Improved cycle generative adversarial networks for liver medical image generation. Biomed. Signal Process. Control., 92, 106100.
19. Xin, B., Young, T., Wainwright, C.E., Blake, T., Lebrat, L., Gaass, T., Benkert, T., Stemmer, A., Coman, D., & Dowling, J. (2024). Deformation-aware GAN for Medical Image Synthesis with Substantially Misaligned Pairs. ArXiv, abs/2408.09432.
20. Hung, A.L.Y.; Zhao, K.; Zheng, H.; Yan, R.; Raman, S.S.; Terzopoulos, D.; Sung, K. Med-cDiff: Conditional Medical Image Generation with Diffusion Models. Bioengineering 2023, 10, 1258. https://doi.org/10.3390/bioengineering10111258
21. Ren, Z., Yu, S. X., & Whitney, D. (2021). Controllable Medical Image Generation via Generative Adversarial Networks. IS&T International Symposium on Electronic Imaging, 33, art00003. https://doi.org/10.2352/issn.2470-1173.2021.11.hvei-112
22. Ren, Z., Yu, S. X., & Whitney, D. (2021). Controllable Medical Image Generation via Generative Adversarial Networks. IS&T International Symposium on Electronic Imaging, 33, art00003. https://doi.org/10.2352/issn.2470-1173.2021.11.hvei-112
23. Ren, Z., Yu, S. X., & Whitney, D. (2022). Controllable Medical Image Generation via GAN. Journal of perceptual imaging, 5, 0005021–50215. https://doi.org/10.2352/j.percept.imaging.2022.5.000502
24. Singh, Nripendra & Raza, Khalid. (2021). Medical Image Generation Using Generative Adversarial Networks: A Review. 10.1007/978-981-15-9735-0\_5.
25. Devi, M. & Kamal, Suganthi. (2021). Review of Medical Image Synthesis using GAN Techniques. ITM Web of Conferences. 37. 01005. 10.1051/itmconf/20213701005.
26. 黄玄曦,张健毅,杨涛,ZHANG Fangjiao.生成对抗网络在医学图像生成中的应用[J].北京电子科技学院学报,2020,28(4):36-48
27. Krishna, A., & Mueller, K. (2019). Medical (CT) image generation with style. 15th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine.
28. Euijin Jung, Miguel Luna, and Sang Hyun Park. 2021. Conditional GAN with an Attention-Based Generator and a 3D Discriminator for 3D Medical Image Generation. In Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2021: 24th International Conference, Strasbourg, France, September 27–October 1, 2021, Proceedings, Part VI. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 318–328. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87231-1\_31
29. Fu, B., Zhang, X., Wang, L., Ren, Y., & Thanh, D. N. H. (2022). A blind medical image denoising method with noise generation network. Journal of X-ray science and technology, 30(3), 531–547. https://doi.org/10.3233/XST-211098
30. Andreini, P., Ciano, G., Bonechi, S., Graziani, C., Lachi, V., Mecocci, A., Sodi, A., Scarselli, F., & Bianchini, M. (2022). A Two-Stage GAN for High-Resolution Retinal Image Generation and Segmentation. Electronics, 11(1), 60. https://doi.org/10.3390/electronics11010060
31. Qasim, A.B., Ezhov, I., Shit, S., Schoppe, O., Paetzold, J.C., Sekuboyina, A., Kofler, F., Lipkova, J., Li, H. & Menze, B.. (2020). Red-GAN: Attacking class imbalance via conditioned generation. Yet another medical imaging perspective.. Proceedings of the Third Conference on Medical Imaging with Deep Learning, in Proceedings of Machine Learning Research 121:655-668. https://proceedings.mlr.press/v121/qasim20a.html.
32. Guo, Kehua & Chen, Jie & Qiu, Tian & Guo, Shaojun & Luo, Tao & Chen, Tianyu & Ren, Sheng. (2023). MedGAN: An adaptive GAN approach for medical image generation. Computers in Biology and Medicine. 163. 107119. 10.1016/j.compbiomed.2023.107119.