## 적대적 공격(Adversarial Attack)

## 적대적 공격

- 딥러닝 모델의 취약점을 이용하여 의도적으로 모델을 속이거나 오작동하게 만드는 기술
  - 주로 입력 데이터에 미세한 변화를 주어 모델의 출력을 조작하는 방식으로 이루어짐
    - 예1) 이미지 분류 모델에서 고양이 사진에 사람 눈으로는 거의 감지할 수 없는 노이즈를 추가하여, 모델이 이를 개로 잘못 분류하게 만드는 것이 대표적인 적대적 공격의 예시임
    - 예2) 자율주행 차량의 이미지 인식 시스템을 속여 교통 사고를 유발하거나, 얼굴 인식 기반의 보안 시스템을 우회하여 불법적인 접근을 시도하는 등의 위험이 있을 수 있음
- 인공지능 모델에 대한 보안적 검토의 중요성 대두. AI 보안 측면의 연구 필요성도 높아지고 있는 추세임

## 적대적 공격의 유형

- 백박스 공격(White-box Attack)
  - 공격자가 모델의 구조, 파라미터, 학습 데이터 등 모든 정보를 알고 있는 상태에서 수행하는 공격
  - 이는 가장 강력한 형태의 공격이지만, 현실에서는 이런 정보를 모두 얻기 어려움

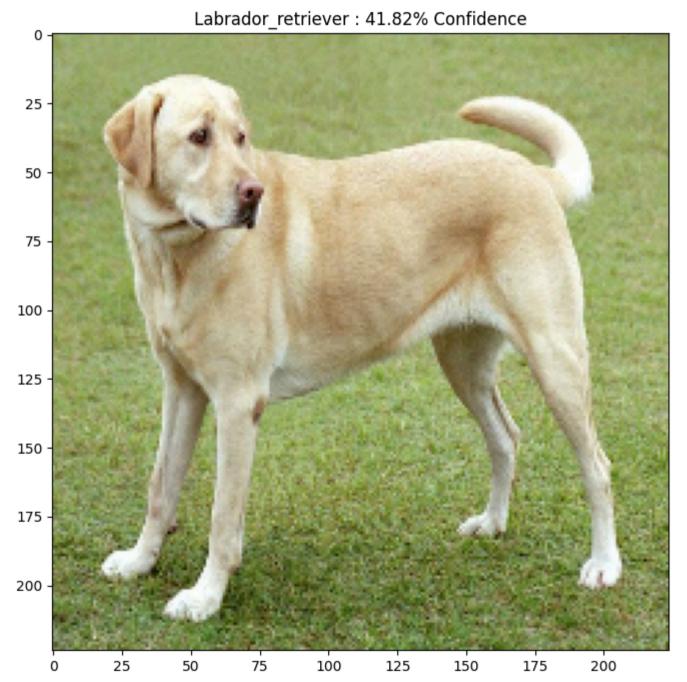
- 블랙박스 공격(Black-box Attack)
  - 모델의 내부 구조나 파라미터를 모르는 상태에서 수행하는 공격
  - 주로 모델의 입출력 관계만을 관찰하여 공격을 설계
- 표적 공격(Targeted Attack)
  - 특정한 오분류 결과를 목표로 하는 공격
  - 예를 들어, 고양이 이미지를 개로 분류하게 만드는 것이 목표일 수 있음
- <u>비표적 공격(Untargeted Attack)</u>
  - 단순히 모델의 예측을 틀리게 만드는 것이 목표인 공격
  - 어떤 오분류 결과가 나오든 상관없음

- 적대적 공격의 유형과 기법 Fast Gradient Sign Method(FGSM)
  - 가장 기본적이면서도 효과적인 적대적 공격 방법 중 하나
    - 모델의 그래디언트를 이용하여 입력 데이터를 조작
  - FGSM의 핵심 아이디어는 다음과 같음
    - 모델의 손실 함수에 대한 입력의 그래디언트를 계산합니다.
    - 이 그래디언트의 방향으로 입력을 조금씩 변화시킵니다.
    - 이렇게 변화된 입력이 모델을 속일 수 있는 적대적 예제가 됩니다.

25. 3. 5. 오후 1:54 적대적 공격 - Colab

```
x_adv = x + \varepsilon * sign(\nabla x J(\theta, x, y))
여기서,
                                                                       원본 데이터
x adv: 적대적 예제
x: 원본 입력
ε: 섭동의 크기를 제어하는 파라미터
J: 손실 함수
θ: 모델 파라미터
y: 실제 레이블
                                                                FGSM 공격
1 #https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/adversarial_fgsm?hl=ko
2 #사전 훈련된 MobileNetV2 모델과 ImageNet의 클래스(class) 이름들을 불러옵니다.
3 import tensorflow as tf
4 import matplotlib as mpl
5 import matplotlib.pyplot as plt
6
7 mpl.rcParams['figure.figsize'] = (8, 8)
8 mpl.rcParams['axes.grid'] = False
1 pretrained model = tf.keras.applications.MobileNetV2(include_top=True,
2
                                                    weights='imagenet')
3 pretrained model trainable = False
5 # ImageNet labels
6 decode_predictions = tf.keras.applications.mobilenet_v2.decode_predictions
   Downloading data from https://storage.googleapis.com/tensorflow/keras-applications/mobilenet_v2/mobilenet_v2_weights_tf_dim_ordering_tf_kern
   14536120/14536120 -
                                                            - Os Ous/step
1 # Helper function to preprocess the image so that it can be inputted in MobileNetV2
2 def preprocess(image):
   image = tf.cast(image, tf.float32)
```

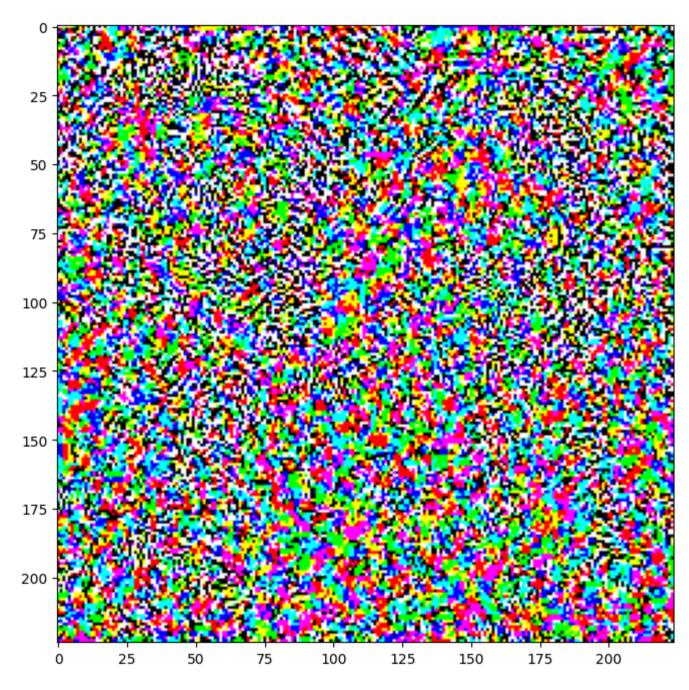
```
image = tf.image.resize(image, (224, 224))
    image = tf.keras.applications.mobilenet_v2.preprocess_input(image)
 5
    image = image[None, ...]
    return image
 8
 9 # Helper function to extract labels from probability vector
10 def get_imagenet_label(probs):
11 return decode_predictions(probs, top=1)[0][0]
 1 #Mirko CC-BY-SA 3.0의 래브라도 리트리버 샘플 이미지를 이용해 적대적 샘플을 생성합니다.
 2 #첫 단계로, 원본 이미지를 전처리하여 MobileNetV2 모델에 입력으로 제공합니다.
 3 image_path = tf.keras.utils.get_file('YellowLabradorLooking_new.jpg', 'https://storage.googleapis.com/download.tensorflow.org/example_images/
 4 image_raw = tf.io.read_file(image_path)
 5 image = tf.image.decode_image(image_raw)
 6
 7 image = preprocess(image)
 8 image_probs = pretrained_model.predict(image)
Downloading data from https://storage.googleapis.com/download.tensorflow.org/example_images/YellowLabradorLooking_new.jpg
    83281/83281 — 1s 10us/step
1/1 — 6s 6s/step
 1 #이미지를 살펴봅시다.
 4 plt.figure()
 5 plt.imshow(image[0] \star 0.5 + 0.5) # To change [-1, 1] to [0,1]
 6 _, image_class, class_confidence = get_imagenet_label(image_probs)
 7 plt.title('{}: {:.2f}% Confidence'.format(image_class, class_confidence*100))
 8 plt.show()
```



25. 3. 5. 오후 1:54 적대적 공격 - Colab

```
1 #적대적 이미지 생성하기
2 #FGSM 실행하기
3 #첫번째 단계는 샘플 생성을 위해 원본 이미지에 가하게 될 왜곡을 생성하는 것입니다. 앞서 살펴보았듯이, 왜곡을 생성할 때에는 입력 이미지에 대한
4 loss_object = tf.keras.losses.CategoricalCrossentropy()
5
6 def create_adversarial_pattern(input_image, input_label):
   with tf.GradientTape() as tape:
     tape.watch(input_image)
8
     prediction = pretrained_model(input_image)
9
     loss = loss_object(input_label, prediction)
10
11
   # Get the gradients of the loss w.r.t to the input image.
   gradient = tape.gradient(loss, input_image)
   # Get the sign of the gradients to create the perturbation
   signed_grad = tf.sign(gradient)
   return signed grad
1 #생성한 왜곡을 시각화해 볼 수 있습니다.
2
4 # Get the input label of the image.
5 labrador_retriever_index = 208
6 label = tf.one_hot(labrador_retriever_index, image_probs.shape[-1])
7 label = tf.reshape(label, (1, image_probs.shape[-1]))
8
9 perturbations = create_adversarial_pattern(image, label)
10 plt.imshow(perturbations[0] \star 0.5 + 0.5); # To change [-1, 1] to [0,1]
```

 $\rightarrow$ 



```
1 #왜곡 승수 엡실론(epsilon)을 바꿔가며 다양한 값들을 시도해봅시다.
 2 #위의 간단한 실험을 통해 엡실론의 값이 커질수록 네트워크를 혼란시키는 것이 쉬워짐을 알 수 있습니다.
 3 #하지만 이는 이미지의 왜곡이 점점 더 뚜렷해진다는 단점을 동반합니다.
 5 def display_images(image. description):
    _, label, confidence = get_imagenet_label(pretrained_model.predict(image))
    plt.figure()
 8 plt.imshow(image[0]\star0.5\pm0.5)
    plt.title('{} ₩n {}: {:.2f}% Confidence'.format(description,
                                                 label, confidence * 100))
 10
    plt.show()
 1 epsilons = [0, 0.01, 0.1, 0.15]
 2 descriptions = [('Epsilon = {:0.3f}'.format(eps) if eps else 'Input')
                 for eps in epsilons]
 3
 4
 5 for i, eps in enumerate(epsilons):
 6 adv_x = image + eps*perturbations
 7 adv x = tf.clip_bv_value(adv_x, -1, 1)
    display_images(adv_x, descriptions[i])
\overline{\Rightarrow}
```

## < <<참조자료 사이트>>>

- 1.데이터 유형: 숫자, 범주 및 순서 데이터의 이해
- 2.IQR(사분위수 범위)
- 3.<u>통계분석-표준화(Standardization)란?</u>
- 4.정규화 vs 표준화
- 5.데이터의 정규화(normalization) 또는 표준화(standardization)이 필요한 이유

25. 3. 5. 오후 1:54 적대적 공격 - Colab

- 6.교차 검증(Cross Validation)
- 7.표본추출방법 계통 추출, 층화 추출
- 8.인공지능보안과 적대적공격
- 9.MLOps가 무엇인고?
- 10.정규화, 표준화 수치형데이터 스케일링-MinMaxScaler StandardScaler
- 11.적대적 공격이란?
- 12.인공지능보안과 적대적공격
- 13. Adversarial Attacks and Defenses in Machine Learning
- 14.FGSM을 이용한 적대적 샘플 생성
- 1.딥러닝 적대적 공격 막는 방어 프레임 개발 / YTN 사이언스
- 2.(KAIST 연구) 인공지능이 무력화 공격을 받으면? 창과 방패의 싸움! Feat. 적대적 패턴 공격과 방어 프레임