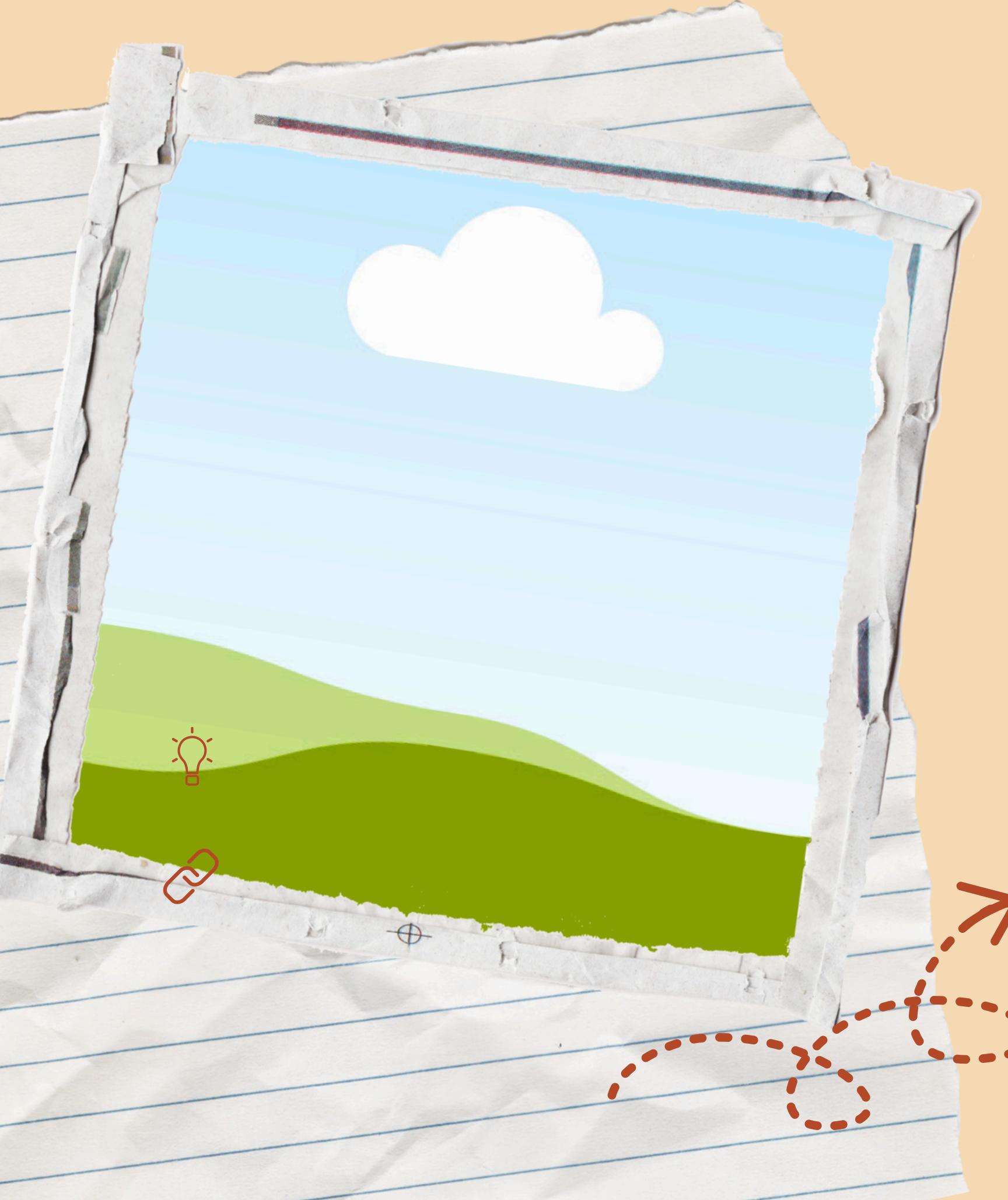


PHỤC CHẾ ẢNH CŨ BẰNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Giảng viên hướng dẫn : KS. Trần Tấn Thành



THÀNH VIÊN NHÓM

Nguyễn Trường An - 21010151

Đặng Văn Thoại - 21100901

Bùi Thị Ngọc Trân - 21004231

MÔ TẢ BÀI TOÁN



Phục chế ảnh cũ là quá trình khôi phục lại chất lượng và chi tiết của các bức ảnh bị hư hỏng do thời gian, điều kiện lưu trữ hoặc lỗi kỹ thuật. Bài toán đặt ra là sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là học sâu và mô hình GAN, để tự động phục hồi ảnh cá nhân bị nhiễu, biến dạng màu sắc, hoặc mất mảng bất quy tắc, nhằm bảo tồn giá trị cảm xúc và lịch sử của ảnh.





PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN

CÁC THƯ VIỆN CHÍNH



OpenCV

NumPy

Matplotlib

Scikit-image

Pathlib

PyTorch

TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU VÀ TẠO ẢNH HỎNG

Áp dụng ba loại biến dạng lên ảnh gốc:

- Nhiều Gaussian ảnh gốc được thêm nhiễu ngẫu nhiên theo phân phối Gaussian với trung bình 0 và độ lệch chuẩn $\sigma = 25$
- Biến dạng màu sắc ảnh được chuyển sang không gian màu HSV để dễ dàng điều chỉnh độ bão hòa và độ sáng
- Vùng mất mảng bất quy tắc: Tạo ra 3 vùng đa giác bất quy tắc với số đỉnh ngẫu nhiên từ 6 đến 10, kích thước vùng từ 80 đến 200 pixel, đặt ngẫu nhiên trên ảnh.

Mô phỏng các hỏng hóc thực tế như ảnh cũ phai màu, trầy xước, mất chi tiết.

KẾT QUẢ

Ảnh gốc

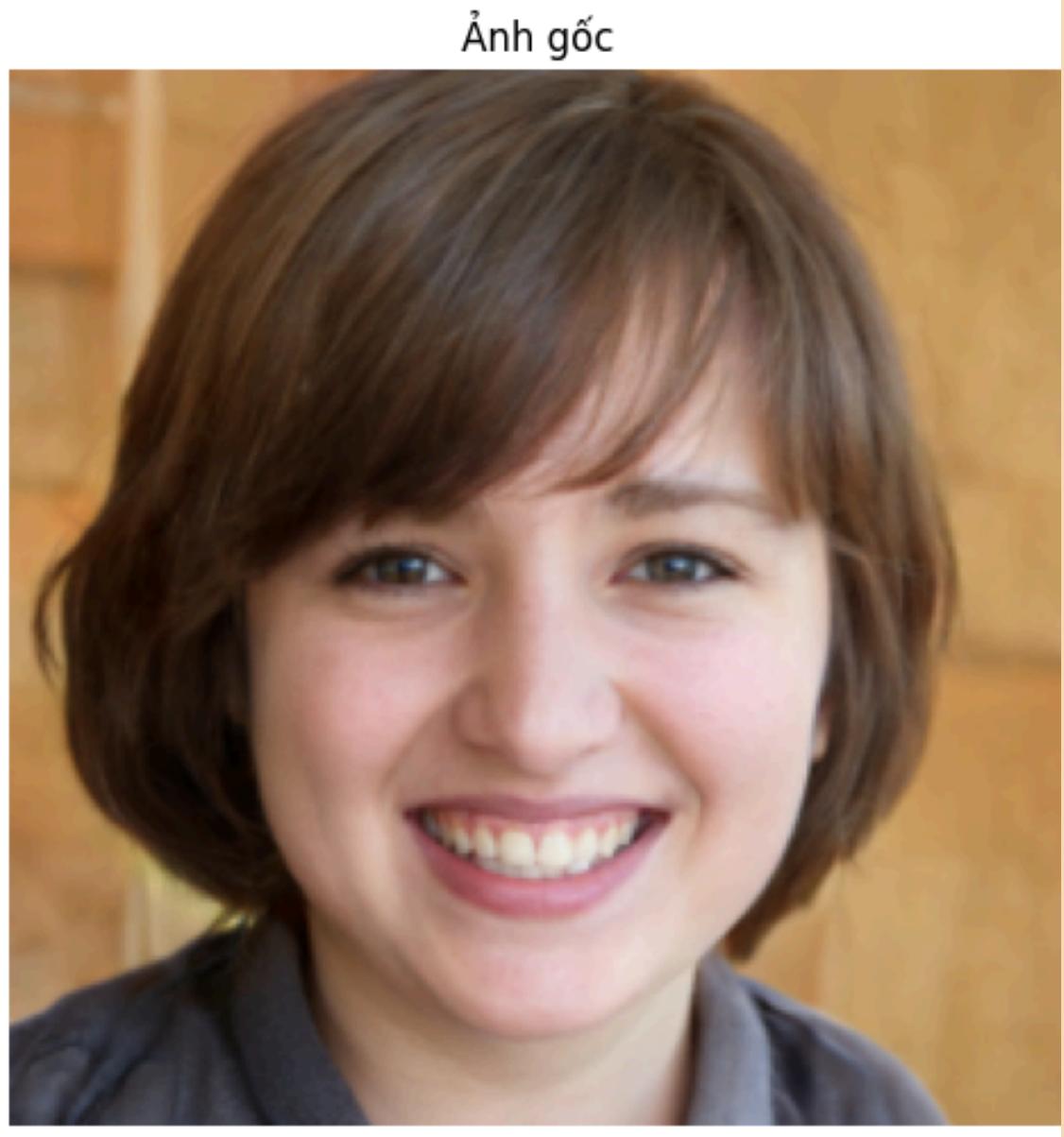


Ảnh hỏng



KẾT QUẢ

Ảnh gốc



KẾT QUẢ

Ảnh gốc



Ảnh hỏng



PHỤC HỒI ẢNH BẰNG MÔ HÌNH HỌC SÂU

Mô hình GAN

Generator :

- Encoder: 3 lớp Conv2d giảm kích thước ảnh.
- Decoder: 3 lớp ConvTranspose2d tăng kích thước ảnh.
- BatchNorm + ReLU, lớp cuối Tanh chuẩn hóa [-1,1]

Discriminator:

- 4 lớp Conv2d tăng số kênh ($3 \rightarrow 64 \rightarrow 128 \rightarrow 256 \rightarrow 1$)
- LeakyReLU + BatchNorm, cuối Sigmoid

PHỤC HỒI ẢNH BẰNG MÔ HÌNH HỌC SÂU

Mô hình GAN với U-net

Generator (U-Net):

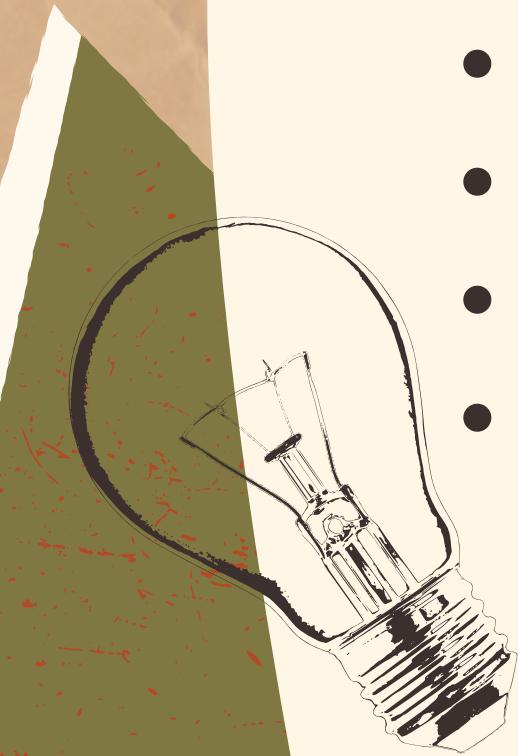
- Encoder gồm các lớp Conv2d giảm kích thước ảnh, tăng số kênh và lưu đặc trưng ở mỗi tầng.
- Decoder gồm các lớp ConvTranspose2d tăng kích thước ảnh, giảm số kênh, kết hợp skip connections từ encoder để phục hồi chi tiết tốt hơn.
- Các lớp dùng BatchNorm và ReLU; lớp cuối dùng Tanh chuẩn hóa ảnh đầu ra trong khoảng [-1, 1].

Discriminator:

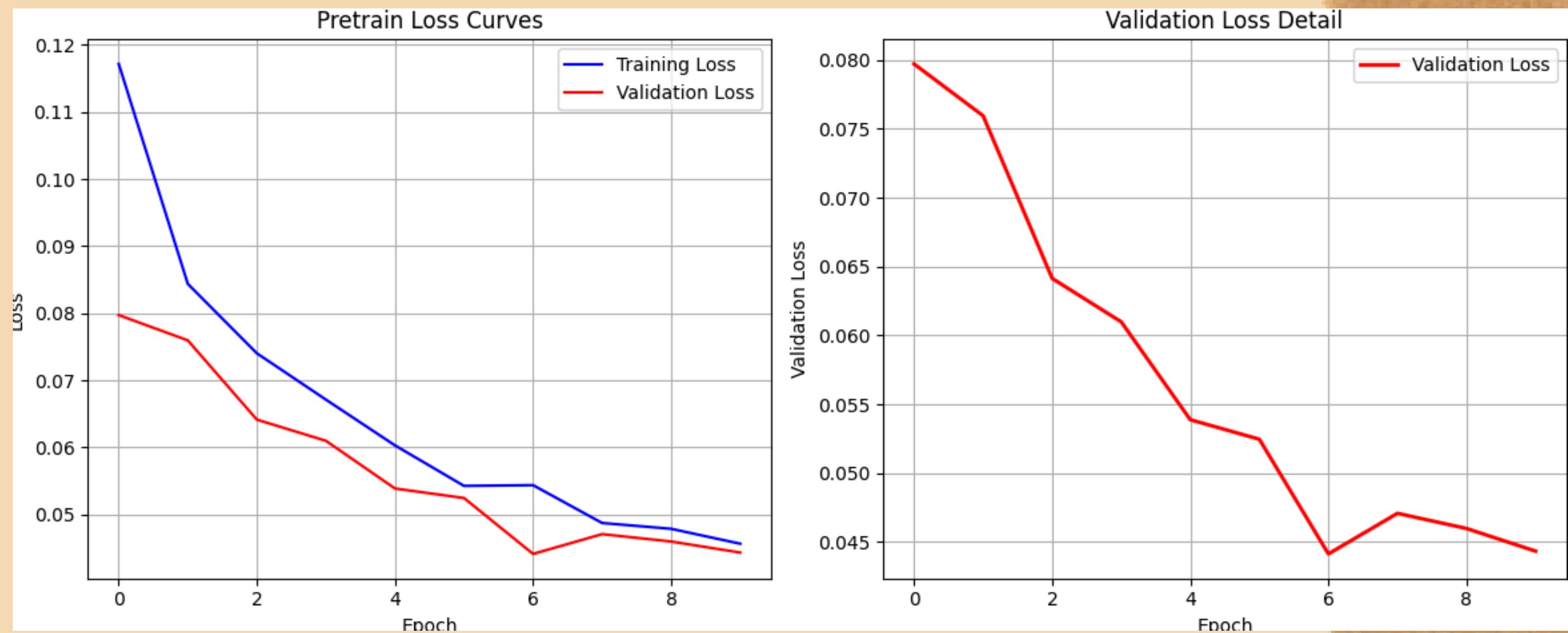
- Mạng CNN đơn giản, ví dụ PatchGAN, gồm các lớp Conv2d tăng dần số kênh, dùng LeakyReLU và BatchNorm, lớp cuối sigmoid cho xác suất thật/giả.

ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

- Mô hình GAN U-Net đạt SSIM ~0.61, PSNR ~17.9 dB, phục hồi tốt nhiễu và màu sắc so với GAN.
- Độ nhiễu của ảnh còn nhiều.
- Khó phục hồi vùng mất mảng lớn.
- GAN U-Net phục hồi rõ nét ảnh, màu tự nhiên hơn ảnh hỏng.
- GAN U-Net biểu đồ loss giảm đều, huấn luyện ổn định hơn so với GAN.

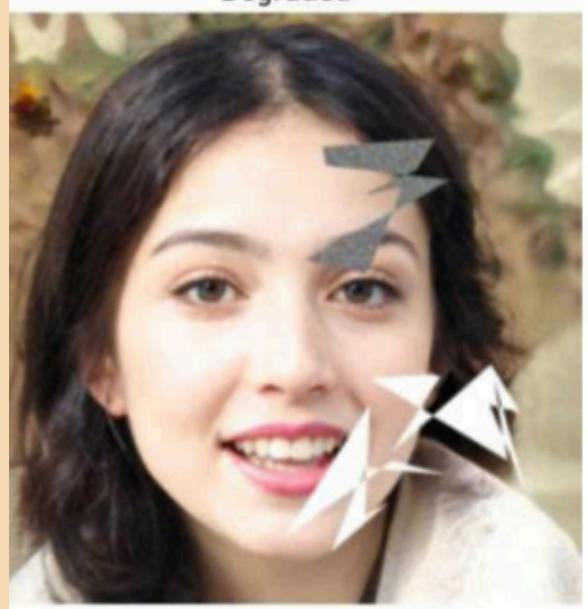


TRỰC QUAN

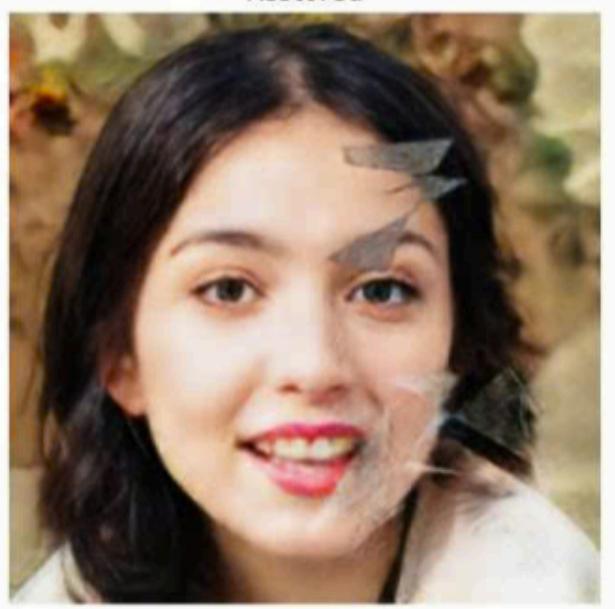


KẾT QUẢ

GAN



Degraded



Restored



Original



Degraded

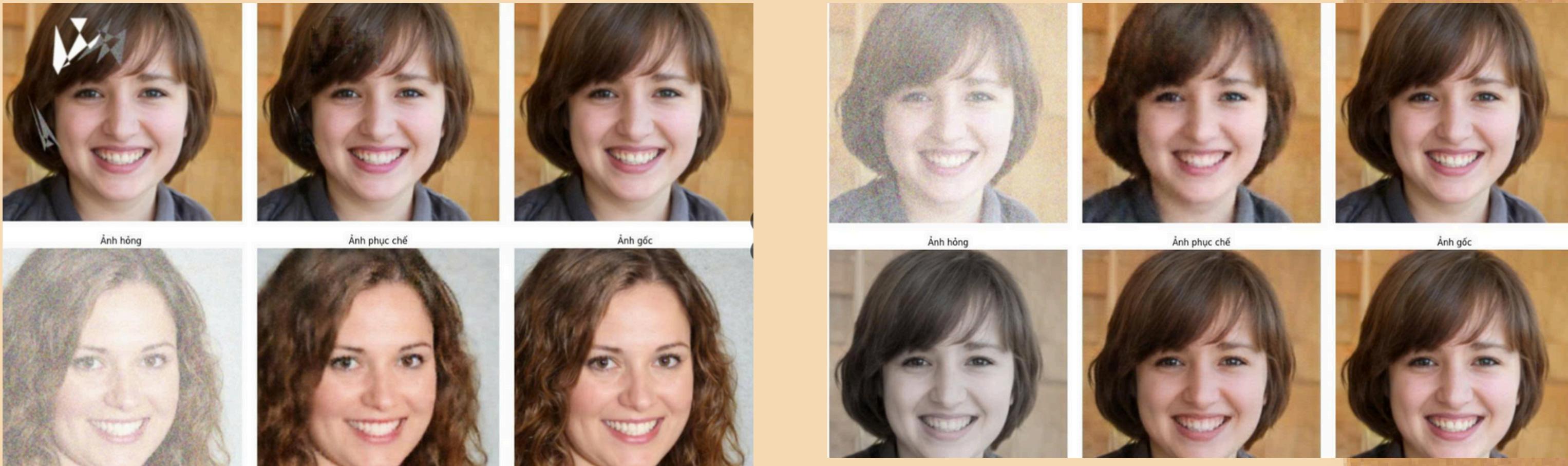
Restored

Original



KẾT QUẢ

GAN VỚI U-NET



KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN



KẾT LUẬN

- ✓ GAN với kiến trúc U-Net cải thiện rõ rệt so với GAN đơn giản nhờ skip connections, giúp giữ lại chi tiết và tái tạo ảnh sắc nét hơn.
- ✓ U-Net kết hợp PatchGAN Discriminator tăng cường tính chân thực, đặc biệt hiệu quả với nhiễu Gaussian và biến dạng màu sắc.
- ✓ GAN đơn giản phục hồi ảnh kém hơn, dễ bị nhòe và mất chi tiết, đặc biệt với vùng mất mảng lớn.
- ✓ U-Net vẫn gặp khó khăn với vùng mất mảng lớn nhưng kết quả tốt hơn đáng kể.
- ✓ U-Net đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn hơn và thời gian huấn luyện dài hơn.



HƯỚNG PHÁT TRIỂN

- Mở rộng hỏng hóc (mờ, biến dạng hình học, JPEG artifacts).
- Thử nghiệm trên ảnh không phải chân dung (cảnh quan, tài liệu lịch sử).
- Phát triển API cho ứng dụng thương mại và bảo tồn di sản.



THANK YOU!