

1. (2%) 試說明 hw6_best.sh 攻擊的方法，包括使用的 proxy model、方法、參數等。此方法和 FGSM 的差異為何？如何影響你的結果？請完整討論。(依內容完整度給分)

- 我使用的 proxy model 是 densenet121，模型參數是 torchvision 的 pretrained 參數，而攻擊的方法是修改版的 Deepfool。大概的步驟長這樣：
 - 將 raw picture 做預處理（縮放到 0~1，然後做 normalize）
 - 如果 proxy model 在這張圖片上本來就答錯，直接跳過這張圖片
 - 開始 DeepFool 演算法，最多迭代 50 次：（下面的符號皆沿用論文內的符號）
 - 將圖片跑過 model 得到預測，記錄機率前 3 高的 classes
 - 如果目前圖片可以騙過 proxy model：
 - 檢查轉換回 0~255 的圖片有沒有成功騙過 proxy model
 - 有的話就回傳，沒有的話就對圖片做 $x_{i+1} = x_i + \frac{r_{i-1}}{\max r_{i-1}} \times eps \times 0.2$ 的更新，最後再 clip 圖片
 - 取出 $\hat{l} = \arg \min_{k \neq \hat{k}(x_0)} \frac{|f_k|}{\|w_k\|_1}$
 - 對圖片做更新： $x_{i+1} = x_i + (1 + 0.001) \frac{|f_k|}{\|w_k\|_1} \times \text{sign}(w_l)$
 - Clip 圖片使得 L-inf 不會超出一個預設的範圍（clip 的範圍我設定 1.00001/255/0.225，這樣換回 0~255 時 L-inf 會在 1 上下）
- 與原 deepfool 不同的點在於
 - deepfool 沒有 3-2-2 這個步驟
 - 3-3 和 3-4 原本論文是用 2-norm
 - 3-4 更新的時候原本論文不是用 $\text{sign}(w_l)$ 來更新。
- 與 fgsm 的差異是主要在於
 - fgsm 只根據原本類別計算更新方向，並且只更新一次；相較之下 deepfool 在計算更新方向時考慮了其他類別，計算的更新方向更加準確，而且更新次數多，步伐小，比 fgsm 精準許多。
 - 總結來說，fgsm 計算速度快，但沒有 deepfool 精準；deepfool 可以在 L-inf 更小的情況下 fool model，但花費時間較久。

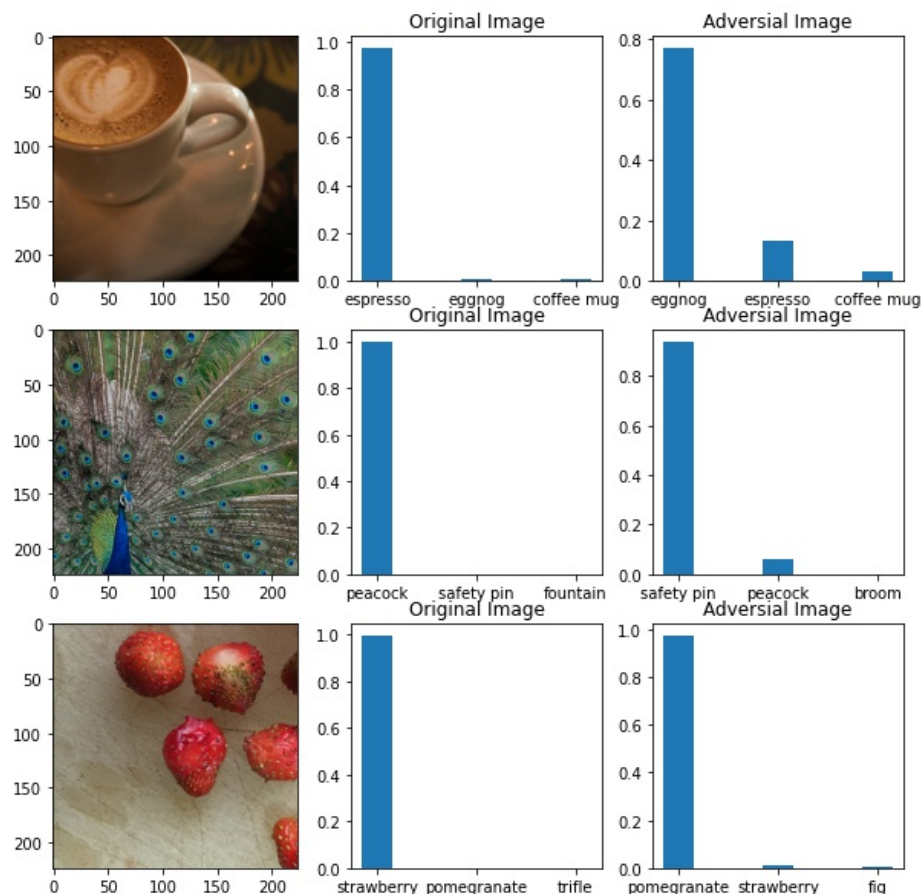
2. (1%) 請嘗試不同的 proxy model，依照你的實作的結果來看，背後的 black box 最有可能為哪一個模型？請說明你的觀察和理由。

	Success rate	L-inf
Densenet121	100%	0.935
Densenet169	13.5%	0.925
Resnet50	10%	1.01
Resnet101	11.5%	0.94
Vgg16	8.5%	0.87
Vgg19	9%	0.875

以上數據是用 hw6_best 得到的。由以上的數據推測 black box model 最有可能是 densenet121。

3. (1%) 請以 hw6_best.sh 的方法，visualize 任意三張圖片攻擊前後的機率圖（分別取前三高的機率）。

我取編號 6, 77, 121 這三張圖片來畫圖。



4. (2%) 請將你產生出來的 **adversarial img**，以任一種 **smoothing** 的方式實作被動防禦 (**passive defense**)，觀察是否有效降低模型的誤判的比例。請說明你的方法，附上你防禦前後的 **success rate**，並簡要說明你的觀察。另外也請討論此防禦對原始圖片會有什麼影響。
- Smoothing method : opencv **GaussianBlur**, **kernel_size=(3, 3)** with default sigma
 - 防禦前後的攻擊 **success rate** :
 1. 防禦前：100%
 2. 防禦後：69%
 - 可以發現 **GaussianBlur** 可以降低攻擊的效果。
 - 防禦對原本圖片 **accuracy** 的影響：
 1. 防禦前：92.5%
 2. 防禦後：81%
 - 可以發現此防禦方法雖可以有效降低攻擊，卻也同時降低了原本的準確率。