

SINH ẢNH MR TỪ ẢNH CT TRÊN DỮ LIỆU KHÔNG GHÉP CẶP

KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP CỬ NHÂN

Sinh viên thực hiện: 19120620 - Mai Hồng Phúc
19120725 - Lê Trường Vũ

Giảng viên hướng dẫn: PGS.TS. Lê Hoàng Thái
ThS. Trương Tấn Khoa

01

GIỚI THIỆU

02

**CÁC CÔNG TRÌNH
LIÊN QUAN**

03

**PHƯƠNG PHÁP
ĐỀ XUẤT**

04

**KẾT QUẢ
THỰC NGHIỆM**

05

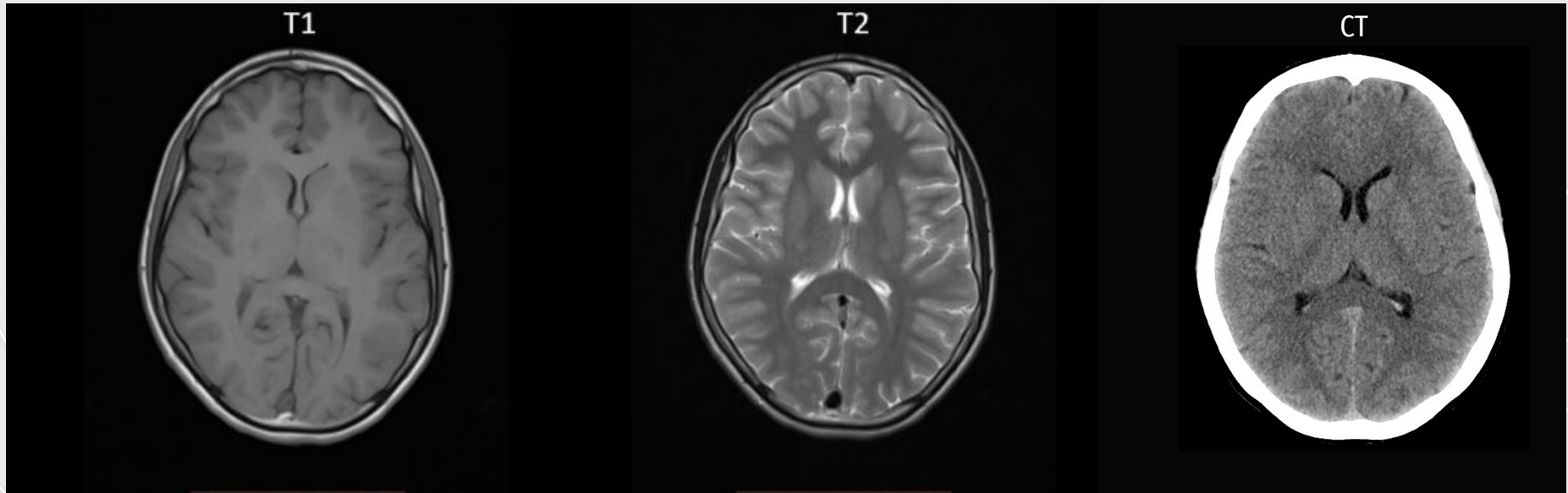
**KẾT LUẬN VÀ
HƯỚNG PHÁT TRIỂN**

01

GIỚI THIỆU

Ảnh y khoa

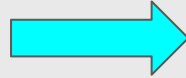
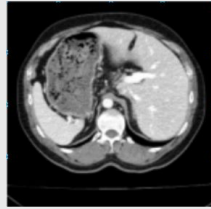
Đôi khi, tại một vị trí nào đó trong cơ thể (đặc biệt là vùng bụng), các chuyên gia mong muốn có thể quan sát cả ở thể thức MR và thể thức CT để có thể cung cấp thông tin một cách toàn diện.



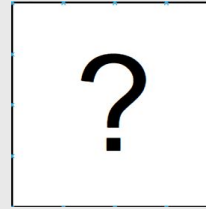
Lí do chọn đề tài

- ❑ Có 2 hướng: CT sang MR hoặc MR sang CT

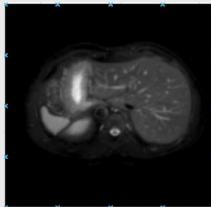
Computed Tomography (CT)



Magnetic Resonance (MR)



Magnetic Resonance (MR)



Computed Tomography (CT)



Lí do chọn đề tài

Bảng giá viện phí BV Quận Bình Thạnh 2023

STT	Tên dịch vụ	Giá
126	Chụp cắt lớp vi tính tầng trên ổ bụng thường quy (gồm: chụp Cắt lớp vi tính gan-mật, tụy, lách, dạ dày-tá tràng.v.v.) (từ 1-32 dãy)	536,000
125	Chụp cắt lớp vi tính tầng trên ổ bụng có khảo sát mạch các tạng (bao gồm mạch: gan, tụy, lách và mạch khối u) (từ 1-32 dãy)	970,000
1831	Chụp cộng hưởng từ tầng bụng không tiêm chất tương phản (gồm: gan-mật, tụy, lách, thận, dạ dày-tá tràng...) (0.2-1.5T)	1,311,000
1832	Chụp cộng hưởng từ tầng bụng có tiêm chất tương phản (gồm: gan-mật, tụy, lách, thận, dạ dày-tá tràng...) (0.2-1.5T)	2,214,000
1853	Chụp cộng hưởng từ tầng trên ổ bụng có khảo sát mạch các tạng (bao gồm mạch: gan, tụy, lách và mạch khối u) (1.5T)	2,214,000

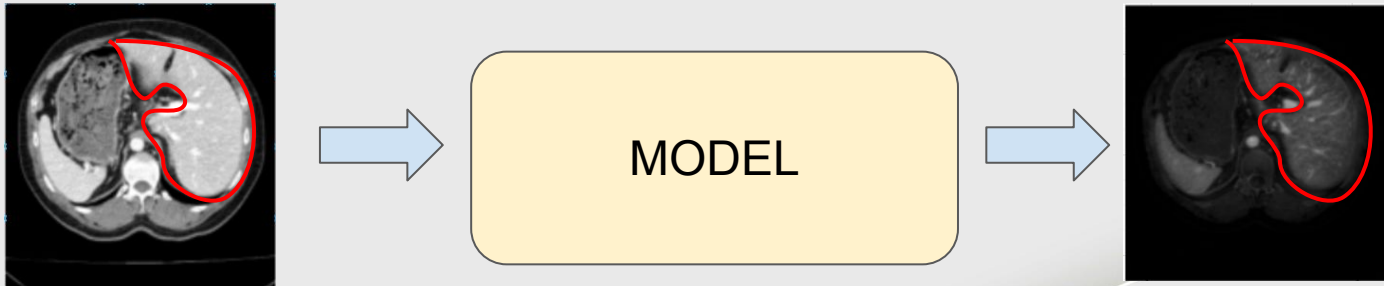
Lí do chọn đề tài

- ❑ Tuy nhiên, các mô hình này lại chú trọng vào việc chuyển đổi toàn bộ lát cắt, và chất lượng của vùng cần quan tâm (chẳng hạn như gan, não, khối u,...)



Mục tiêu đề tài

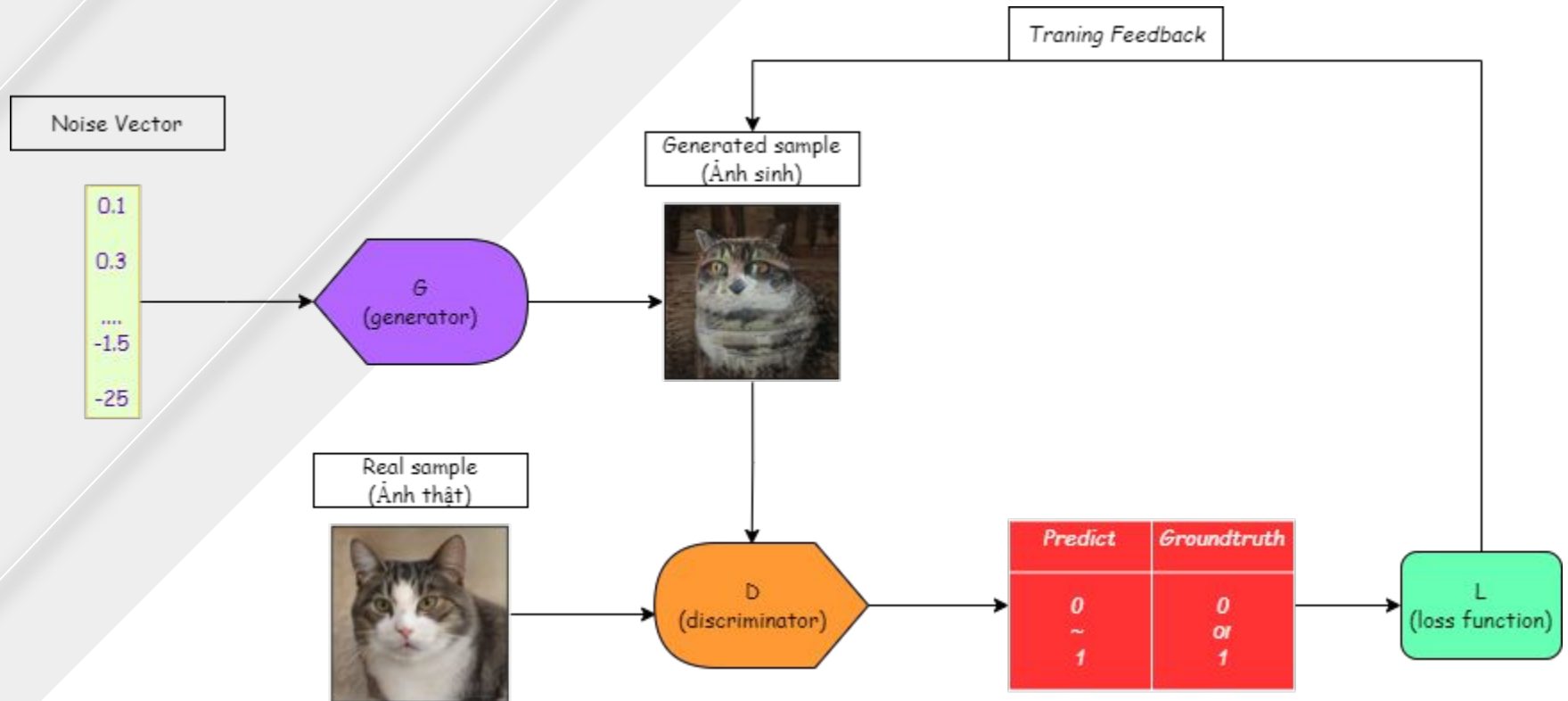
- ❑ Mô hình tổng hợp ảnh MR từ CT dựa trên dữ liệu **không ghép cặp**
- ❑ Nâng cao chất lượng vùng cần quan tâm (gan, khối u,...)
- ❑ Làm giàu dữ liệu cho các tác vụ trong Y học như phân đoạn (segmentation) nổi riêng và cho các mô hình học sâu khác nói chung



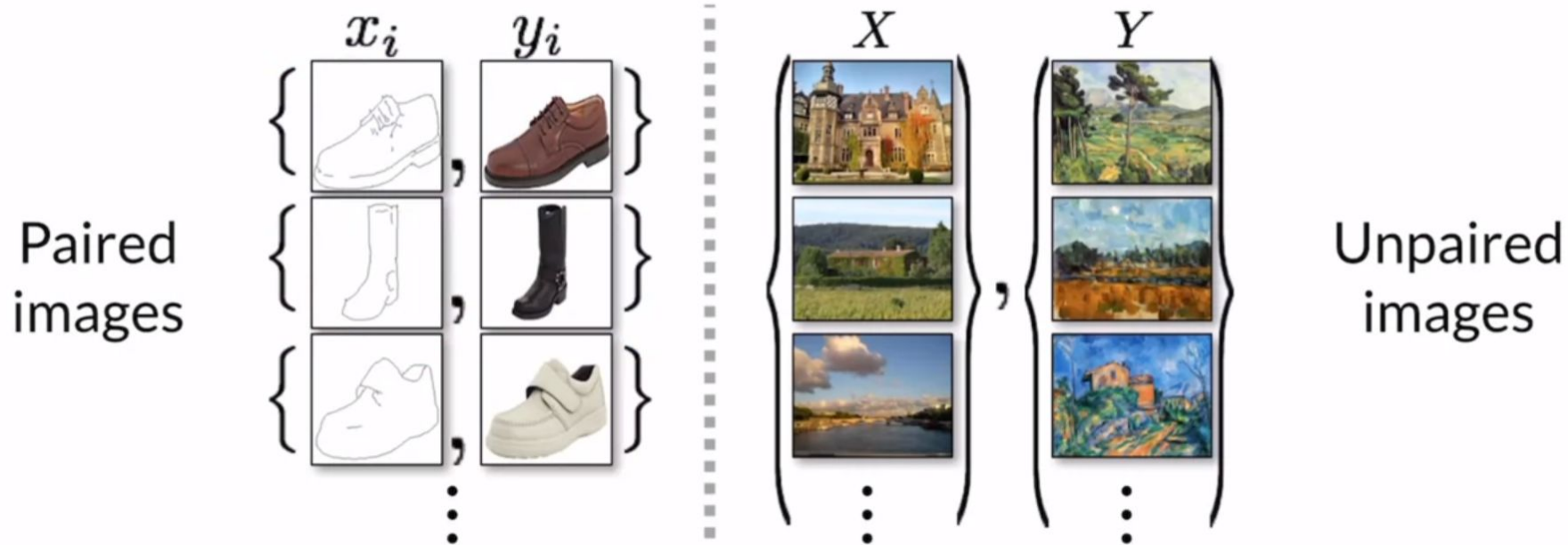
02

CÁC CÔNG TRÌNH LIÊN QUAN

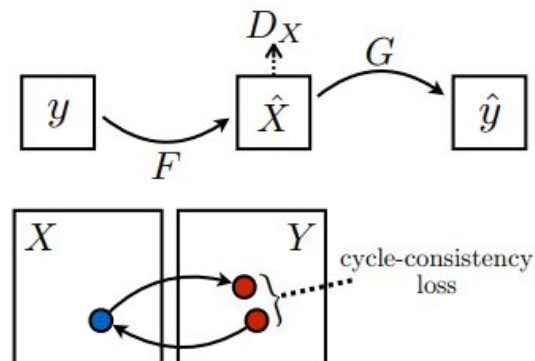
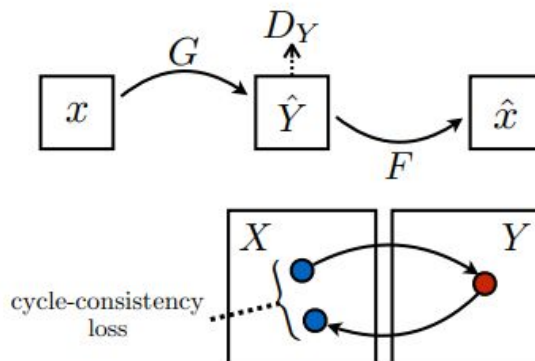
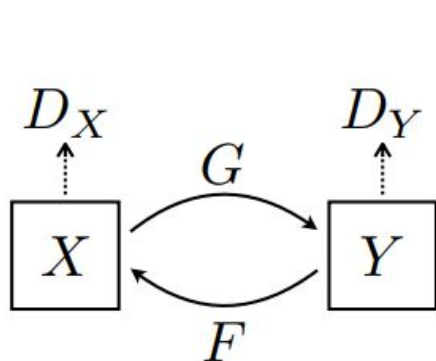
GAN - Generative Adversarial Network



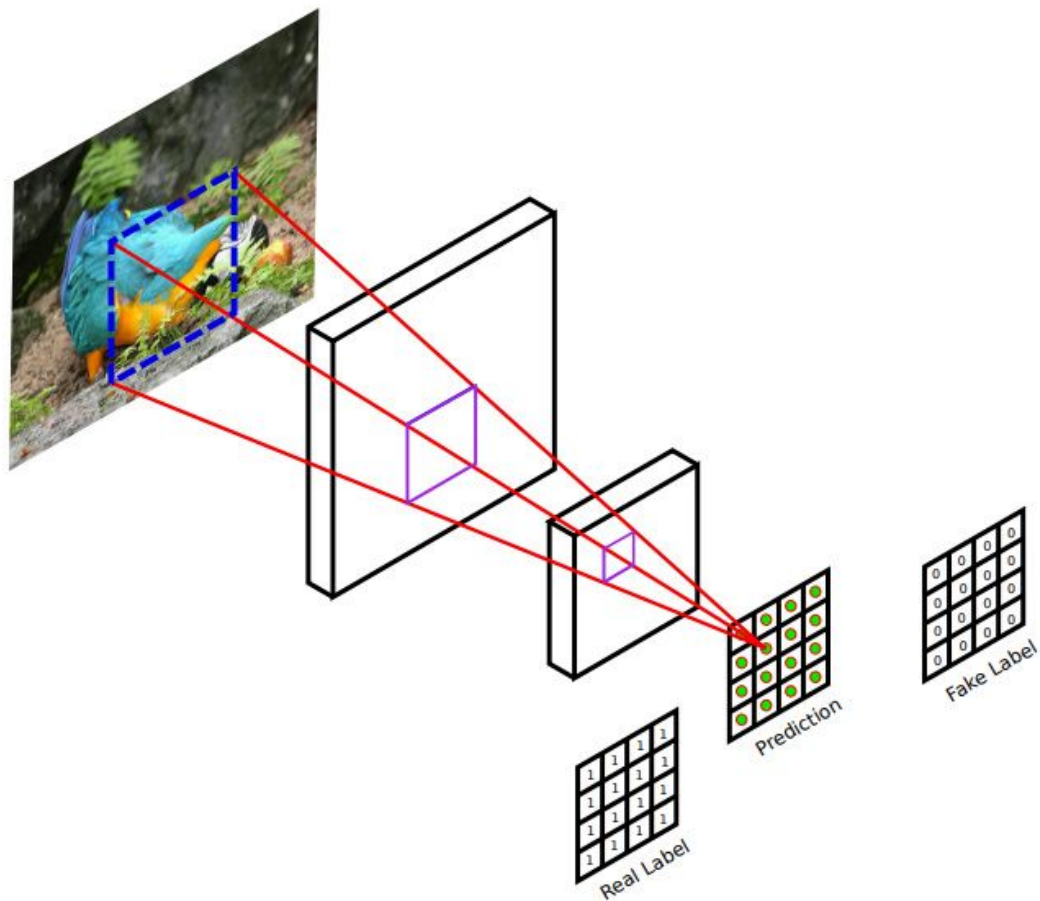
CycleGAN



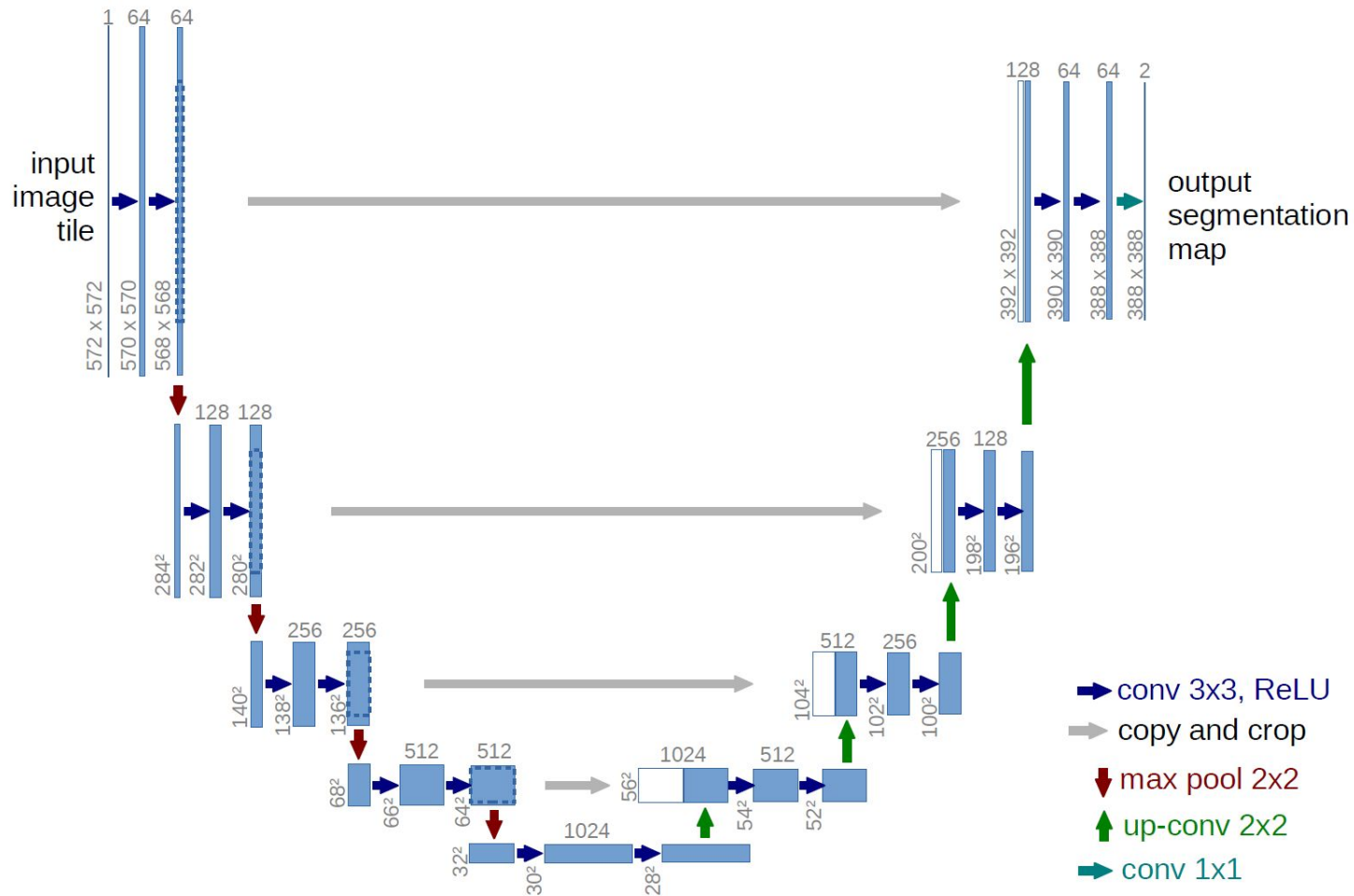
CycleGAN



PatchGAN

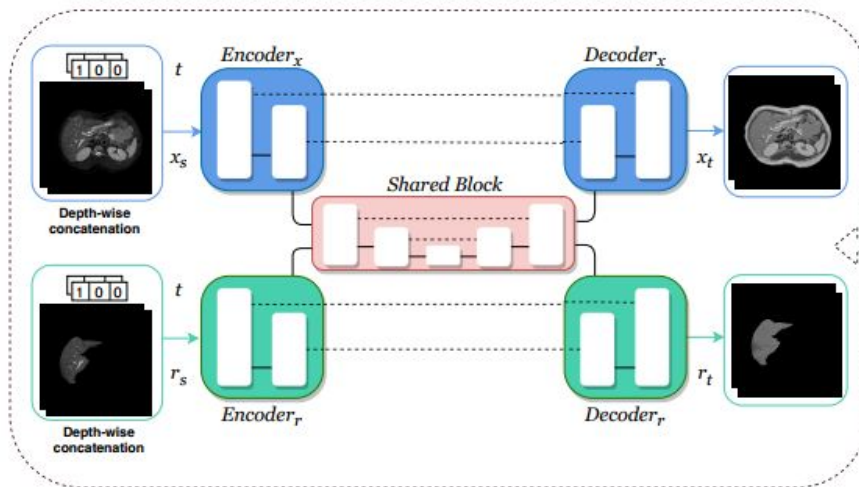


U-Net

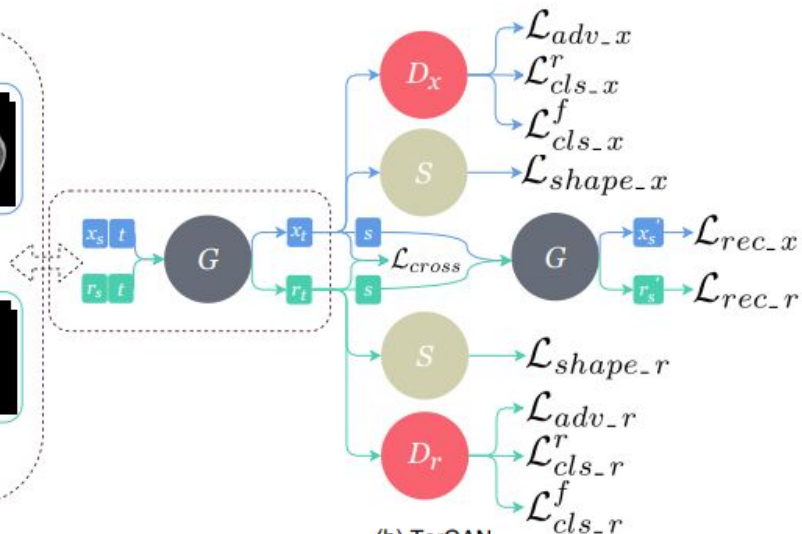


TarGAN - Target aware generative adversarial networks

- Bên cạnh toàn bộ lát cắt, mô hình cũng tập trung nâng cao chất lượng của vùng quan tâm (lá gan)

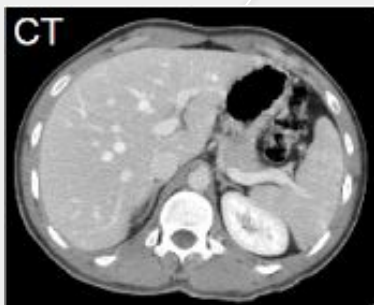


(a) Generator structure of TarGAN

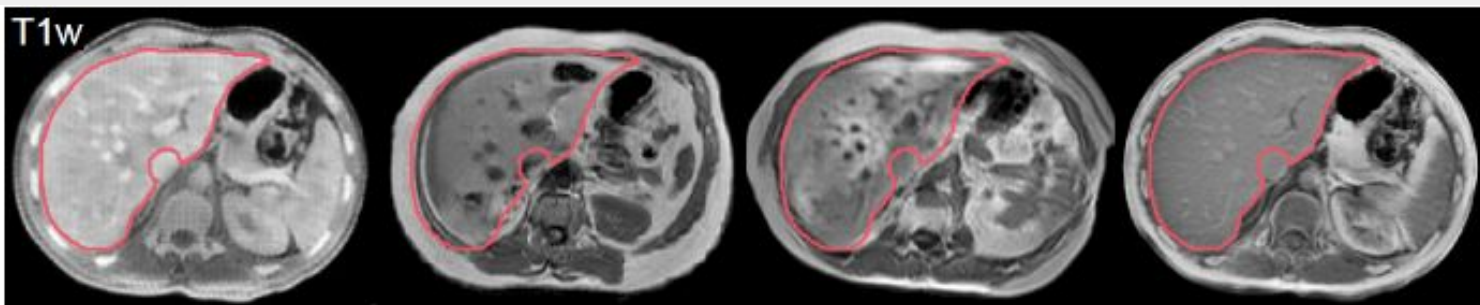


(b) TarGAN

TarGAN - Target aware generative adversarial networks



Nguồn



StarGAN

CSGAN

ReMIC

TarGAN

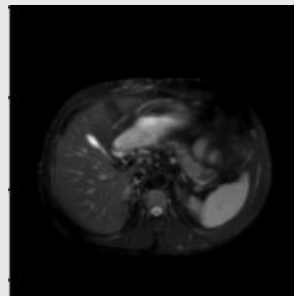
03

PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

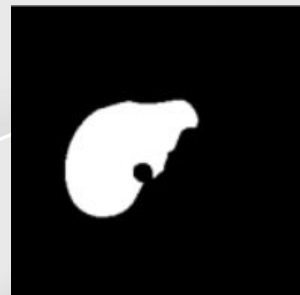
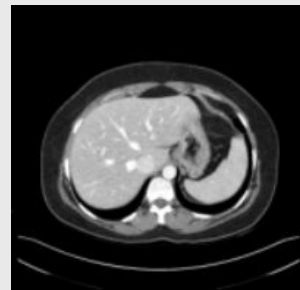
Bộ dữ liệu

- ❑ **CHAOS dataset** - Combined (CT-MR) Healthy Abdominal Organ Segmentation
- ❑ Chứa các lát cắt vùng bụng ở dạng CT, MR
- ❑ Chứa các mặt nạ (mask) vùng gan
- ❑ Dữ liệu **không ghép cặp (unpaired dataset)**

MRI

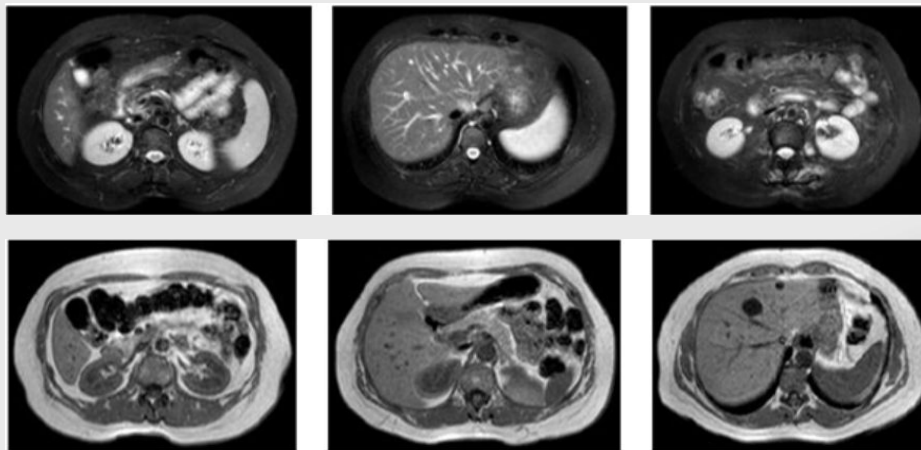


CT



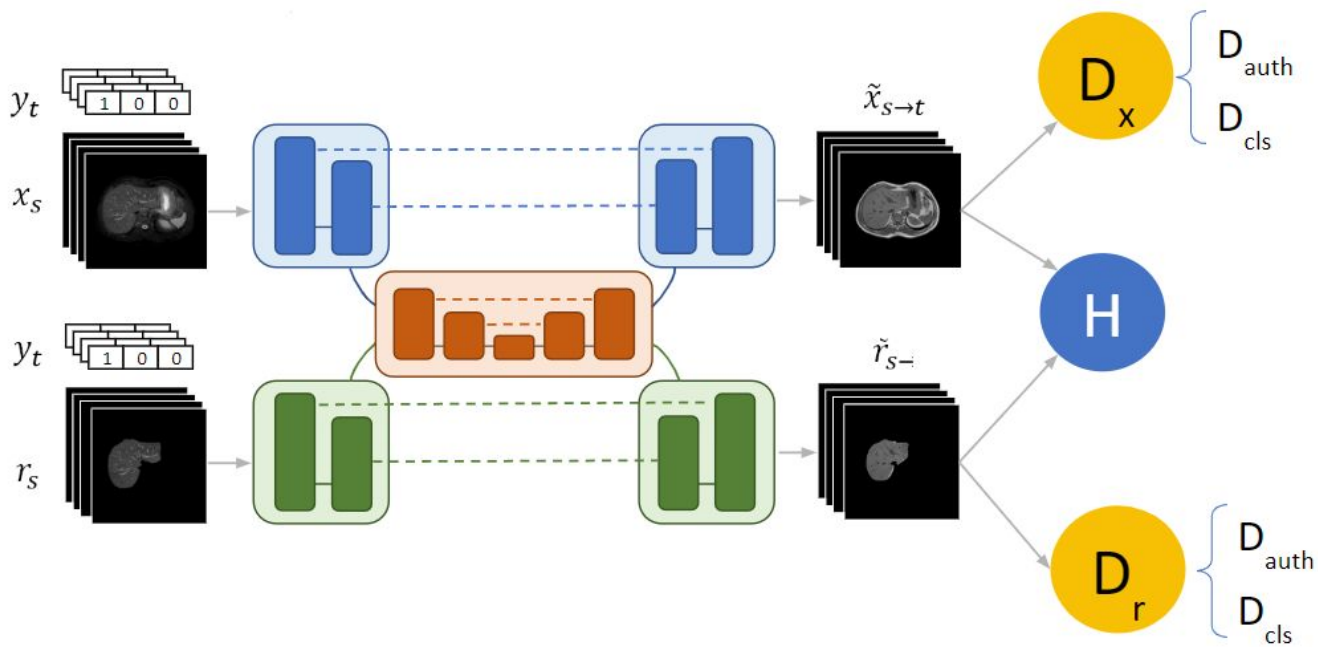
Bộ dữ liệu

- ❑ Chuỗi xung T2-SPiR thích hợp hơn trong nghiên cứu về gan
 - ❑ Phân tích dễ dàng nhu mô gan do đã loại bỏ hàm lượng mỡ
 - ❑ Quan sát rõ mạch máu trong gan
 - ❑ Các cạnh của cơ quan nội tạng được hiển thị rõ nét
 - ❑ Các cơ quan nội tạng kề nhau phân biệt rõ ràng
- ❑ Chuỗi xung T1 thích hợp nghiên cứu về máu và các mô giàu protein
 - ❑ Giúp xác định mức độ nhiễm mỡ của gan



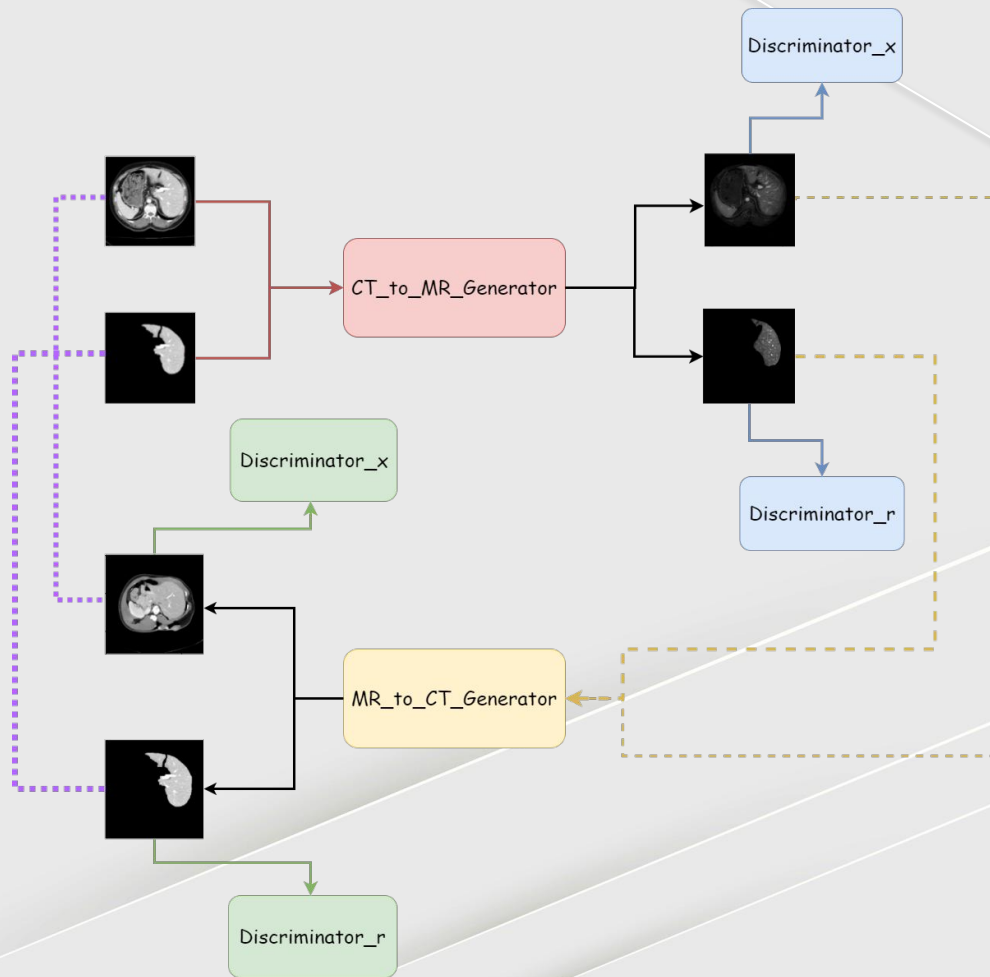
Mô hình đề xuất

- ❑ Mô hình TarGAN
- ❑ Kế thừa từ StarGAN - mô hình ứng dụng trong các tác vụ sinh ảnh đa thể thức



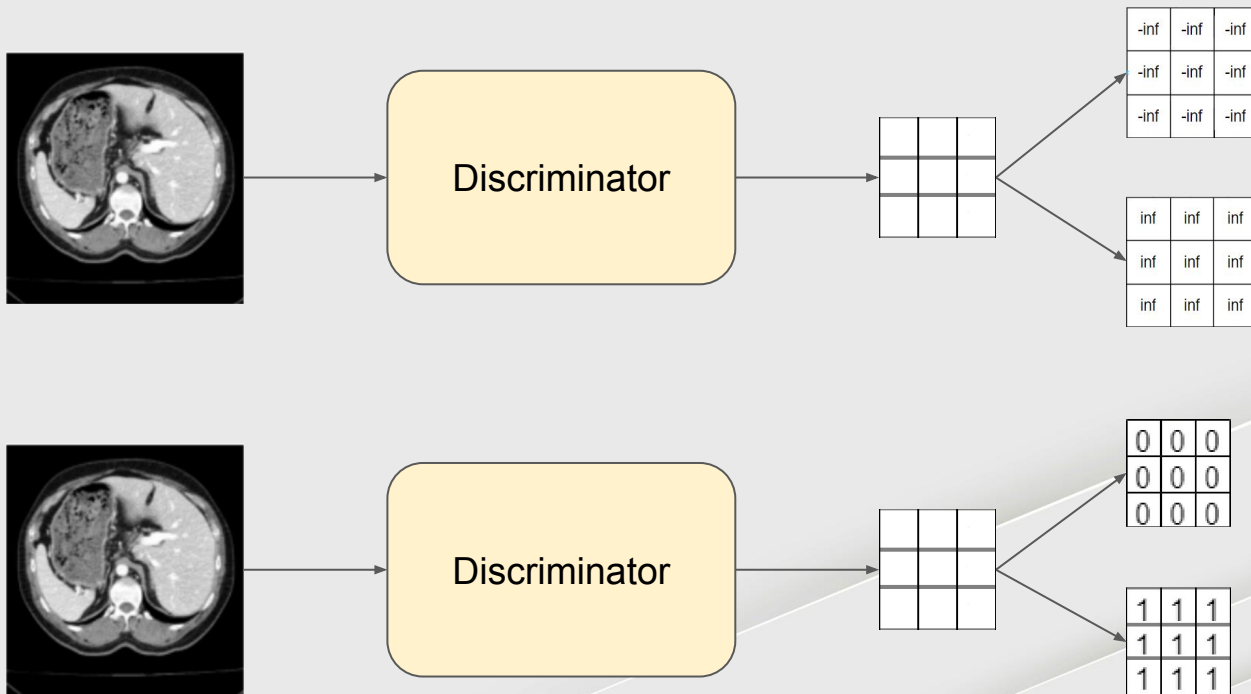
Mô hình đề xuất

- ❑ Cải tiến dựa trên ý tưởng của TarGAN
- ❑ Tích hợp thêm một bộ Generator sinh ảnh từ MRI về lại CT
=> Áp dụng Reconstruction Loss (hàm mất mát tái tạo ảnh)
- ❑ Giảm một số hàm mất mát được sử dụng ở TarGAN



Mô hình đề xuất

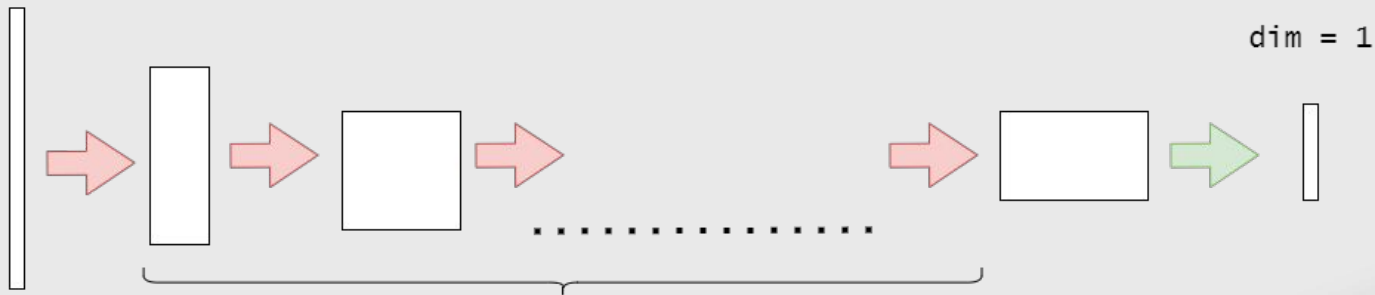
- ❑ Hàm mất mát đối kháng (Adversarial loss) giúp mô hình sinh ảnh trong “thật” hơn
- ❑ Wasserstein loss không phù hợp với kiến trúc PatchGAN của discriminator
- ❑ Thay Wasserstein loss thành Least Square loss (hàm bình phương nhỏ nhất)



Mô hình đề xuất

- ❑ Giảm độ phức tạp của bộ phân loại discriminator
- ❑ Giảm số lượng lớp trong discriminator (6 xuống còn 3 lớp)

dim = 1



Số lượng layer có thể tinh chỉnh



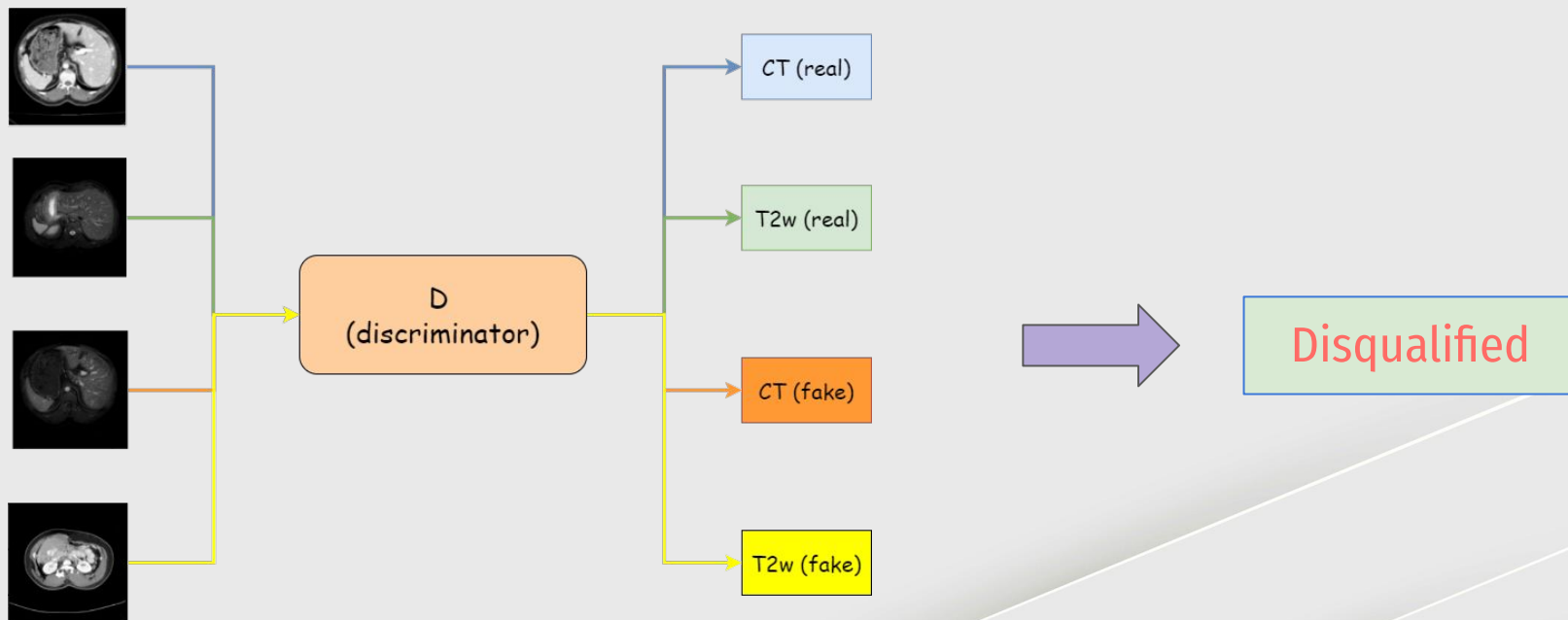
Conv, stride = 2



1x1 Conv, stride = 1

Mô hình đề xuất

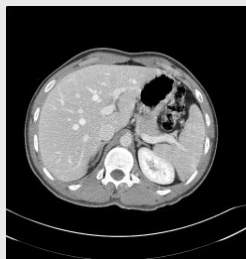
- ❑ Loại bỏ hàm mất mát truy vết nguồn gốc (modality-classification loss) trong Discriminator



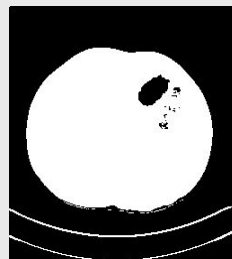
$$\mathcal{L}_{cls}^r = \mathbb{E}_{x_s, s}[-\log D_{cls_x}(s|x_s)] + \lambda_u \mathbb{E}_{x_t, s'}[-\log D_{cls}(s'|x_t)]$$

Mô hình đề xuất

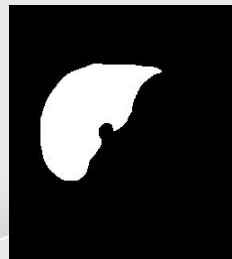
- ❑ Bộ kiểm soát hình dáng ảnh - Shape Controller phụ thuộc vào Modality Loss
- ❑ Loại bỏ Shape Controller
- ❑ Giảm độ phức tạp cho mô hình, giảm thời gian huấn luyện



SHAPE
CONTROLLER



Disqualified



04

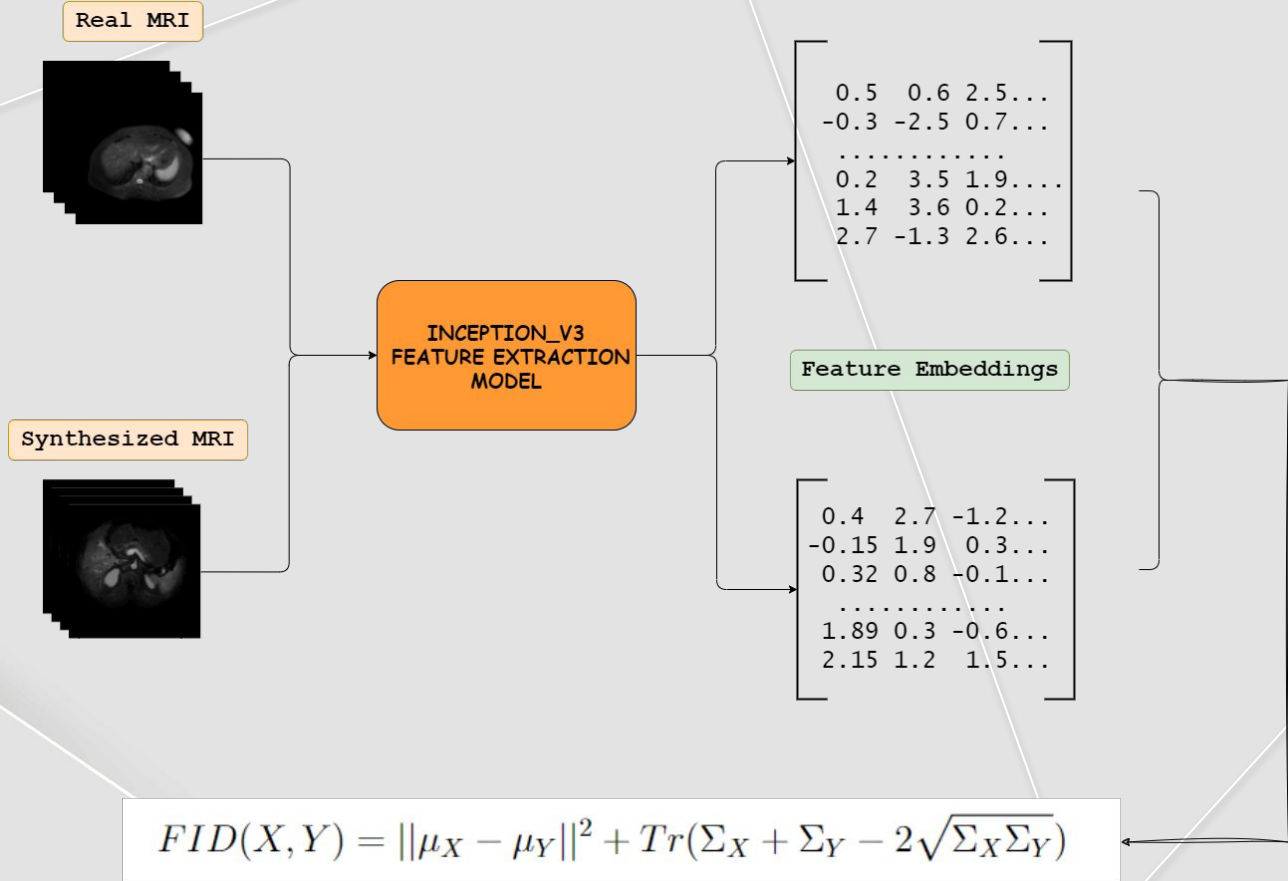
KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Dữ liệu huấn luyện

Modality	MR	CT
<i>Training Set</i>	506	523
<i>Validation Set</i>	55	51
<i>Testing Set</i>	117	81

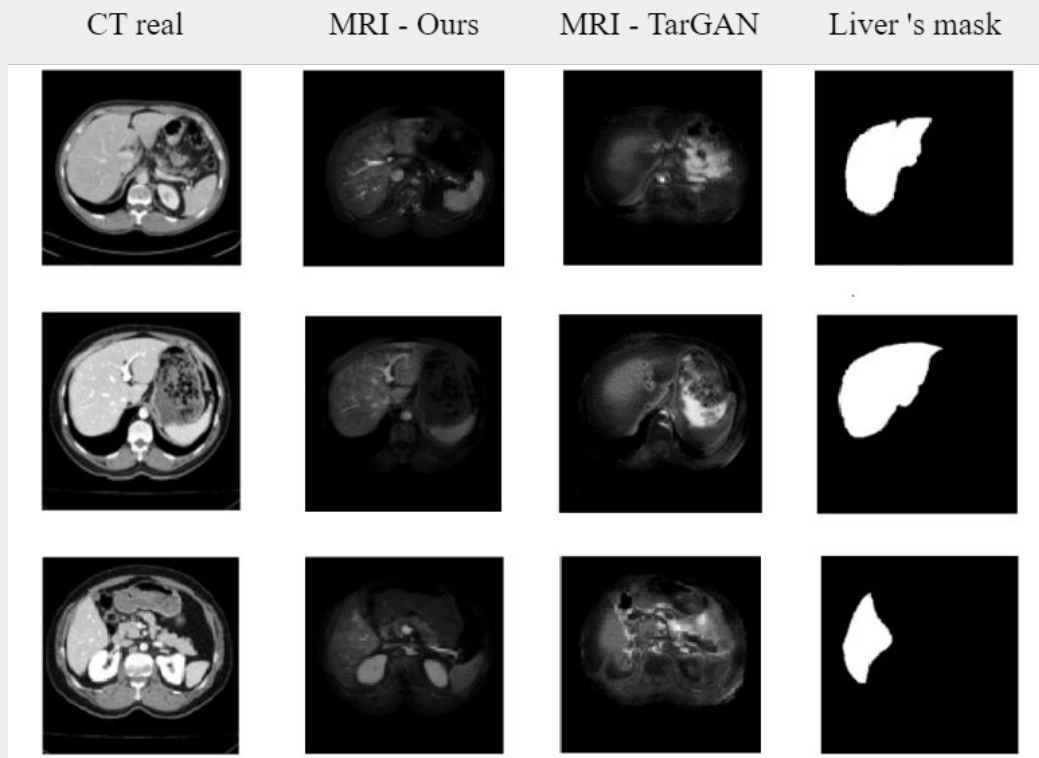
Độ đo đánh giá - Metric

❏ FID score

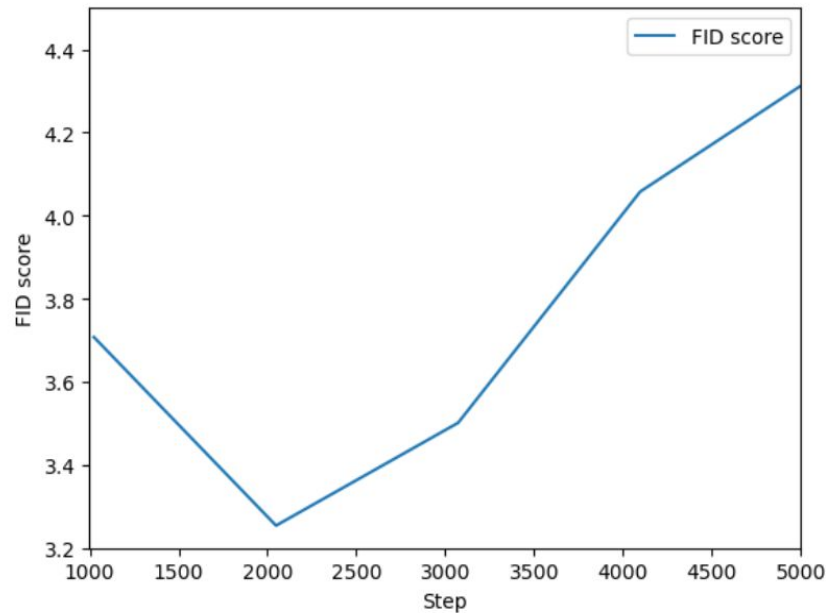
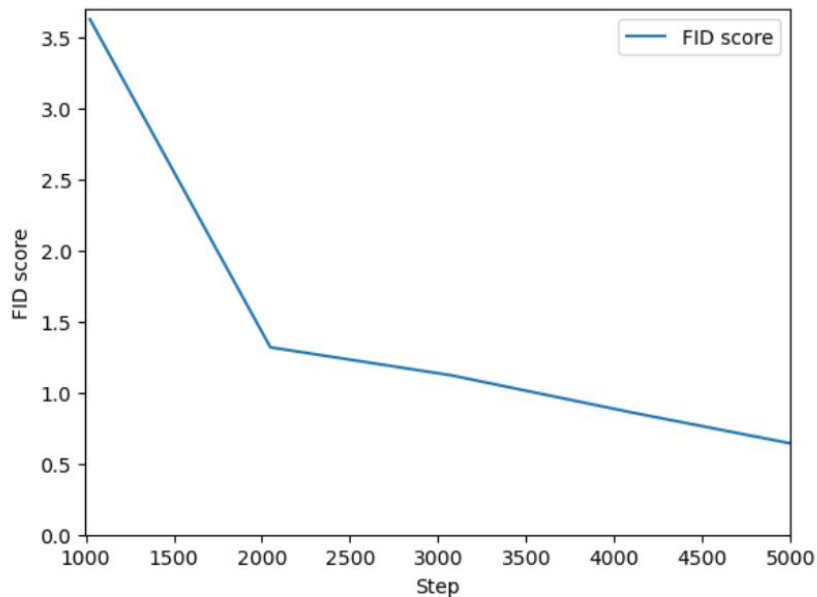


FID Score

Kiến trúc	FID Score
TarGAN	0.2431
Kiến trúc đề xuất	0.2274

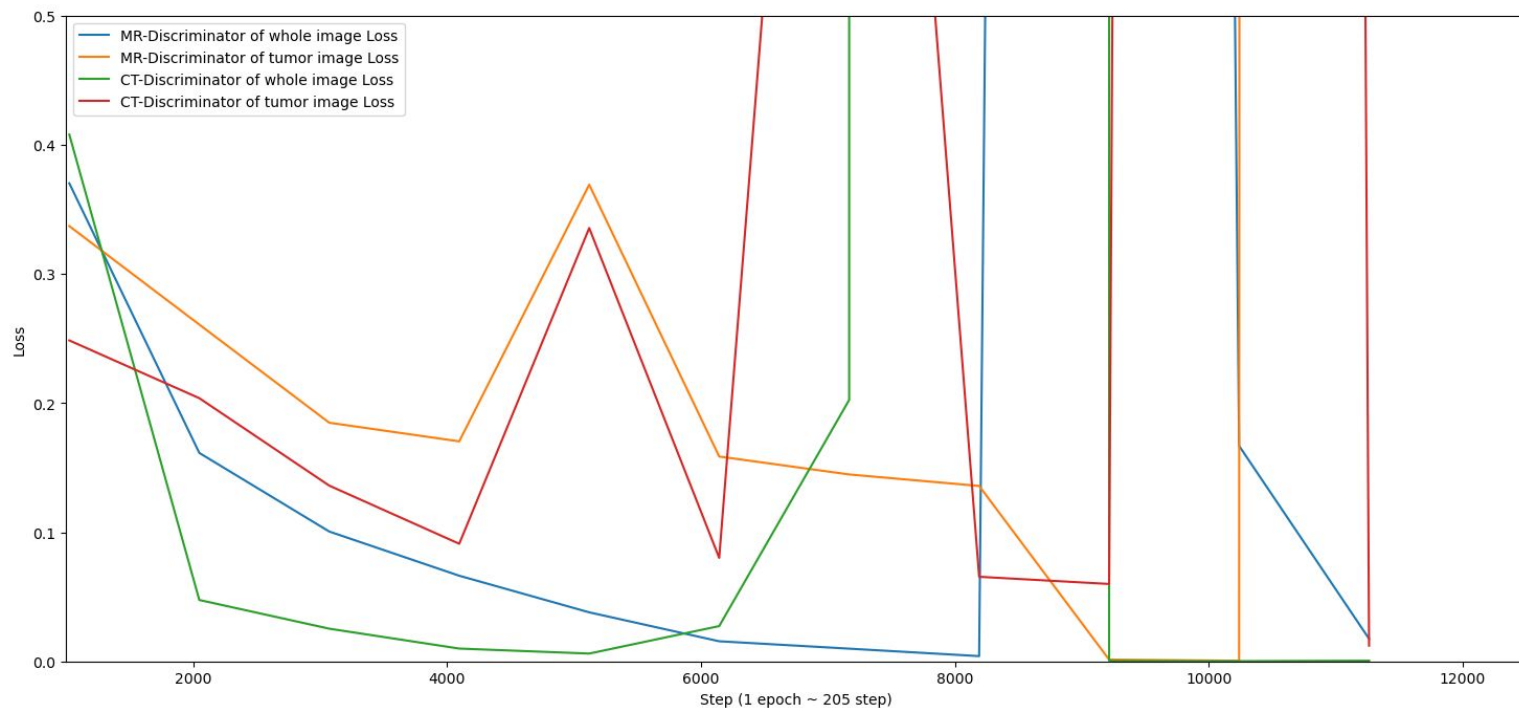


Giảm số lượng layer trong Discriminator



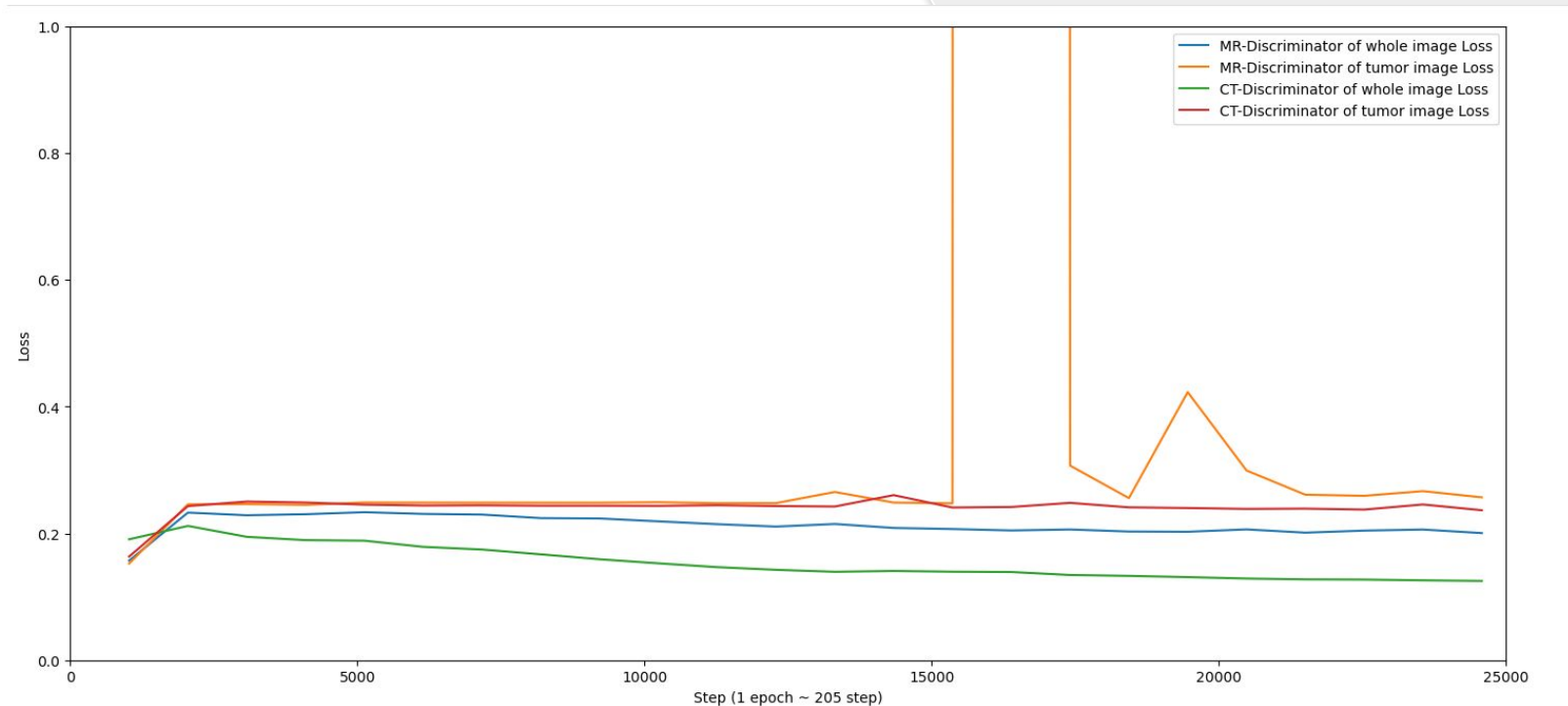
FID score trong quá trình huấn luyện với discriminator có **3** lớp (trái) và **6** lớp (phải)

Giảm số lượng layer trong Discriminator



Discriminator với 6 lớp

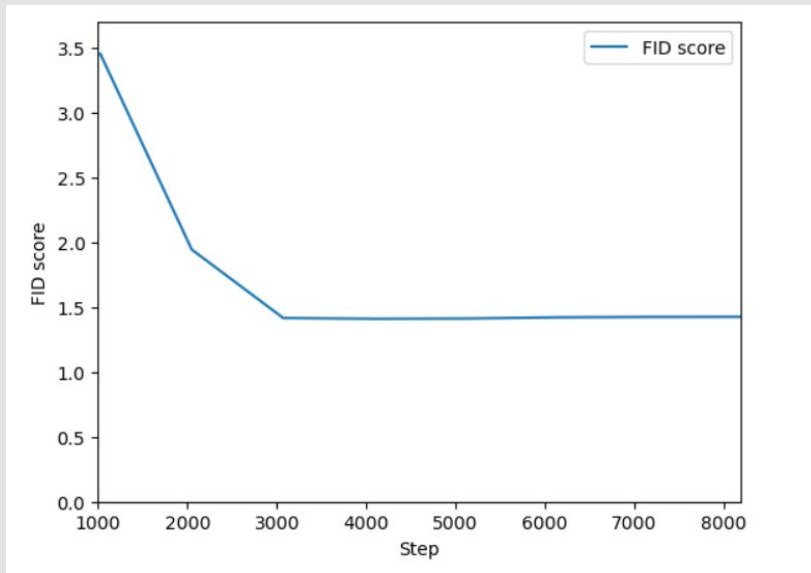
Giảm số lượng layer trong Discriminator



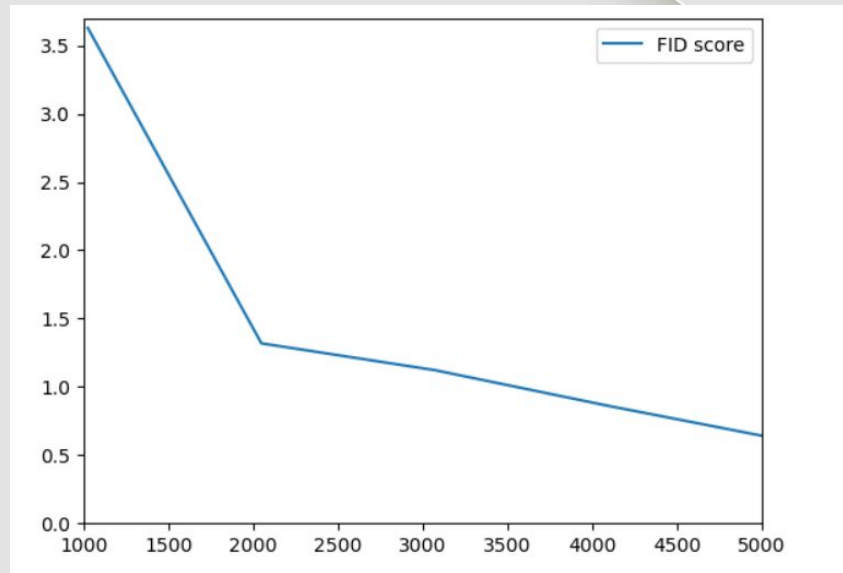
Discriminator với 3 lớp

Wasserstein Loss vs Least square Loss

- ❑ Chất lượng ảnh không tốt hơn
- ❑ FID-score không tốt hơn



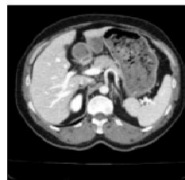
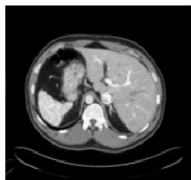
Wasserstein Loss



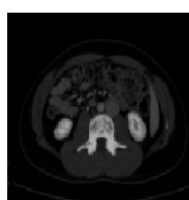
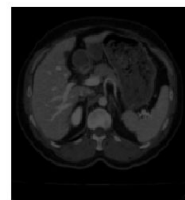
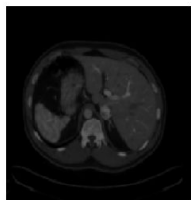
Least Square Loss

Wasserstein Loss và Least square Loss

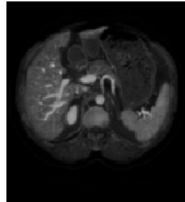
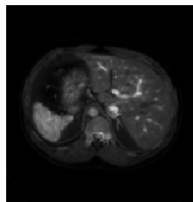
Ảnh CT thật



Ảnh MRI tổng hợp
(Wasserstein Loss)

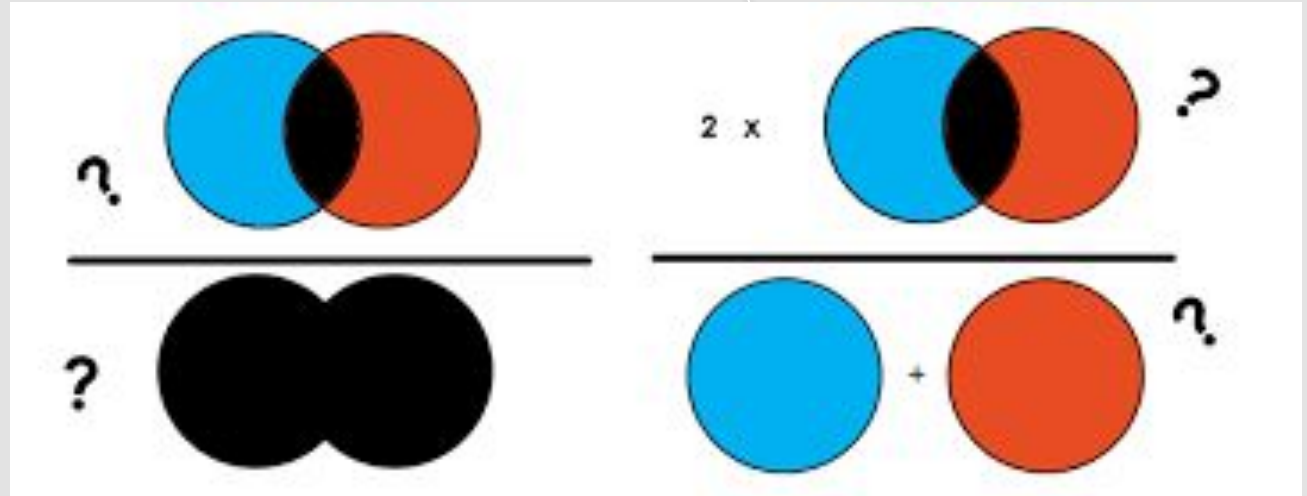


Ảnh MRI tổng hợp
(Least square Loss)



Độ đo đánh giá - Downstream task

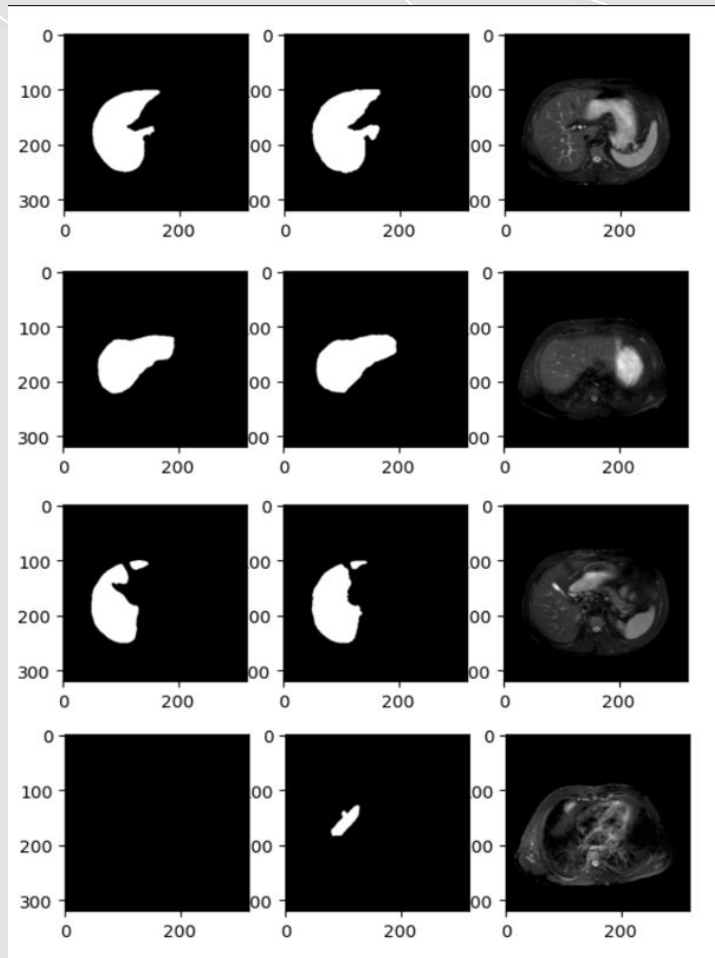
❑ DICE coefficient



Phân khúc gan - nnUNet

Dữ liệu huấn luyện	DICE
MRI (T2)	0.9131
MRI (T2) + MRI tổng hợp	0.9205

Dữ liệu huấn luyện nnUNet		
Split	MR	MR + Synthesized MR
Train & Dev (80-20)	506	506 + 55
Test	117	117



Kết quả
phân khúc

Ground-
truth

Ảnh MRI

05

**KẾT LUẬN VÀ
HƯỚNG PHÁT TRIỂN**

Kết luận

- Đề xuất mô hình mới phù hợp với bộ dữ liệu và mục tiêu nghiên cứu.
- Phân tích, chứng minh vai trò của các thành phần thay đổi trong mô hình đề xuất (thay đổi tham số mô hình, loại bỏ các hàm Loss không liên quan, thay đổi hàm Loss phù hợp với mô hình).
- Thực nghiệm trên tác vụ phân khúc hình ảnh bằng nnUNet chứng minh được ảnh MRI tổng hợp là nguồn dữ liệu phù hợp cho bài toán trên ảnh y khoa.
- **Hướng phát triển:** Trong tương lai, ta có thể khắc phục mô hình bằng thử nghiệm thêm các kiến trúc khác trong bài toán sinh ảnh như UNIT,... để có thể đưa ra được những đánh giá tốt hơn. Ngoài ra có thể áp dụng thêm một số phương pháp như thêm nhiễu vào ảnh trong quá trình huấn luyện để từ đó sinh ra những bức ảnh ít nhiễu hơn.

CẢM ƠN QUÝ THẦY CÔ ĐÃ THEO DÕI