10-Explainable ML

1. 什麼是 Explainable ML？

要機器給我們它得到答案的**理由**

- 銀行判斷要不要貸款給某一個客戶，但是根據法律規定，銀行作用機器學習模型來做自動的判斷，它必須要給出一個理由
- 機器學習未來也會被用在醫療診斷上，醫療診斷人命關天的事情，也必須給出診斷的理由
- 機器學習模型幫助法官判案，幫助法官自動判案一個犯人能不能夠被假釋
- 自駕車突然急剎時，需要了解它急剎的理由

藉著機器解釋的結果，再去修正模型

2. Interpretable vs Powerful

不使用深度學習的模型，改**採用其他比較容易解釋的模型**，比如採用 linear model，它的解釋的能力是比較強的。根據一個 linear model 中每一個 feature 的 weight，知道 linear model 在做什麼事

缺點：

雖然比較容易解釋，但 linear model 功能不強大，有很多限制

2.1 Interpretable & Explainable

- **Interpretable**：指模型**不是黑箱，**我們可以容易知道它的內容
- **Explainable**：指模型**是黑箱**，所以必須想辦法賦予它解釋的能力

2.2 Decision Tree

decision tree 相較於 linear 的 model，它是**更強大的模型**，且相較於 deep learning，它**非常地 interpretable**

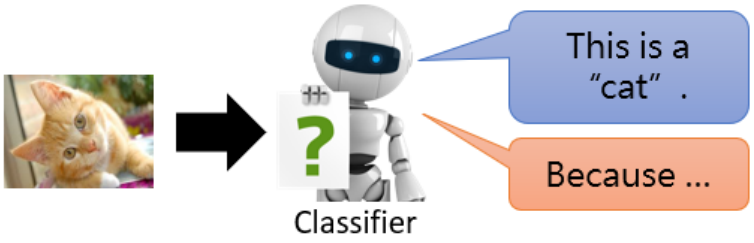
問題：

光 decision tree 的模型可能不夠強大，一般都是使用數棵 decision tree，也就是 random forest，如此就難以看出其到底如何作出判斷

3. Goal of Explainable ML

好的 explanation 就是人能接受的 explanation，人就是需要一個理由

4. Local Explanation & Global Explanation



Local Explanation

Why do you think *this image* is a cat?

Global Explanation

What does a "cat" look like?

(not referred to a specific image)

- **Local Explanation**：根據某一個輸入樣本進行回答

  給模型一張圖片，模型判斷是一只貓，問模型為什麼覺得這張圖片是一只貓

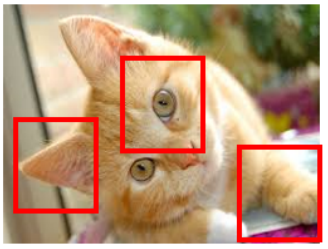
- **Glabal Explanation**：根據模型參數本身分析原因

  並未給模型任何特定圖片，對具有一堆參數的模型而言，什麼樣的東西叫作一只貓

4.1 Local Explanation

4.1.1 Which component is critical ?

component 可以是圖片的像素、文章的詞匯等等，對每一個 component 做變化、或刪除，如果 network 的輸出有了巨大的變化，就表示該 component 很重要



Which component is critical for making decision?

Object x ⟶ Image, text, etc.

Components:

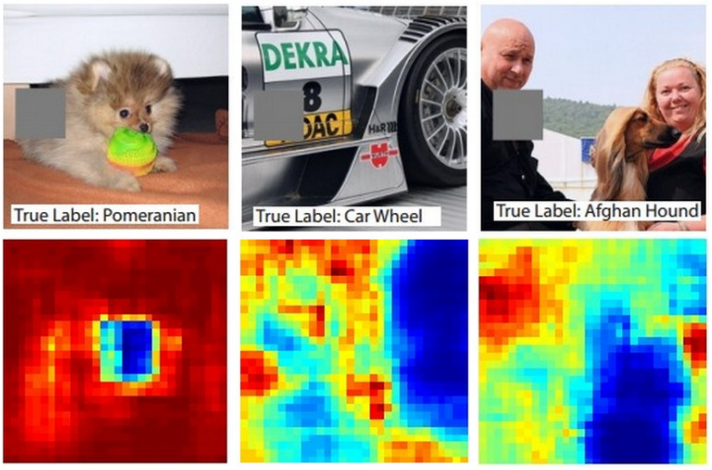
$\{x_1, \cdots, x_n, \cdots, x_N\}$

Image: pixel, segment, etc.
Text: a word

- Removing or modifying the components
- Large decision change

⟹ Important component

在圖片**不同的位置放上灰色的方塊，**當這個方塊放在不同的地方時，network 會輸出不同的結果

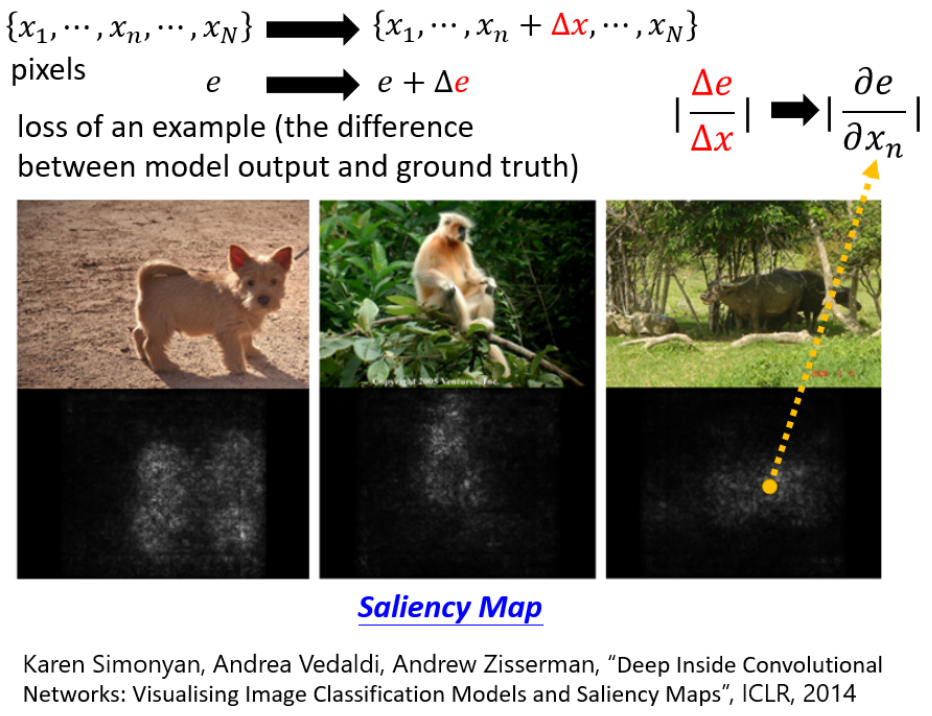


Reference: Zeiler, M. D., & Fergus, R. (2014). Visualizing and understanding convolutional networks. In *Computer Vision–ECCV 2014* (pp. 818-833)

灰色方塊放在紅色區域對輸出結果影響較小，輸出原類別的機率高；但放在藍色區域對輸出結果影響較大，輸出原類別的機率低

4.1.2 Saliency Map：計算梯度

每一個 x 代表一個 pixel，e 是模型輸出的結果跟正確答案的 cross entropy。要考察某一個像素的重要性，可將該像素改變 Δx，此時 e 也會發生改變 Δe



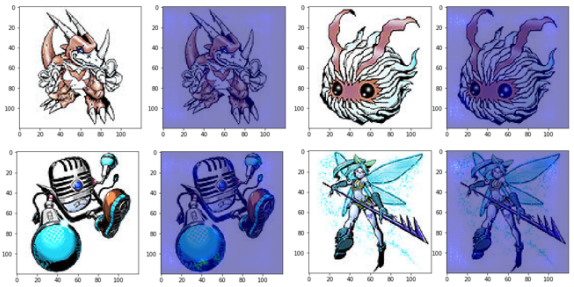
Karen Simonyan, Andrea Vedaldi, Andrew Zisserman, "Deep Inside Convolutional Networks: Visualising Image Classification Models and Saliency Maps", ICLR, 2014

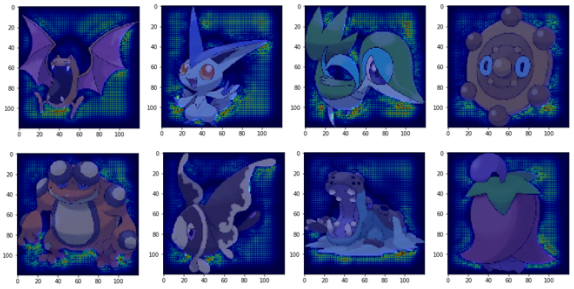
比值 $\frac{\Delta e}{\Delta x}$ 表示該像素發生改變時，對圖片識別結果的影響，也就是該像素的重要性

對每一像素 x 求偏微分得到的比值都算出來得到 **Saliency Map**

舉例：

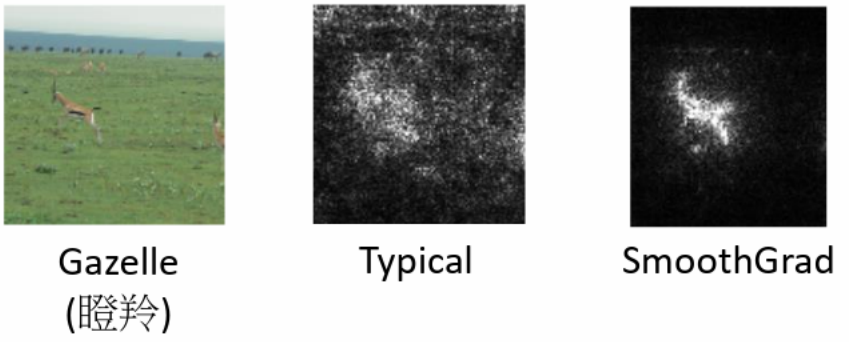
對寶可夢和數碼寶貝圖片繪制 Saliency Map，可以看出關注點都是集中在背景，並非物體本身，解釋了 explainable ML 是一個重要技術





改進 Saliency Map：SmoothGrad

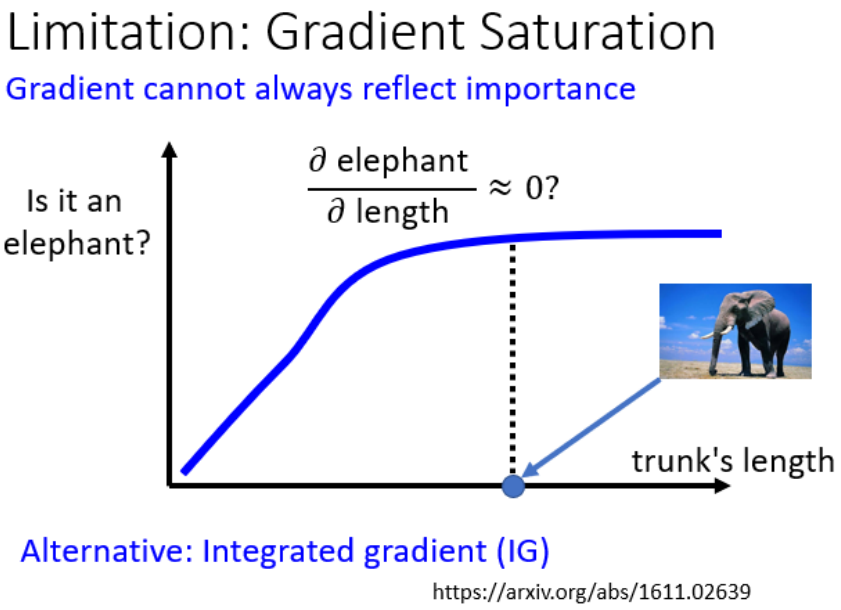
在某一圖片上面加上各種不同的雜訊，得到各種不同的圖片後，對每一張圖片計算 Saliency Map，平均起來得到 SmoothGrad 的結果，如結果往往能夠更加集中在被偵測的物體上



SmoothGrad: Randomly add noises to the input image, get saliency maps of the noisy images, and average them.

4.1.3 Saliency Map 的局限性：Gradient Saturation

當大象鼻子的長度長到一個程度後，就算更長也不會變得更像大象，此時的**偏微分為 0**



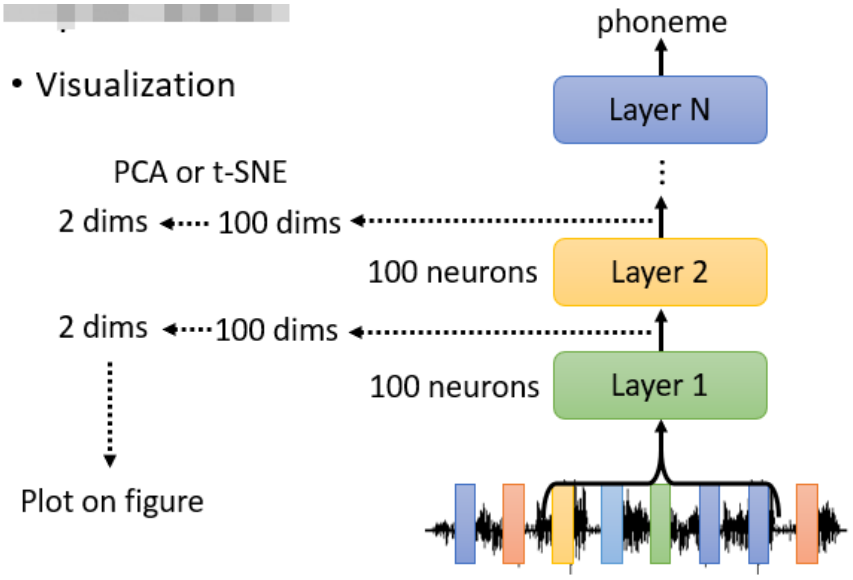
所以光看 gradient 得到的 Saliency Map 就會有錯誤的結論：鼻子的長度，對是不是大象這件事情是不重要的

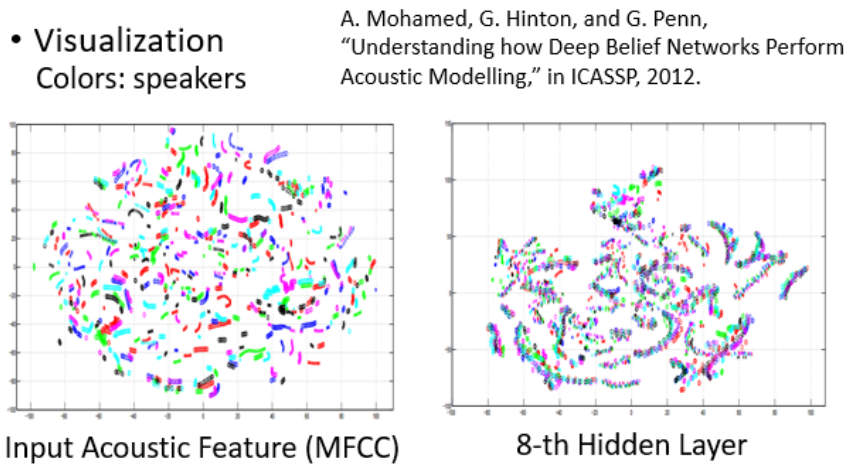
解決：Integrated Gradient

4.2 How a network processes the input data ?

4.2.1 可視化分析

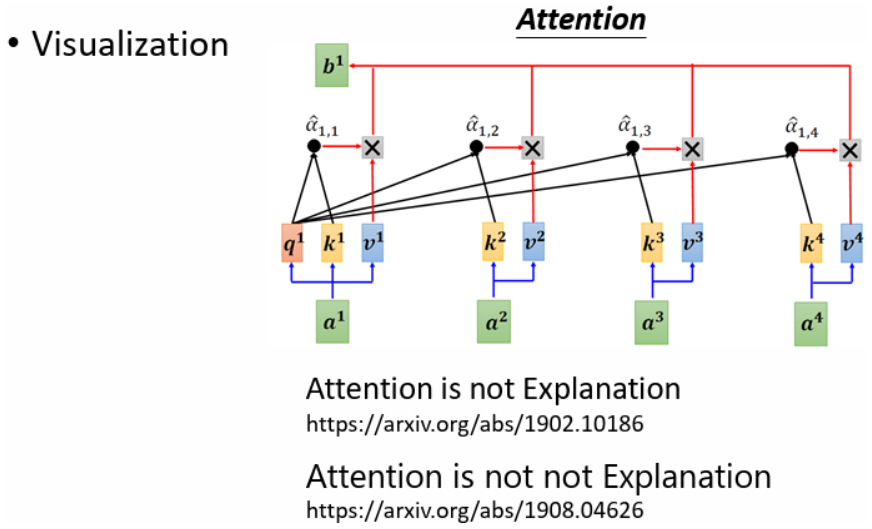
Neural Network：





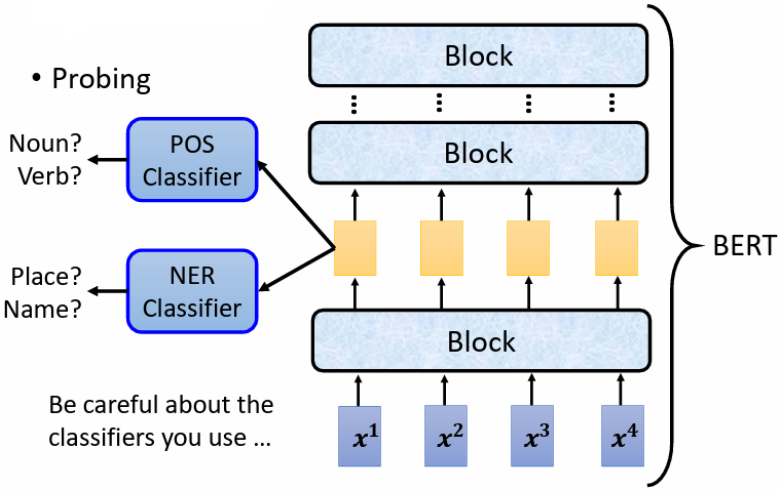
對於語音識別問題，取出模型 hidden layer 中的向量作**降維可視化**。每種顏色代表一個 speaker，可以看到每一個條帶有不同顏色的向量，說明不同 speaker 說類似的話會**被聚攏到空間中的接近位置**

Attention：



4.2.2 Probing

探測某一層 layer 是否學到了東西



舉例：

1. 對 BERT 進行探測：

   訓練 **classifier**，利用模型中的某些層的輸出向量進行一些分類任務，如 POS、NER，正確率高，說明 embedding 有相關信息，反之則無

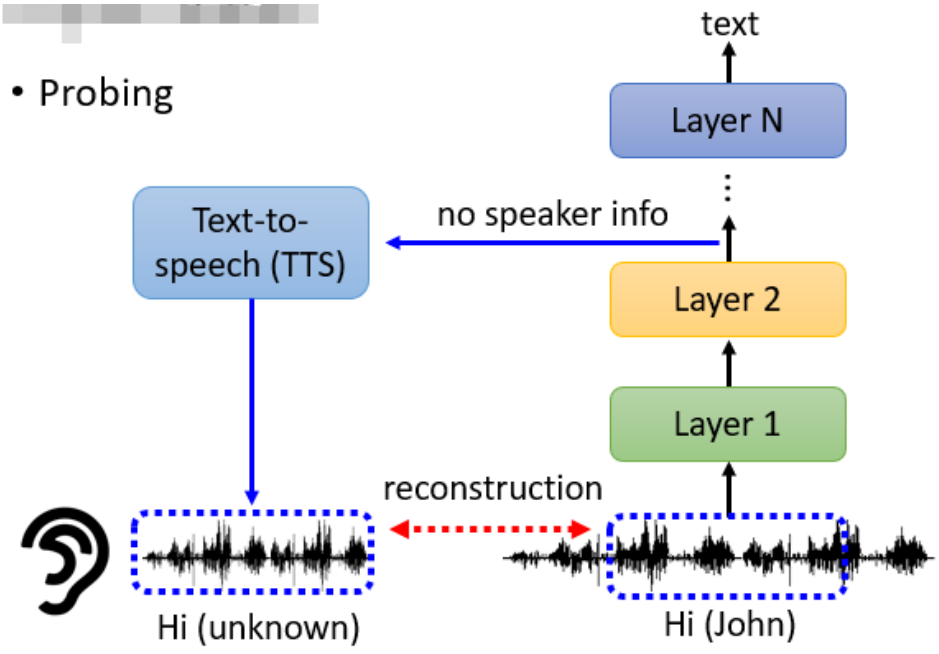
   注意：

   控制 classifier 的強度。classifier 沒有訓練好，會有可能得出 embedding 沒有相關信息的錯誤結論

2. 對於語音轉文字模型進行探測：

   使用 Text-to-Speech 模型，對某一 layer 的向量進行 **reconstruction**

   假設這個 network 做的事是把語者的資訊去掉， layer 2 的輸出沒有任何語者的資訊，這個 TTS 的模型無論怎麼努力，都無法還原語者的特徵，只留下語音的“內容”



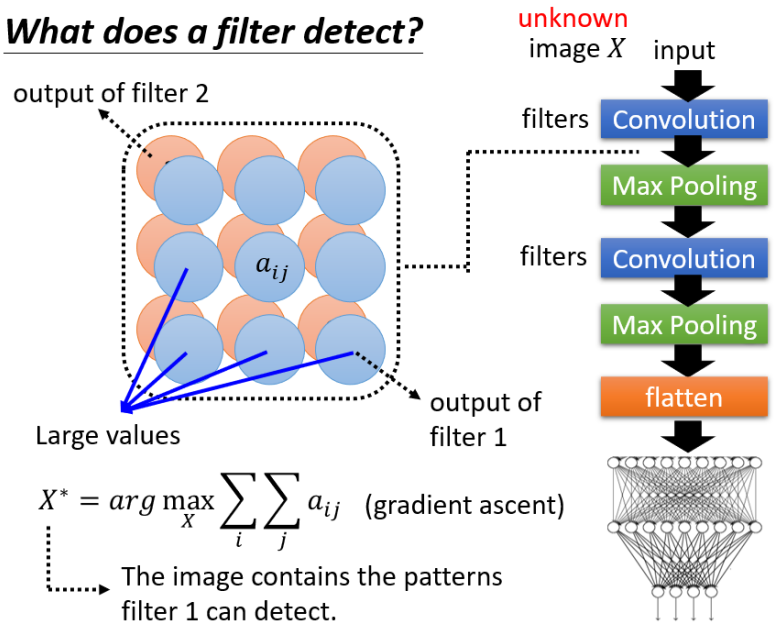
4.3 Global Explanation

4.3.1 CNN Filter

- **Filter activation**：挑幾張圖片出來，看看圖片中哪些位置會 activate 該 filter
- **Filter visualization**：怎樣的 image 可以最大程度地 activate 該 filter

4.3.2 Filter visualization

以矩陣 X 代表一張圖片，將其當作要學習的參數，解 optimization problem 找出 X^*



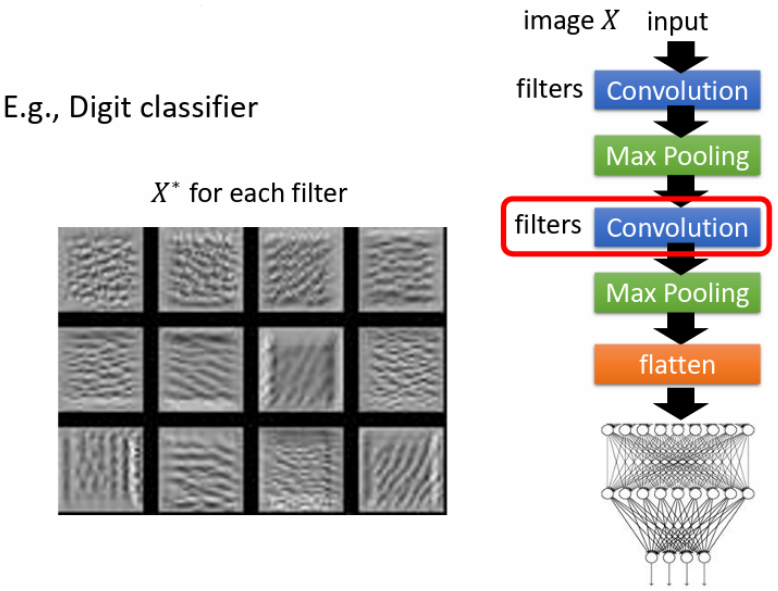
方法：

使用 **gradient ascent**

要模型針對每一個 filter 找出一個 X^*，將它輸入進已經 train 好的 CNN convolutional layer，可以使針對該 filter 輸出的 feature map 中的值越大，說明此 X^* **滿足該 filter 想要偵測的 pattern 的部分越多**，由此**可以將此 filter 所偵測的 patterns 可視化**

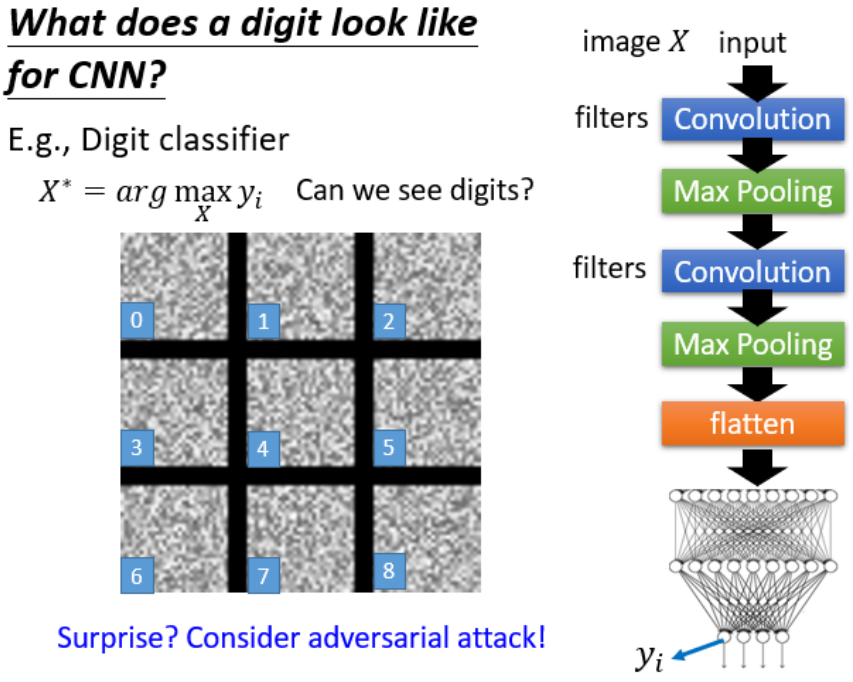
舉例：

使用 MNIST 手寫辨識資料集。考慮 filter，找出針對每一個 filter 的 X^*，並將其可視化

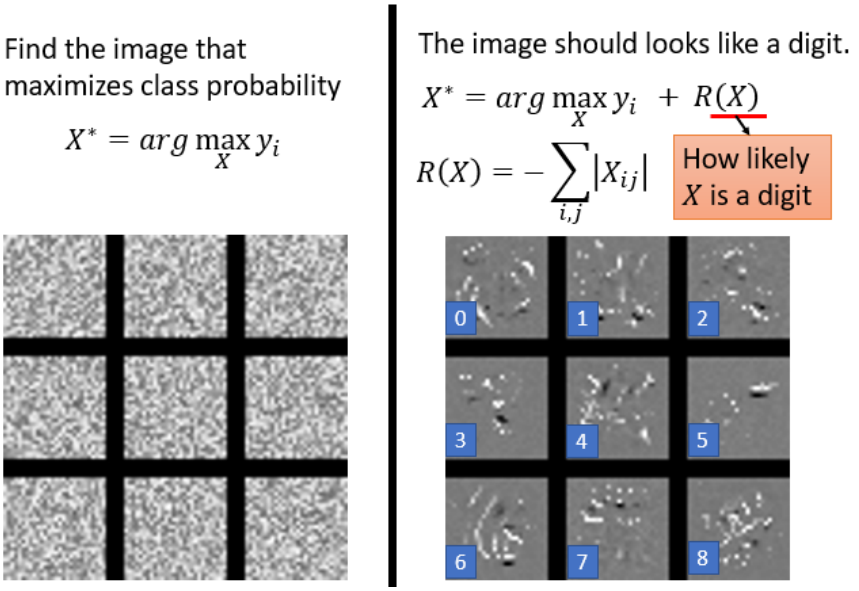


下圖不考慮 filter，而是考慮 image classifier 的最終輸出，期望找出一張圖片 X 輸入進模型後，產生的最終輸出可以讓某一類別的分數越高越好

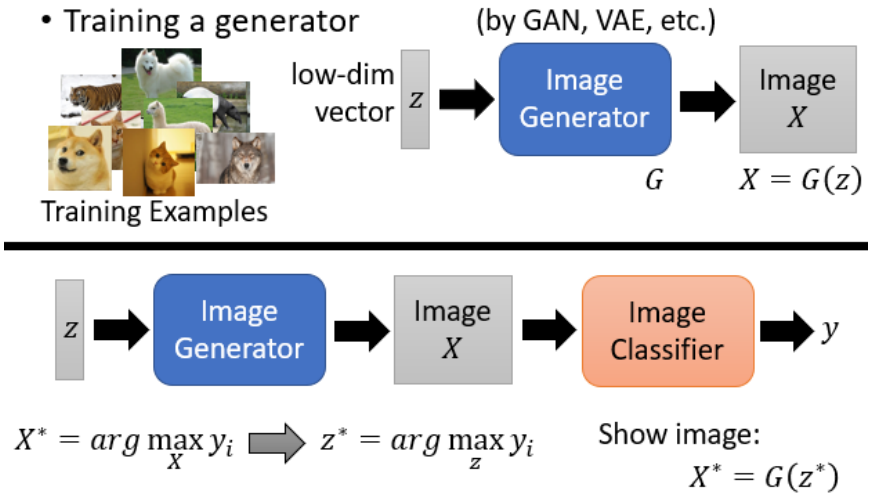
實驗結果卻是一堆雜訊，沒有辦法看到確切的數字。間接說明了 adversial attack 中，只需要一些雜訊就能攻擊成功讓模型誤判



針對上述方法的 optimization problem 加上一個**限制** $R(X)$，不只希望輸出的某一類別分數 y_i 要最高，還要考慮 X 多像一個數字，產生的結果可能會好一點



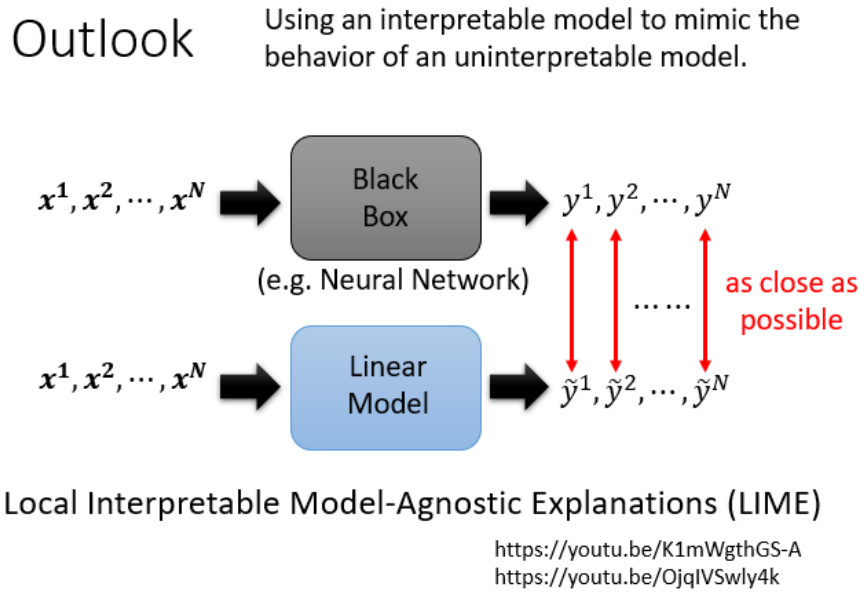
或者利用 **generator 加上限制**，找出 z^* 可以使 y_i 最大化，$X^* = G(z^*)$



將 image generator 跟 Image classifier 接在一起，image generator 的輸入 z 是從高斯分布採樣得來，輸出是圖片 X，image classifier 以 X 作為輸入，然後輸出分類的結果 y，期望 y 對應的某一個類別的分數越大越好

5. Outlook

用一個簡單的可解釋模型模仿一個複雜的不可解釋模型



用線性模型來模仿一個黑盒子模型。由於 linear model 能力有限，不可能模仿整個 neural network 的行為，但可以讓它模仿 neural network 一小個區域的行為，以此解讀那一小個區域裡面發生的事情

方法：

Local Interpretable Model-Agnostic Explanations（LIME）

https://youtu.be/K1mWgthGS-A

https://youtu.be/OjqIVSwly4k