BẢO VỆ HÌNH ẢNH KHỎI MÔ HÌNH MÁY HỌC BẰNG MIẾNG VÁ ĐỐI KHÁNG NGỤY TRANG TỰ NHIÊN.

PROTECTING IMAGES FROM MACHINE LEARNING MODELS USING NATURALLY CAMOUFLAGED ADVERSARIAL PATCHES.

Huỳnh Chí Nhân- 22520996

Nguyễn Hồ Nam – 22520915

Tóm tắt

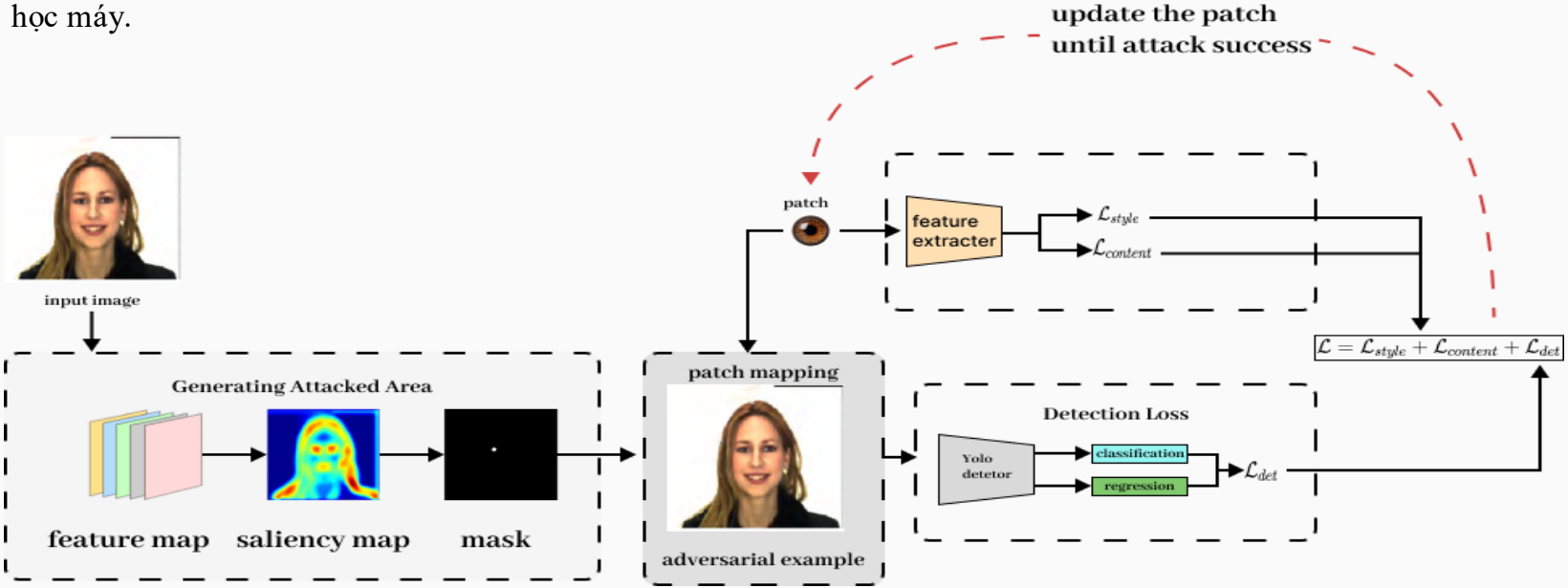
Huỳnh Chí Nhân
22520996

Nguyễn Hồ Nam
22520915

- Lớp: CS519.P11
- Link Github của nhóm: https://github.com/nhanhuynh123/CS519.P11
- Link YouTube video:

Giới thiệu

- **Deepfake** là một mô hình trí tuệ nhân tạo mạnh mẽ, có khả năng tái tạo hình ảnh, video, và âm thanh tương tự như của một cá nhân bất kỳ. **Deepfake** mang tính giải trí cao nhưng cũng tiềm ẩn nguy cơ bị lạm dụng.
- Tận dụng tính nhạy cảm với tấn công đối kháng của mô hình học sâu dùng **DNNs**, chúng tôi đề xuất sử dụng **Camouflaged Adversarial Patches** - một kiểu tấn công đối kháng để bảo vệ dữ liệu ảnh chống lại các mô hình học máy.



Mục tiêu

1. Thử nghiệm và đánh giá hiệu quả của **Adversarial Patches** theo định hướng **Digital Attack** trên mô hình **YOLO**.
2. Cải thiện tính tự nhiên của **Adversarial Patches** bằng kỹ thuật **Style Transfer**, đồng thời duy trì **ASR** ổn định.
3. Thiết kế và đóng gói mô hình **Camouflaged Adversarial Patches** dưới dạng module, hướng đến ứng dụng trong các hệ thống bảo mật dữ liệu ảnh cá nhân và tổ chức.

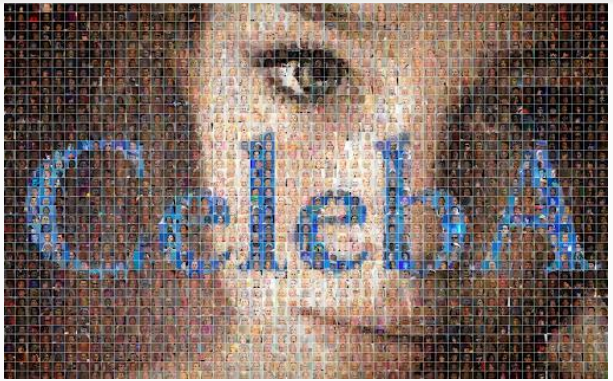
Nội dung và Phương pháp

Nội dung 1: Tìm hiểu lý thuyết về Adversarial Attack và cài đặt môi trường.

Hiểu rõ hoạt động của **Digital Attack**.

Cài đặt môi trường:

- Sử dụng bộ dữ liệu **CelebA**, gồm hình ảnh khuôn mặt người.
- Chọn mô hình phân loại **YOLOv8** làm mục tiêu tấn công.



Hình 1: Bộ dữ liệu CelebA.

Hình 2: Mô hình phát hiện YOLOv8.

Nội dung và Phương pháp

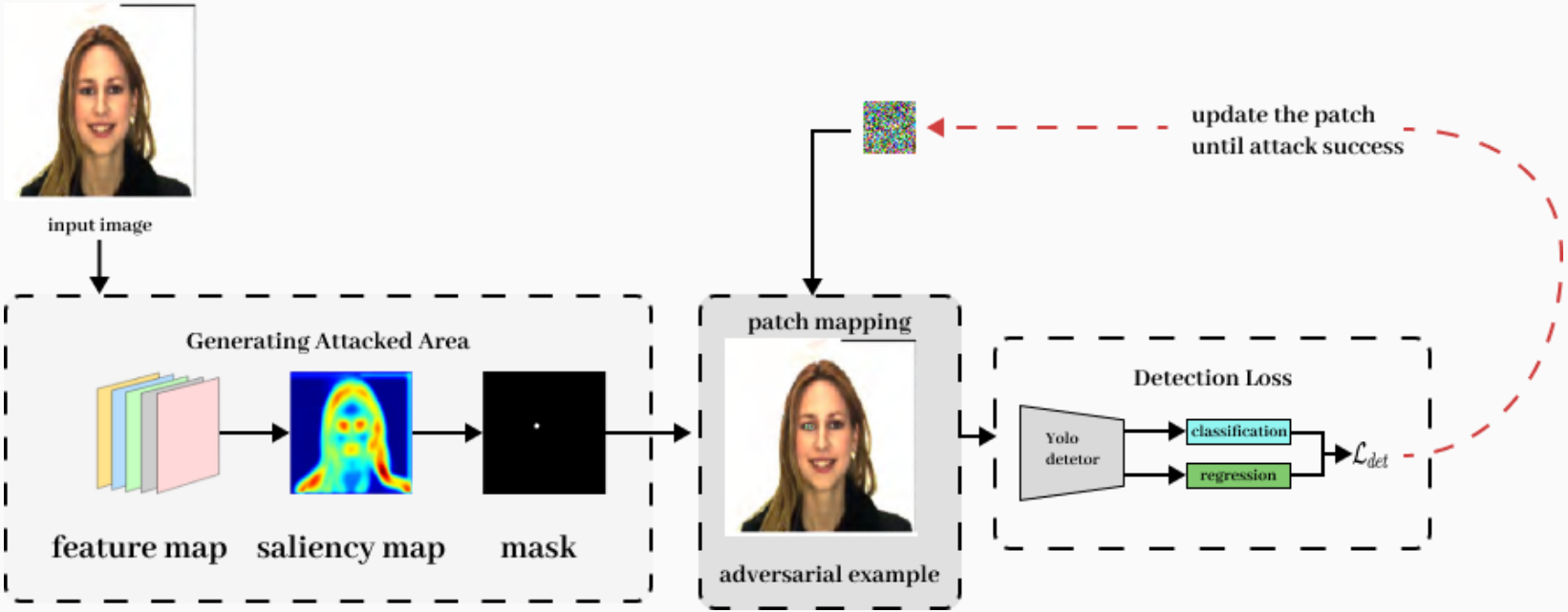
Nội dung 2: Thử nghiệm đánh giá hiệu năng của Adversarial Patch.

Cài đặt **Adversarial Patch**:

- Sử dụng **Grad-CAM++** [5] để tạo **Saliency Map**, xây dựng **Mask** xác định vị trí, kích thước của miếng vá (**Patch**) tại khu vực quan trọng đối với dự đoán của mô hình.
- Phát sinh **Adversarial Patch** theo vị trí, kích thước được chỉ định bởi **Mask**.
- Patch được tối ưu qua từng tập huấn luyện, bằng cách tối ưu hàm **Loss = Loss Detection**, từ đó miếng vá làm lệch dự đoán của mô hình về bounding box, class của vật thể trong ảnh [3].

Kiểm tra hiệu quả tấn công của **Adversarial Patches** trên bộ dữ liệu **CelebA** và mô hình **YOLO**.

Nội dung và Phương pháp



Hình 3: **Sơ đồ hoạt động của Aversarial Patches.**

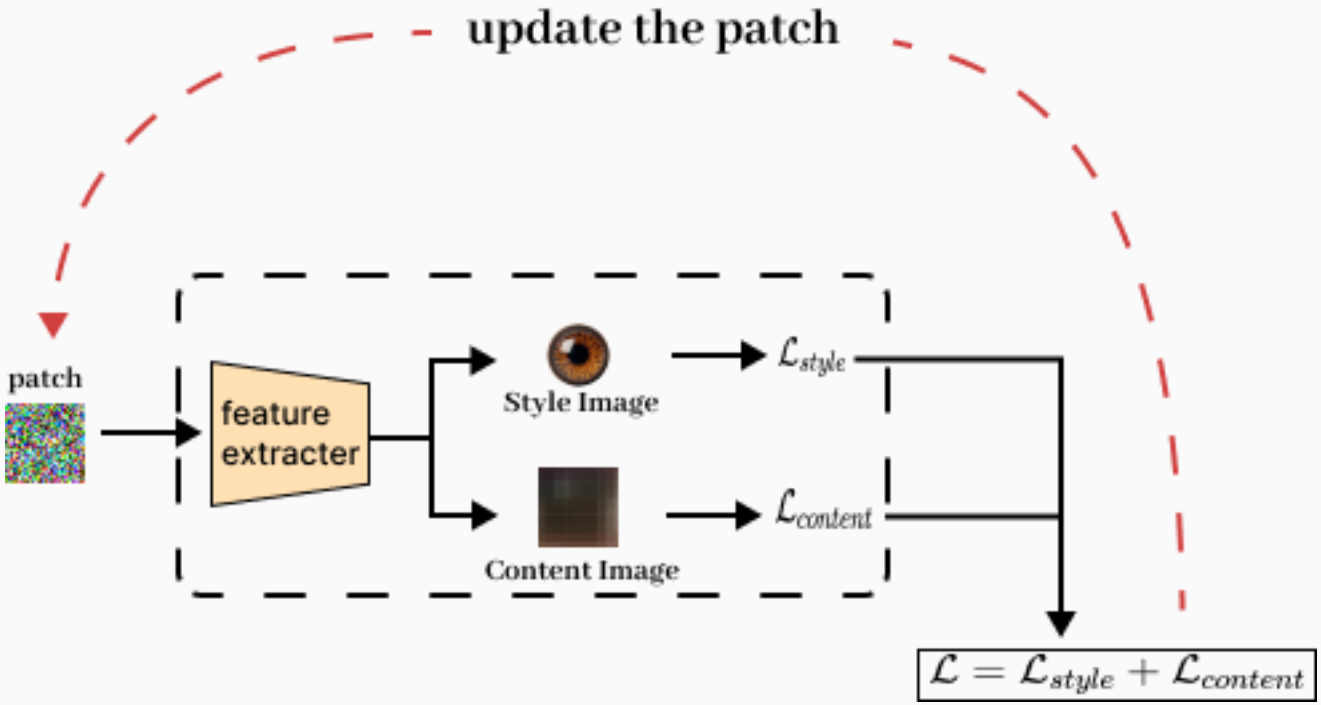
Nội dung và Phương pháp

Nội dung 3: Tiến hành nguỵ trang Patch sử dụng Style Transfer.

Phương pháp:

- Lựa chọn **Style Image** và **Content Image**.
- Xây dựng hàm **Loss = Content Loss + Style Loss**:
  - **Content Loss**: Đo độ khác biệt về nội dung giữa **Content Image** và **Patch**.
  - **Style Loss**: Đo độ khác biệt về phong cách giữa **Style Image** và **Patch**.
- Tối ưu hàm mất mát để làm tăng độ tương đồng giữa **Patch** với **Style Image** và **Content Image**.

Nội dung và Phương pháp



Hình 4: **Sơ đồ hoạt động của kĩ thuật Style Transfer.**

Nội dung và Phương pháp

Nội dung 4: Thử nghiệm, đánh giá hiệu năng của Camouflaged Adversarial Patches.

Phương pháp:

Thử nghiệm CAP trên mô hình phân loại **YOLO**.

Đánh giá thông qua các tiêu chí: **ASR (Attack Success Rate), SSIM (Structure Similarity Index Measure),** và **Patch Size.**

Tiêu chí đánh giá:

- **ASR (Attack Success Rate):** Xác suất thành công của adversarial patch trong việc làm mô hình dựu đoán sai.
- **SSIM (Structure Similarity Index Measure):** Đo độ tương đồng giữa ảnh gốc và Adversarial Examples (ảnh đã thêm Adversarial Patch).
- **Patch Size:** kích thước của miếng vá (Patch).

Kết quả dự kiến

- 1. Huấn luyện thành công mô hình Adversarial Patch, ASR trung bình đạt trên 80% khi tấn công mô hình YOLO.
- 2. Phát sinh thành công mô hình Camouflaged Adversarial Patches. Thử nghiệm tấn công mô hình YOLO và đạt SSIM trên 0.8, ASR trên 70%
- 3. Mô hình ổn định và được đóng gói thành module.

Tài liệu tham khảo

[1]. Gan Pei, Jiangning Zhang, Menghan Hu, Guangtao Zhai, Chengjie Wang, Zhenyu Zhang, Jian Yang, Chunhua Shen and Dacheng Tao, "Deepfake Generation and Detection: A Benchmark and Survey," CoRR, vol. abs/2403.17881, 2024.

[2]. Aleksander Madry, Aleksandar Makelov, Ludwig Schmidt, Dimitris Tsipras and Adrian Vladu, "Towards Deep Learning Models Resistant to Adversarial Attacks," CoRR, vol. abs/1706.06083, 2017.

[3]. Xin Liu, Huanrui Yang, Ziwei Liu, Linghao Song, Hai Li and Yiran Chen, "DPatch: An Adversarial Patch Attack on Object Detectors," in AAAI, 2019.

[4]. Ranjie Duan, Xingjun Ma, Yisen Wang, James Bailey, A. Kai Qin and Yun Yang, "Adversarial Camouflage: Hiding Physical-World Attacks With Natural Styles," in IEEE/CVF, 2020, pp. 997-1005.

[5]. Chattopadhyay, Aditya and Sarkar, Anirban and Howlader, Prantik and Balasubramanian and Vineeth, "Grad-CAM++: Generalized Gradient-based Visual Explanations for Deep Convolutional Networks," in WACV, 2018, pp. 839-847.