

文献综述：基于优化循环生成对抗网络的医学图像合成方法.

1.文献信息

- **作者：** 曹国刚，刘顺堃，毛红东，张术，陈颖，戴翠霞
- **发表年份：** 2022
- **文献标题：** 基于优化循环生成对抗网络的医学图像合成方法
- **期刊/会议名称：** Journal of Data Acquisition and Processing
- **DOI/网址：** 16337/j. 1004-9037. 2022. 01. 013

2. 研究背景与目的 (Why)

本研究聚焦于放射治疗计划系统需要 CT 图像准确计算剂量分布，但有时临床只能获取 MR 图像，针对 MR 图像生成 CT 图像问题，提出融合密集连接的循环生成对抗网络模型，改善输入信息的消失和梯度信息稀释，合成更可信的 CT 图像，更好地满足放射治疗计划系统剂量计算的需求。

相关文献提及：

叶继华等 [3] 提出结合残差密集生成对抗网络对高清动漫进行人脸生成，该模型提升了动漫人脸识别率的效果。

Huang 等 [4] 提出密集连接网络，保证网络中层与层之间有最大程度的信息传递。

Xiao [5] 2017 年提出运用深度卷积神经网络 (Deep convolutional neural network, DCNN) 方法在脑部图像上进行基于 MR 图像合成 CT 图像。该模型在有限的数据上通过迁移学习原理和从预训练的模型中初始化模型权重实现从 MR 图像到 CT 图像的端到端映射。然而，该方法在 MR 和 CT 图像在体素方向上的轻微对齐可能会导致合成模糊图像。

Nie 等 [6] 提出在生成式对抗网络 (Generative adversarial networks, GAN) 上将体素损失与图像损失相结合，该网络中生成器卷积神经网络和判别器网络相竞争

Yi和 Zhang 等提出利用不成对的自然图像训练图像生成图像的卷积神经网络方法，即对偶模式学习生成对抗网络 (Dual learning GAN, DualGAN) [7] 和循环生成对抗网络 (Cycle-consistent GAN, CycleGAN) [8]

Wolterink 等 [9] 利用 CycleGAN 模型从大脑 MR 图像合成 CT 图像，并且提出不需要同一个患者的空间对齐的 MR 和 CT 图像进行训练

Zhang 等 [8] 尝试研究用于图像翻译的 3D-Cycle- GAN，但是其训练需要大量数据，这些数据很难获取。

3.研究方法与技术路线（How）

提出**融合密集连接**的循环生成对抗网络模型：

融合密集连接网络的生成器：将密集连接网络嵌入生成器，在循环生成对抗网络的生成器的转换层把原来的残差块换成密集连接块，缓解输入和梯度信息消失和稀释的问题。

目标损失函数使用最小二乘生成对抗网络LSGAN平方差损失代替传统的 GAN 损失，使其网络训练更稳定。

数据集：取自 18 个病人的MR/CT图像数据，支持使用不成对数据训练完成图像翻译

4.核心内容与创新点（What）

提出周期一致性的概念：训练一个额外的卷积神经网络将合成图像转换回原始域，并将重构图像与原始图像之间的差异作为正则项函数加入到训练中，让合成图像更加真实且与输入图像没有相似性。

将密集连接网络结构引入生成器，有效缓解深层模型中梯度消失和信息稀释问题。

使用不成对数据训练完成图像翻译：避免了训练数据集的配准精度不高的问题

5.研究结论与实际意义

优化后的循环生成对抗网络与原方法相比，平均绝对误差降低了 3.91%，结构相似性提高了 1.1%，峰值信噪比提高了 4.4%；与深度卷积神经网络模型和基于图谱方法比较，相对误差分别降低了 0.065% 和 0.55%。在 SSIM、PSNR 和 MAE 三项指标上相较原始方法均有显著提升。融合密集连接网络的 CycleGAN 能够预测出更接近于真实图像的伪 CT 图像，也更加清晰。

6.本文的不足与未来展望

数据集样本量有限

骨组织与软组织交界处仍存在模糊问题

在未来的工作中，将考虑增强提取边界特征信息的作用，进一步克服 CT 图像骨和软组织交界处的模糊问题

7.个人思考与选题关联

本文展示了 CycleGAN 在医疗图像合成中的潜力，密集连接结构的引入也为深层生成模型的稳定训练提供了启发。该方法尤其适合医疗场景中成对数据不足、质量不一的实际问题。
