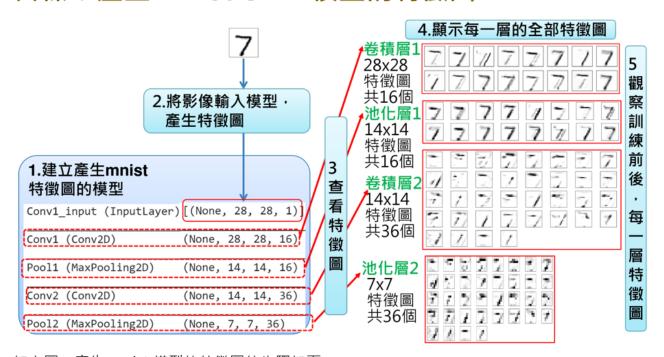
# 視覺化顯示卷積神經網路(CNN)特徵圖,理解 CNN 如何提取特徵

#### 林大貴 6月 15,2022

人們常說深度學習模型是「黑箱模型」,我們只知道深度學習模型能進行預測,卻不知道模型如何預測。例如多層感知器模型,由多個神經層組成,每個神經層由很多神經元組成,確實難以知道內部如何運作。不過對於卷積神經網路,我們卻可以呈現每一層特徵圖的輸出,讓我們知道模型如何透過濾鏡提取特徵。我們將介紹,如何建立輸出 CNN 特徵圖(Feature Map)的模型,呈現每一層特徵圖的結果。

## 目標:產生 mnist CNN 模型的特徵圖

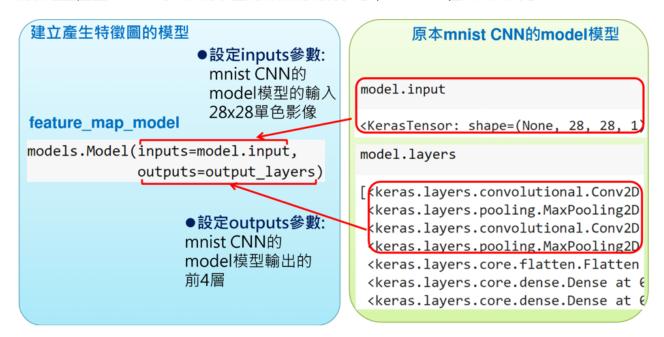


如上圖,產生 mnist 模型的特徵圖的步驟如下:

- 1.建立產生 mnist 特徵圖的模型:我們將介紹如何建立,產生 mnist 特徵圖的模型的程式碼。
- 2.將影像輸入模型·產生特徵圖:影像進行預處理後,輸入模型進行預測,就能產生特徵圖。因為要觀察訓練前後產生特徵圖的差異。所以模型訓練前先產生特徵圖,訓練後再次產生特徵圖。
- 3.查看特徵圖:介紹查看與顯示特徵圖的程式碼。
- 4.顯示每一層的全部特徵圖:定義 display feature\_maps()函數,能顯示每一層的全部特徵圖。
- **5.觀察訓練前後,每一層特徵圖:**讓我們可以理解卷積神經網路,如何提取特徵。

# 建立產生 mnist 特徵圖的模型

關於建立產生 mnist 特徵圖的模型的詳細說明請參考本書,以下僅介紹其概念。



如上圖,產生 mnist 特徵圖的模型,是由原本 mnist CNN 的 model 模型,擷取部分元件所建立的。我們將使用 models.Model 模組,建立產生特徵圖的模型 feature\_map\_model,須設定以下參數:

- inputs 參數: 設定為 mnist CNN 的 model 模型的輸入 model.input (28x28 單色影像)
- outputs 參數:設定為 mnist CNN 的 model 模型輸出的前 4 層

#### 建立產生特徵圖的模型程式碼

建立 feature\_map\_model 模型:主要是使用 models.Model 模組,設定 inputs 參數與 outputs 參數,說明如下:

```
output_layers=[layer.output
                     for layer in model.layers[:DISPLAY_LAYER]]
      output layers-→ cnn模型的前4層卷積與池化層特徵圖
   [<KerasTensor: shape=(None, 28, 28, 16) dtype=float32
    <KerasTensor: shape=(None, 14, 14, 16) dtype=float32</pre>
    <KerasTensor: shape=(None, 14, 14, 36) dtype=float32</pre>
    <KerasTensor: shape=(None, 7, 7, 36) dtype=float32 (c</pre>
       model.input -→ mnist cnn模型的輸入28x28單色影像
   <KerasTensor: shape=(None, 28, 28, 1) dtype=float32 (</pre>
                                                     inputs
      from tensorflow.keras import models
                                                     參數
      feature_map_model=models.Model(inputs=model.input,
                                      outputs foutput layers)
                                                               outputs
2.回傳:已建立產生
                            1.建立模型
特徵圖的模型
```

# 將影像輸入模型,產生特徵圖

建立 feature\_map\_model 模型後,依照下列步驟產生特徵圖:

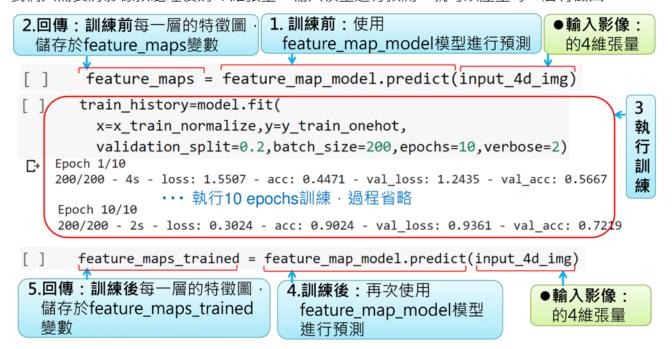
1.讀取影像並進行預處理:詳細請參考本書說明

**2.將預處理後的影像,輸入模型進行預測:**以下會介紹

3.查看預測結果:詳細請參考本書說明

#### 將預處理後的影像,輸入模型進行預測

我們只需要將影像預處理後的4維張量,輸入模型進行預測,就可以產生每一層特徵圖。



以上產生的訓練前後特徵圖變數:

● 訓練前:特徵圖變數 feature\_maps

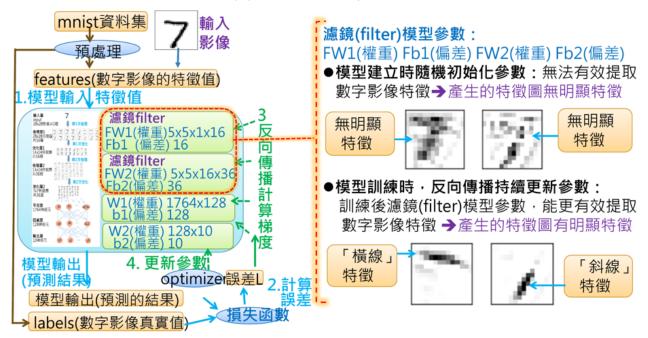
● 訓練後:特徵圖變數 feature\_maps\_trained

## 顯示模型訓練前後特徵圖

我們將定義 display feature maps()函數(詳細請參考本書),顯示卷積層或池化層每一個特徵圖。

#### 模型訓練前後・產生特徵圖差異說明

後續我們將顯示使用反向傳播演算法訓練模型前後,產生特徵圖差異,說明如下:



#### 卷積層 1:提取淺層特徵

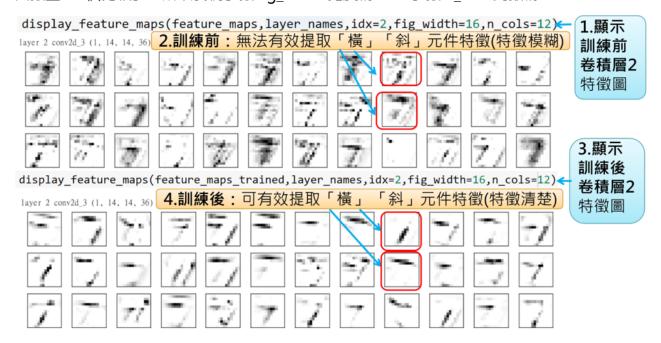
以下執行函數,輸入參數 idx=0,顯示卷積層 1 的訓練前後特徵圖。



如上圖,卷積層 1:提取淺層特徵(輪廓、邊緣、形狀),你可以看到訓練前後,提取特徵的差異。

## Step2. 卷積層 2:提取中層特徵

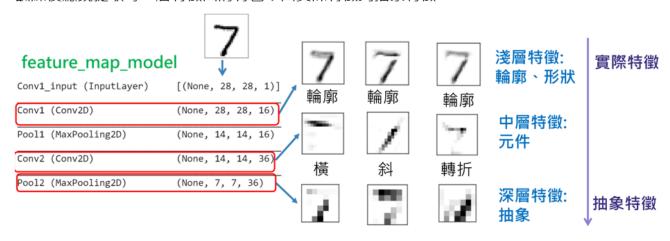
以下執行函數,輸入參數 idx=2,顯示卷積層 2 的訓練前後特徵圖。由於卷積層 2 所產生的特徵 圖數量 36 個比較多,所以我們參數 fig width 寬度為 16,參數 n cols 列數為 12。



如上圖·卷積層 2:提取中層特徵(例如「橫」、「斜」元件特徵)。你可以看到訓練前後·提取特徵的差異。

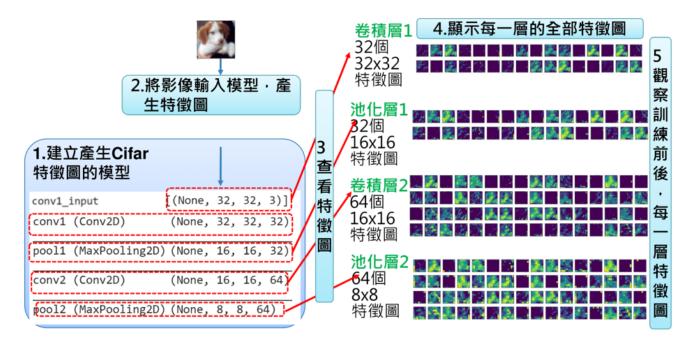
## 每一層特徵圖的特色

訓練後濾鏡提取每一層特徵圖的特色:由實際特徵到抽象特徵。



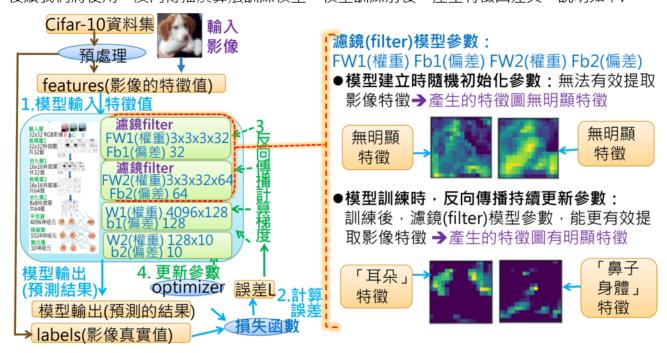
# 目標:產生 Cifar CNN 模型的特徵圖

依照相同的步驟我們也可以,產生 Cifar CNN 模型的特徵圖,詳細請參考本書說明。



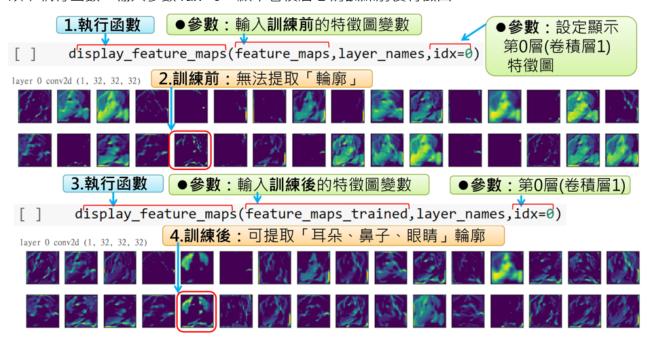
#### 顯示模型訓練前後特徵圖

後續我們將使用,反向傳播演算法訓練模型,模型訓練前後,產生特徵圖差異,說明如下:



## Step1. 卷積層 1:提取淺層特徵

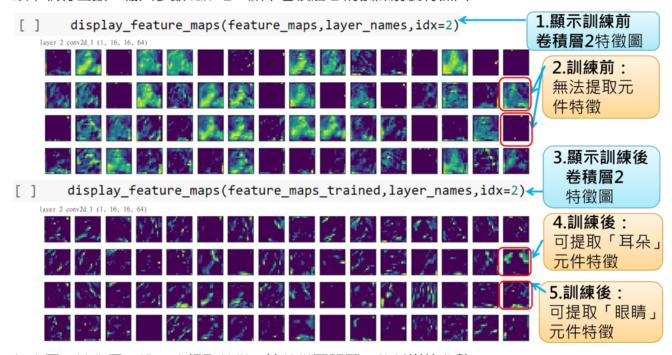
以下執行函數,輸入參數 idx=0,顯示卷積層 1 的訓練前後特徵圖。



如上圖,卷積層 1:提取淺層特徵(輪廓、邊緣、形狀),如下圖,你可以看到訓練前後,提取特徵的差異。

## Step2.卷積層 2:提取中層特徵

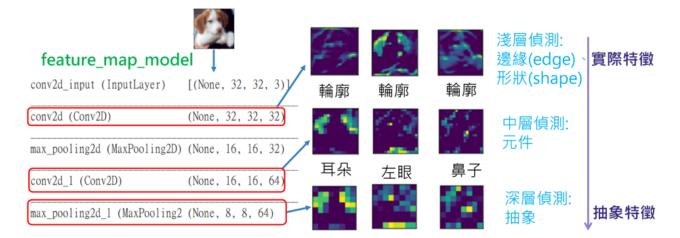
以下執行函數,輸入參數 idx=2,顯示卷積層 2 的訓練前後特徵圖。



如上圖,池化層2進一步提取特徵,讓特徵更明顯,將低訓練參數。

#### 每一層特徵圖的特色

訓練後,濾鏡提取每一層特徵圖的特色:由實際特徵到抽象特徵。



### 結論

透過建立輸出 Cifar CNN 特徵圖的模型,呈現每一層特徵圖的結果,能讓我們了解模型如何透過濾鏡提取影像特徵。未來在本系列 Tensorflow 2.0 進階書籍中,還會有詳細介紹 Grad-CAM:這是可解釋性 AI(Explainable AI · XAI)的一種方式,讓我們可以了解 CNN 在圖像分類過程中,關注照片中的哪一個區域,做為它判斷分類的依據。

以上內容節錄自這本書,很適合 Deep Learning 深度學習入門初學者:

圖解 TensorFlow 2 初學篇:實作 tf.keras + Colab 雲端、深度學習、人工智慧、

## 影像辨識

購買本書 限時特價專區》

天瓏網路書店

博客來網路書店