# 캡스톤 디자인 '딥페이크 탐지'

#14. Perturbation(GoogleNet) & Unsharp Mask

김지수, 김민지, 민지민

#### 지난주

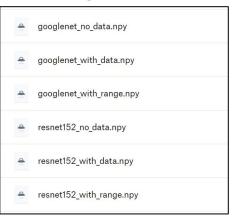
- PyTorch의 perturbation Official Code는 없었음
- 5~6년 전에 개발된 TensorFlow의 perturbation Official Code 찾음
- 버전 문제가 심했고, 코드가 상세하여 이해하기 어려웠고, 오류 해결이 끝나지 않았음
- 계산된 perturbation을 사용하는 게 더 낫다고 생각하여
  - → 현재 사용 중인 xception과 비슷한 googlenet 계열을 통해 생성된 perturbation을 찾아서 적용하려고 함

#### **Perturbation**

## Generalizable Data-free Objective for Crafting Universal Adversarial Perturbations

Konda Reddy Mopuri\*, Aditya Ganeshan\*, R. Venkatesh Babu, Senior Member, IEEE

- <a href="https://arxiv.org/pdf/1801.08092.pdf">https://arxiv.org/pdf/1801.08092.pdf</a> -> 저자의 코드 구현 <a href="https://github.com/val-iisc/GD-UAP">https://github.com/val-iisc/GD-UAP</a>
- github에 precomputed perturbation.npy 파일 존재 →
- googlenet\_no\_data.npy 선택하여 사용



#### **Perturbation**

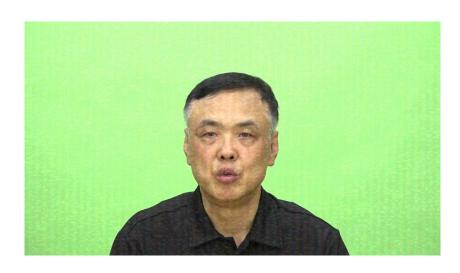
```
class UniversalPerturbation(Function): Function: <class 'torch.autograd.funct</pre>
   def forward(ctx, image):
       pert_path = 'E:/df_dataset/perturbations/universal.npy'
       pert_ndarr = np.load(pert_path)
       pert_ndarr = np.squeeze(pert_ndarr)
      pert_img = Image.fromarray(pert_ndarr, 'RGB')
      pert_img = pert_img.resize((960, 540))
      np_pert = np.asarray(pert_img)
       img = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB)
       np_human = np.asarray(img)
       (start, end) = get_attack_params('universal_perturbation')['level']
       level = np.random.uniform(start, end)
      np_pert = np_pert * level
      np_pert = np_pert.astype(int)
      np_pert = np.clip(np_pert, 0, 255)
      np_plus = np_pert + np_human.astype(int)
      np_plus = np.clip(np_plus, 0, 255)
       plus_img = Image.fromarray(np_plus.astype('uint8'), 'RGB')
       return plus_img
```

numpy array인 perturbation을 이미지로
 변환해 resize 후 다시 numpy array로 변환

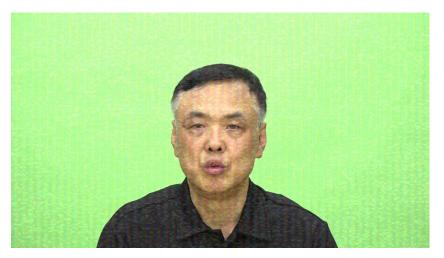
perturbation array에 0.05~0.5 사이의 강도
 값을 곱한 후 원래 이미지와 더함

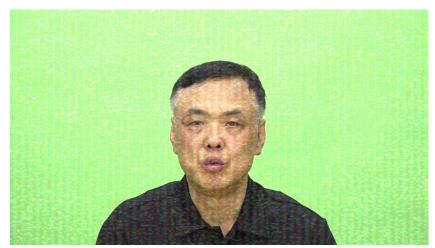


Lv1(0.05)

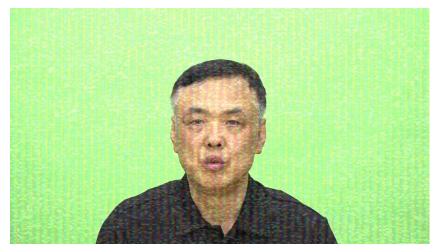


Lv2(0.1)



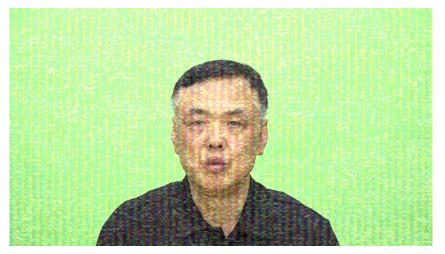


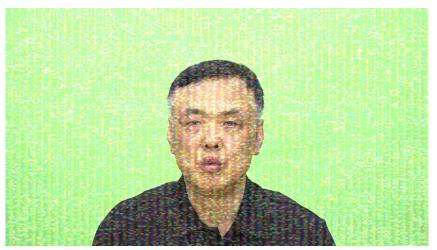
Lv3(0.15) Lv4(0.2)





Lv5(0.25) Lv6(0.3)





Lv7(0.35) Lv8(0.4)



Lv9(0.45)



Lv10(0.5)

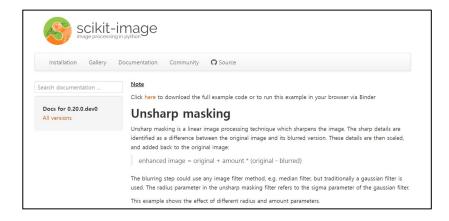
**PSNR: 29.2** 

## Perturbation - inference(원본 데이터셋만 학습한 모델)

level1	loss- 0.0049, acc- 0.998
level2	loss- 0.0228, acc- 0.995
level3	loss- 0.0729, acc- 0.991
level4	loss- 0.1727, acc- 0.985
level5	loss- 0.3194, acc- 0.964
level6	loss- 0.4787, acc- 0.869
level7	loss- 0.5839, acc- 0.732
level8	loss- 0.6374, acc- 0.639
level9	loss- 0.6573, acc- 0.602
level10	loss- 0.6662, acc- 0.578

### Sharpening(Unsharp Mask 사용)

- 이전 방식에 해결하기 힘든 오류가 발생하여
- scikit-image 패키지의 unsharp\_mask 내장함수 사용



```
from skimage import data
from skimage.filters import unsharp_mask
import matplotlib.pyplot as plt

image = data.moon()
result_1 unsharp_mask( mage, radius=1, amount=1)
result_2 = unsharp_mask( mage, radius=5, amount=2)
result_3 = unsharp_mask( image, radius=20, amount=1)
```

## Sharpening(Unsharp Mask 사용) - 원본데이터셋만 학습한 모델로 추론

level1	loss- 0.0023, acc- 1.000
level2	loss- 0.2095, acc- 0.938
level3	loss- 0.4947, acc- 0.901
level4	loss- 0.7934, acc- 0.856
level5	loss- 1.1414, acc- 0.789
level6	loss- 1.5709, acc- 0.701
level7	loss- 2.0184, acc- 0.631
level8	loss- 2.4498, acc- 0.569
level9	loss- 2.8313, acc- 0.528
level10	loss- 3.1511, acc- 0.511

#### random combine attack 공격 모델 생성

이전에 언급한 사항 제외하고는 전 주와 동일하게 실행

#### 질문 사항

jpeg 마지막에 적용하는 이유

PSNR 29 정도 나오는데 사용해도 되는지

후속연구로 진행하는건데, 직전 연구에 대한 설명을 어느 정도 넣어야하는지

(단일 공격 학습 모델의 경우) -> 학습 방법에 직전 연구 내용을 추가해도 되는지?

소개에도 추가해도 되는지?

test시에 한 이미지에 모든 공격들 넣어서 추론하는 방법