我是資工碩一莊雅卉，今天要報告的是實現深度學習，近年來人工智慧吸引大眾與媒體的目光，從手機的語音助理、人臉辨識、影音平台推薦等，AI已經與我們的生活息息相關。深度學習是人工智慧中成長最快速的領域，對於視覺圖像分析有很好的效果。深度學習包含CNN、ANN、FCN、GAN…等都有各自的優劣勢，本次專案將以實作CNN來訓練keras所提供的數據集，利用實作模組的建置方法，來對深度學習建立基本的知識。

資料集是直接從keras中load下來，總共有50000筆訓練資料以及一萬筆測試資料，label為0~9共10筆，資料集image的大小為32\*32，並且以rgb來呈現。

再來是研究方法，首先將圖片的數字標準化，而label的部分利用keras所提供的np-utils來進行OneHot轉換

透過label轉換後，每張圖片會得到10個0或1的組合

資料處理完後就可以開始建置模型，建立一個Sequential線性堆疊模型，並開始依序加入神經網路。首先建立第一層的卷積層與池化層，輸入的圖片大小為32x32所以會產生32個影像，卷積運算本身不會改變圖像大小，所以圖片大小仍為32x32，利用卷積運算去擷取圖片的特徵；再來加入Dropout參數去避免overfitting；加入池化層，執行第一次的縮減取樣，將32X32影像縮小為各16X16，縮減取樣不會影響數量，數量仍為32。再來建立第二層卷積，將原本的32個影像轉換為64個影像，加入droupOut避免Overfitting，並建立池化層縮減取樣，變為8x8的圖像。再來建立平坦層Flatten()，4096個神經元剛好對應64\*8\*8=4096個float數字，並且也加入dropout避免overfitting；再來建立隱藏層，一共有1024個神經元，最後建立輸出層，共有10個神經元的輸出，對應到0~9個影像類別。

接著compile去定義模組的訓練方式

Loss:設定損失函數

Optimizer:訓練時最優化方法

Metric:設定評估模型的方式

然後就可以開始進行模組的訓練

Validation\_splite:設定訓練集跟測試集的比例數

Epochs:設定步數

Batch\_size:每一批次筆數

Verbose:訓練過程顯示

再來是研究結果，利用evaluate函數來評估模組，此模組準確率為73.1%，可以從圖中看到準確率隨著時間的推移逐漸提升，而loss率也逐漸減少。

這是顯示預測結果，圈起來的部分就是判斷錯誤的圖片，

最後是結論，

在本次實驗中，透過卷積的方式來擷取圖像特徵，並訓練模組來建立卷積神經網路，進而去辨識Cifar10的影像資料。

訓練過程中發現，圖片預處理，將資料標準化及數字化是一件非常重要的事，圖片尺寸不合，在建置過程中就會報錯。再來是GPU可以加速訓練模組的速度，從一開始使用CPU建置好幾個小時，利用GPU只需五分鐘。

透過本次專案讓我更了解CNN卷積層的基礎觀念及演算法，並且能夠將其呈現，受益良多。