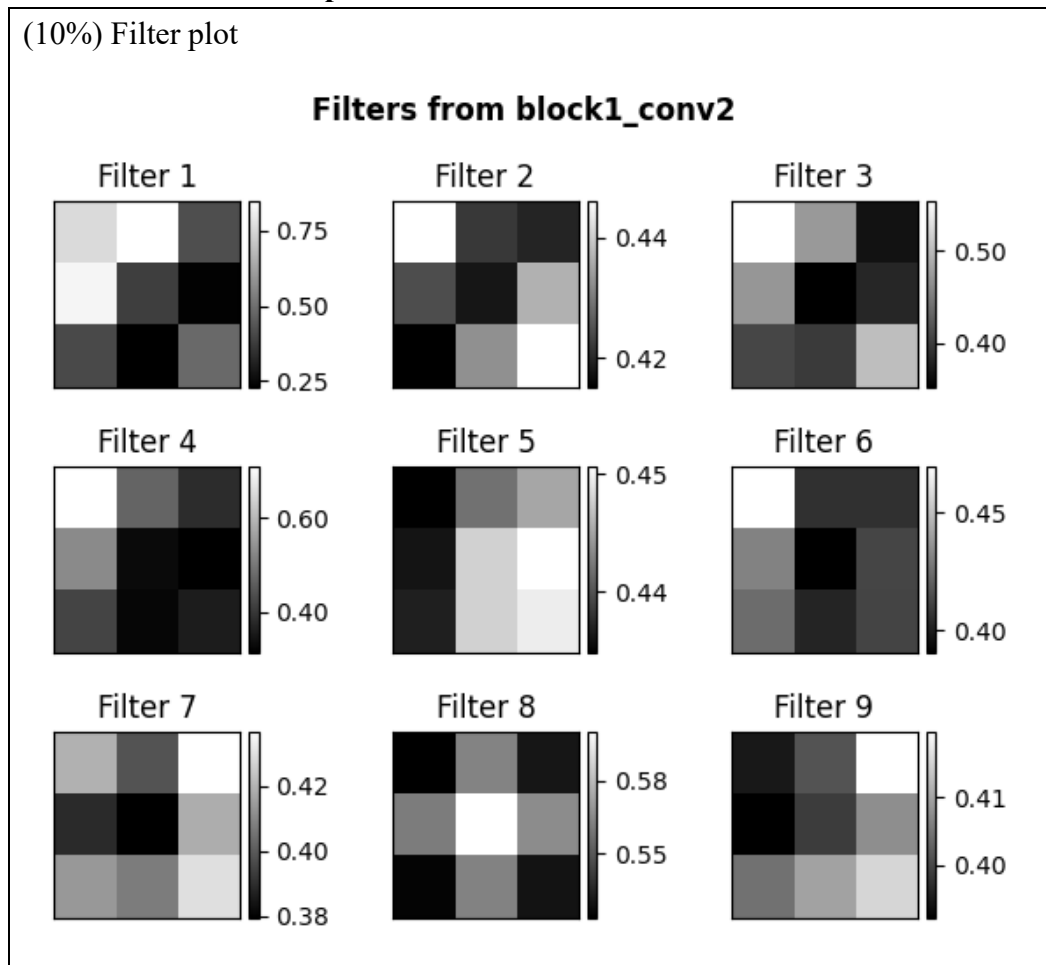


機器學習導論  
Introduction to Machine Learning  
Homework 5  
(Due date: 2024/06/20 Thu.)

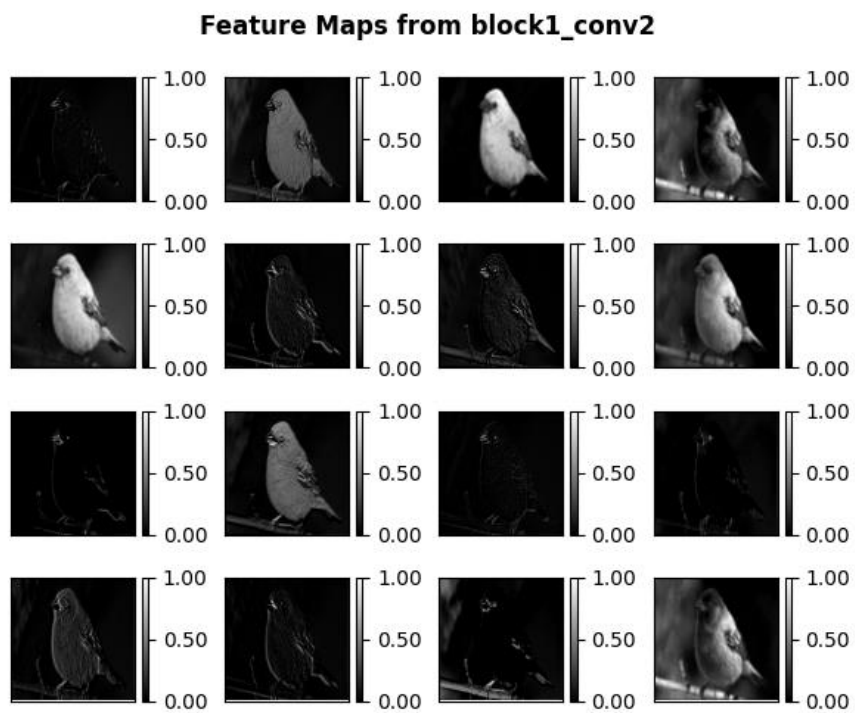
Student ID: \_\_\_\_\_110011141\_\_\_\_\_ Name: \_\_\_\_\_陳昇達\_\_\_\_\_

一、Filters and Feature Maps

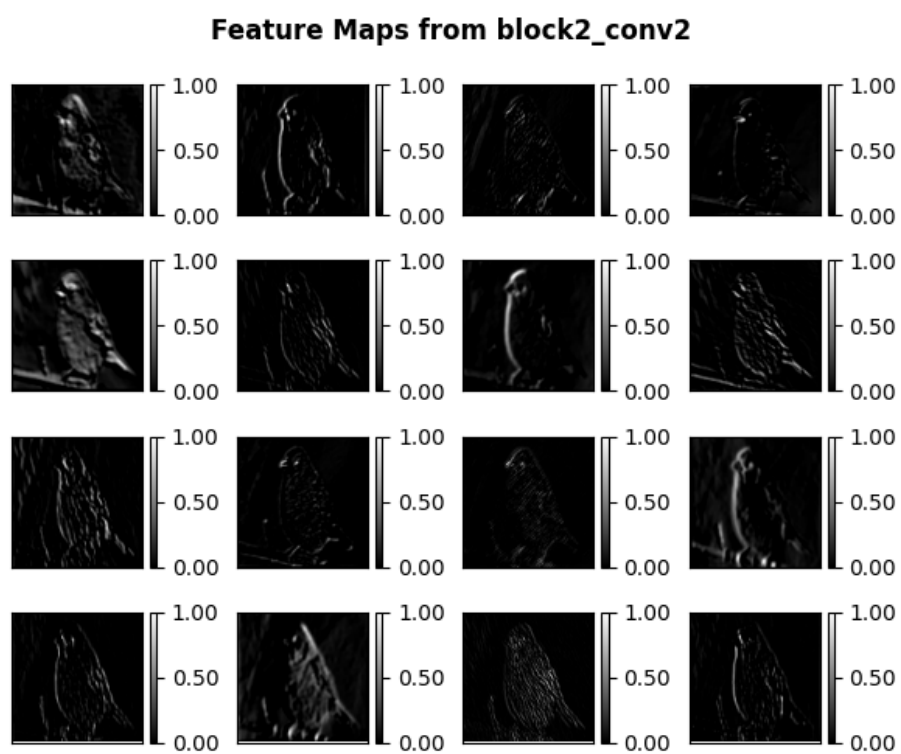
(10%) Filter plot



(5%) Feature map 1

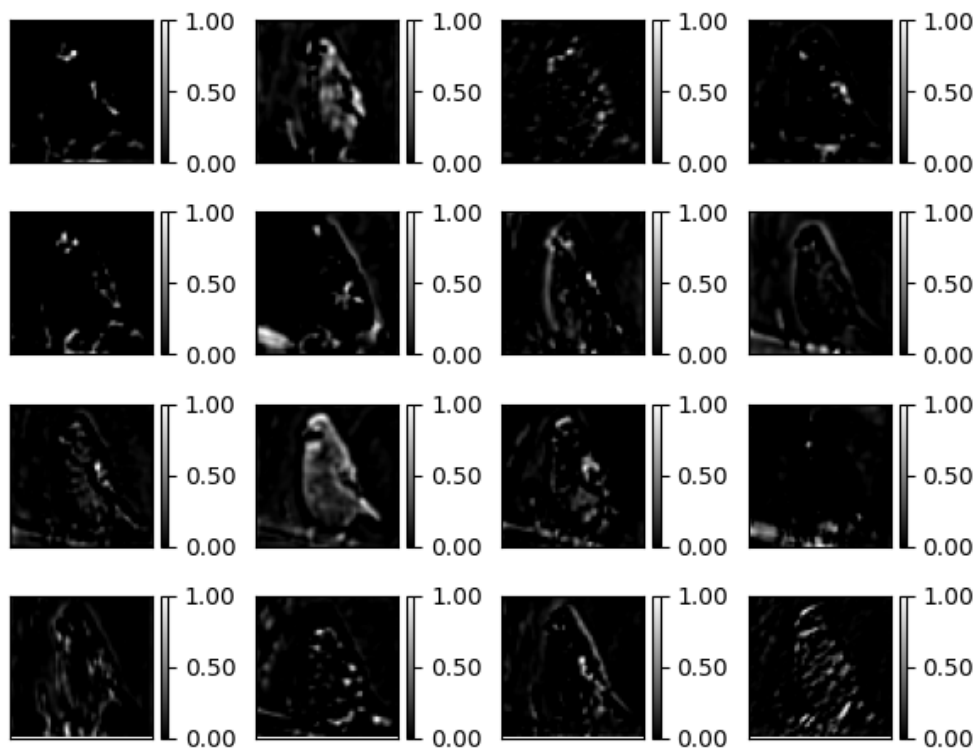


(5%) Feature map 2



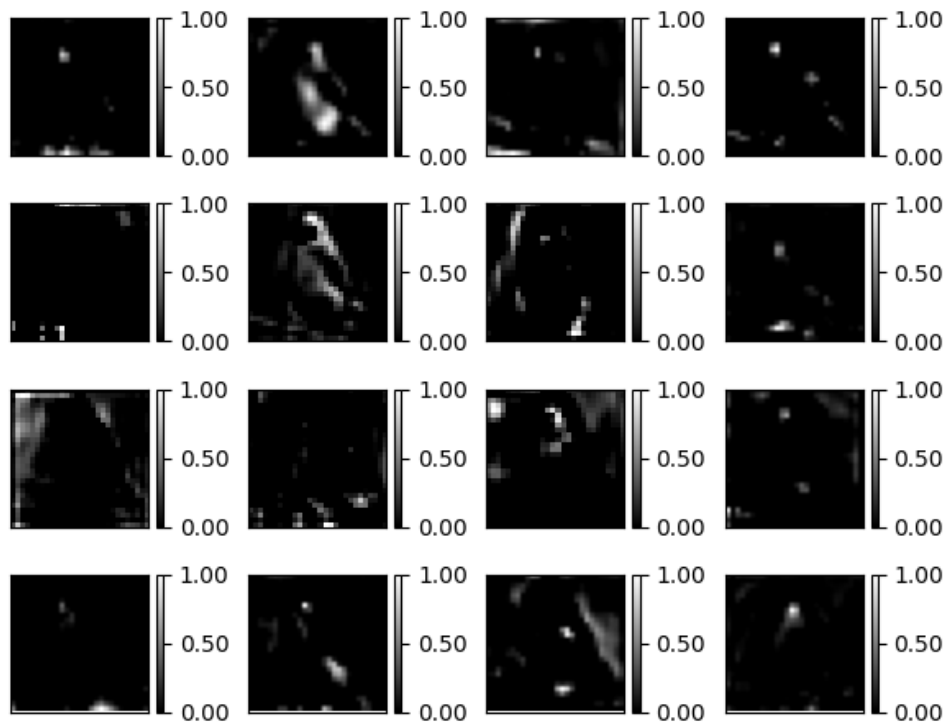
(5%) Feature map 3

**Feature Maps from block3\_conv3**



(5%) Feature map 4

**Feature Maps from block4\_conv3**



## (10%) Discussion

### 濾波器圖片分析 (Filters)

濾波器是卷積神經網絡 (CNN) 中的重要組成部分，主要用於從輸入圖像中提取特徵。每個濾波器對應一組權重，這些權重通過卷積操作與輸入圖像相乘並累加，生成一個特徵圖。濾波器越多，網絡能夠學習到的特徵越多，從而提高模型的表現。

### 特徵圖片分溪 (Feature Maps)

特徵圖是濾波器在輸入圖像上應用後的輸出結果。特徵圖的模式反映了該層濾波器所學習到的特徵。

#### 1. 第一層濾波器 (block1\_conv2)

強調了輸入圖像中的邊緣和簡單的形狀。

#### 2. 第二層濾波器 (block2\_conv2)

更強調了圖像中的細節和紋理，這表明網絡正在學習更高層次的特徵。同時展示了更明顯的局部特徵，如紋理和邊緣細節，這些細節比第一層的特徵更為精細和具體。

#### 3. 第三層濾波器 (block3\_conv3)

顯示了更多的圖像細節，這些細節包括了更加複雜的邊緣和紋理特徵。

#### 4. 第四層濾波器 (block4\_conv3)

顯示了更加抽象的特徵，這些特徵包括物體的輪廓和紋理，反映了網絡對圖像更高層次特徵的理解。

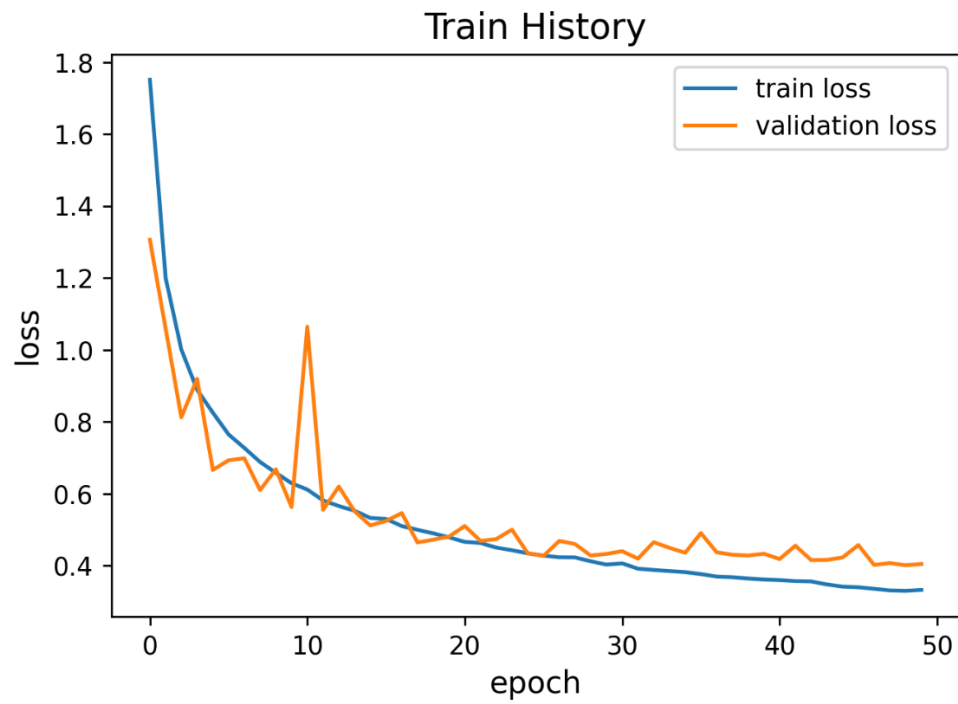
總結來說，隨著網絡層數的增加，濾波器學習到的特徵也越來越複雜，從簡單的邊緣和形狀逐漸發展到更加高階的特徵和抽象表示。這反映了卷積神經網絡的特性，即在前幾層學習低階特徵（如邊緣、角點等），在後幾層則學習高階特徵（如物體的局部結構和整體形狀）。這種特性使得卷積神經網絡在圖像識別和分類任務中表現優越。

此外，這些特徵圖還顯示了不同濾波器對輸入圖像不同部分的關注點。例如，一些濾波器可能更加關注圖像中的邊緣，而另一些濾波器則可能更加關注紋理或顏色變化。這種多樣性的濾波器組合使得網絡能夠從多個角度對圖像進行分析和理解，從而提高分類的準確性。

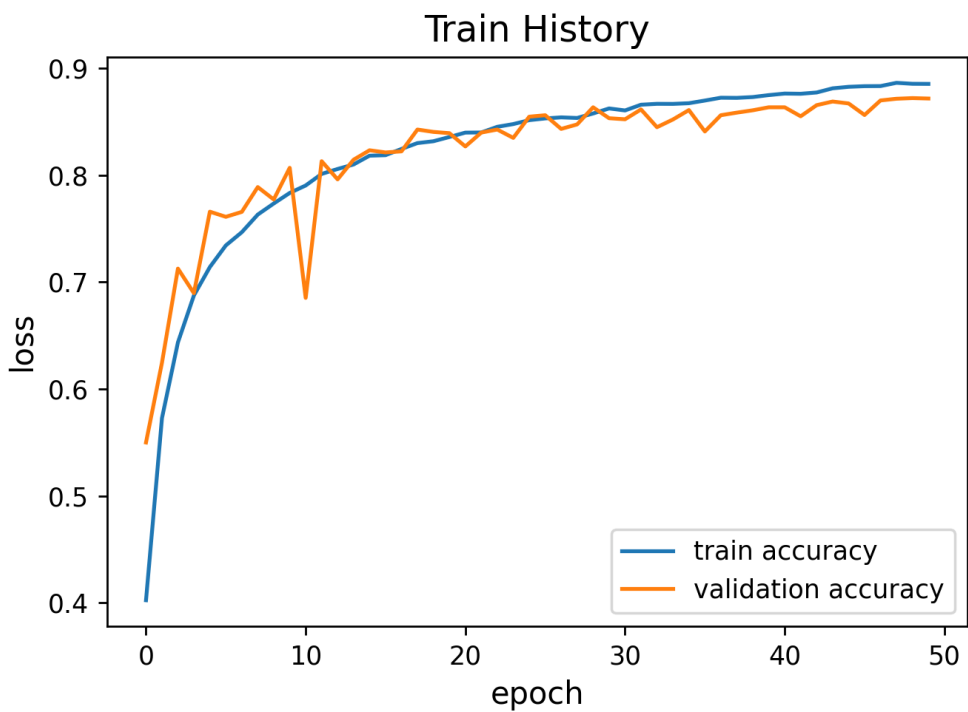
在實際應用中，這種對濾波器和特徵圖的可視化分析有助於我們理解模型的內部工作原理，並有助於我們進行模型的調整和優化。例如，我們可以通過觀察特徵圖來確定哪些層的濾波器需要進行微調，或者通過調整濾波器的數量和大小來提高模型的表現。

## 二、CIFAR-10 Classification

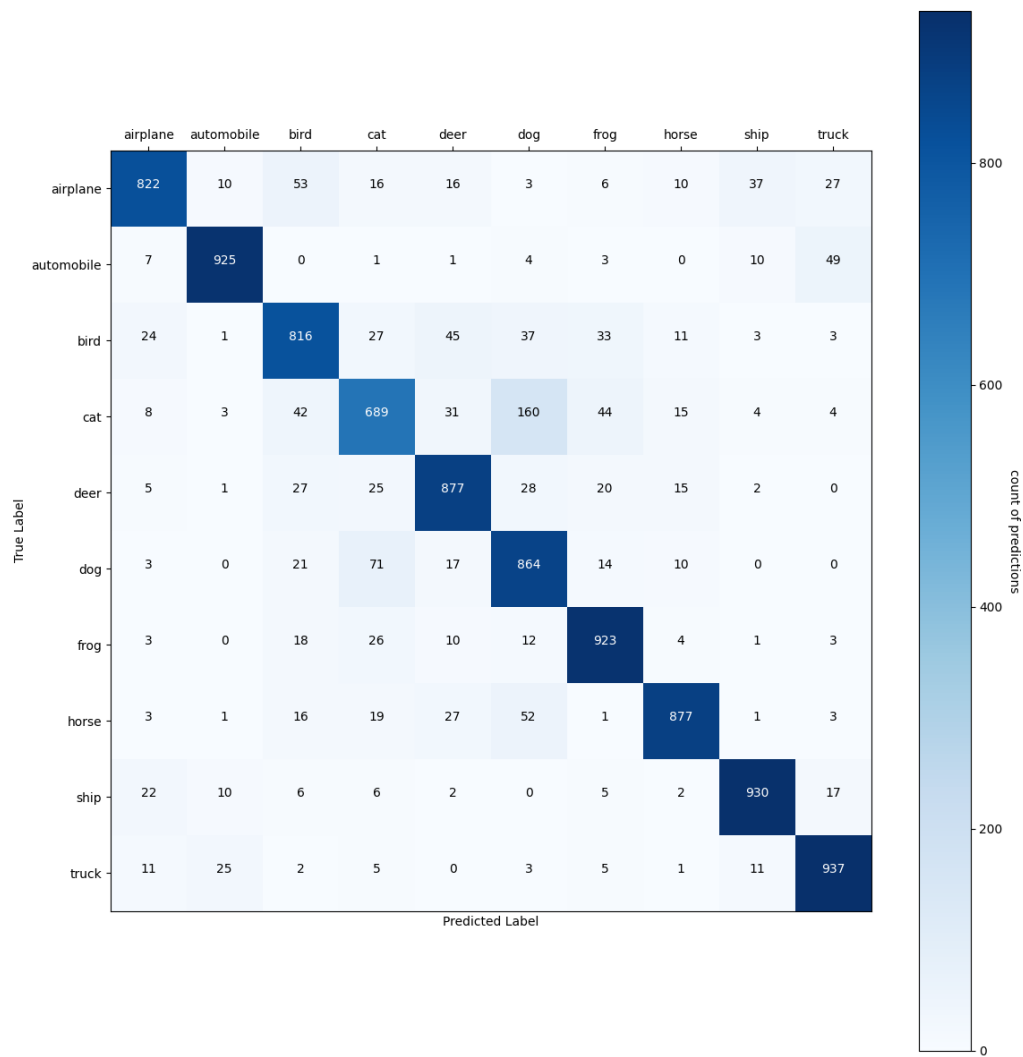
(10%) Loss plot



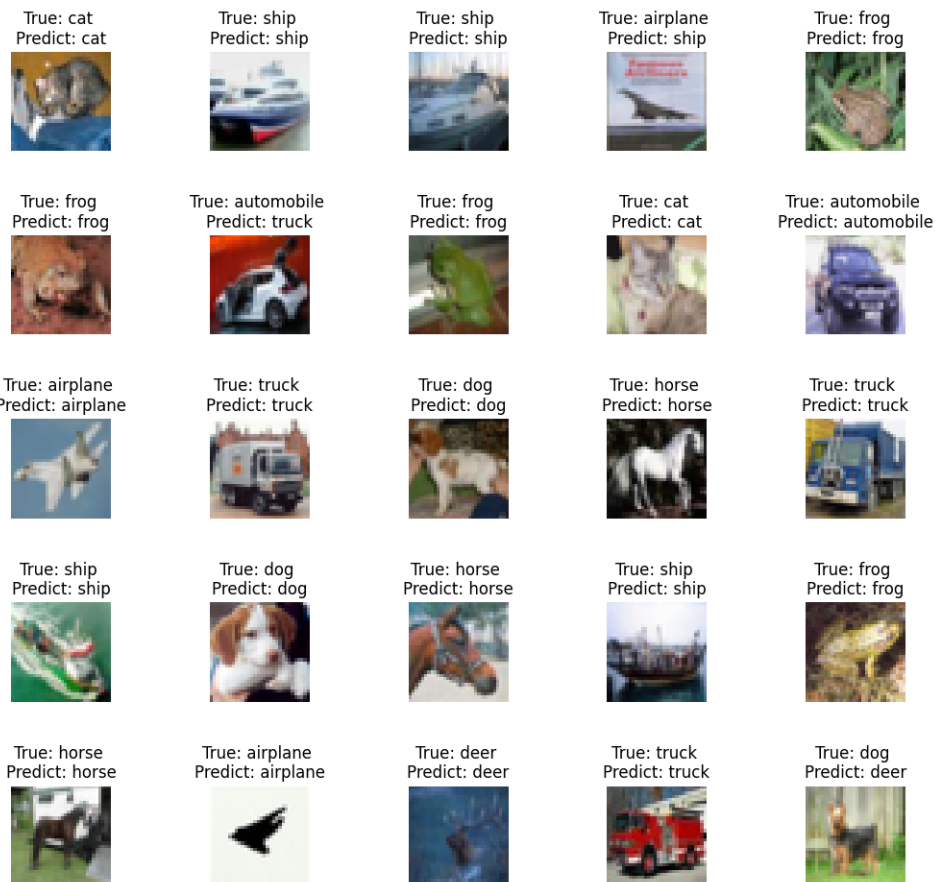
(10%) Accuracy plot



(15%) Confusion matrix plot



### (15%) Prediction plot



### (10%) Discussion

#### 造成錯誤預測的可能原因及觀察

##### 1. 圖像質量：

某些圖像可能因為解析度低或模糊而導致模型難以準確辨識。例如圖中的“True: automobile, Predict: truck”可能因為圖像中的車輛部分被遮擋，或者圖像模糊。

##### 2. 類別相似性：

某些類別之間的特徵相似度較高，導致模型混淆。例如，“True: truck, Predict: automobile”這種情況可能是因為卡車和汽車在外觀上有許多相似之處。

##### 3. 訓練數據不均衡：

如果某些類別的訓練數據較少，模型在預測這些類別時可能會表現不佳。例如，某些動物如“horse”和“dog”在背景或姿勢上可能存在相似性，導致誤判。

##### 4. 背景干擾：

有些圖像中的背景可能干擾模型的預測。例如，某些“True: dog, Predict: deer”的情況可能是背景中包含類似於鹿的特徵，干擾了模型的判斷。

## 提高準確率的方法及策略

### 1. 數據增強：

對訓練數據進行各種增強處理，如旋轉、翻轉、縮放等，以增加數據的多樣性，幫助模型更好地學習各種變化。

### 2. 更深的模型：

使用更深層的神經網絡（例如 ResNet 或 EfficientNet）來捕捉更多的特徵信息，從而提高模型的識別能力。

### 3. 更大的數據集：

收集更多的數據，特別是對那些在訓練集中較少見的類別進行補充，以解決數據不均衡問題。

### 4. 遷移學習：

使用在大規模數據集上預訓練的模型（如 ImageNet 上的模型）進行遷移學習，然後在自己的數據集上進行微調，可以顯著提高模型的性能。

### 5. 背景分割：

嘗試使用背景分割技術，將對象從背景中提取出來，從而減少背景對模型預測的干擾。

### 6. 混淆矩陣分析：

通過分析混淆矩陣，識別出最容易混淆的類別，並對這些類別進行針對性的訓練或數據增強。

### 7. 正則化技術：

使用正則化技術（如 Dropout、L2 正則化）來防止模型過擬合，提高模型的泛化能力。