**作業五**

一、方法與流程

**最後成果:**

主要方法:

使用RandomForest

並使用RandomOverSampler來平衡資料量的差距

流程:

1.讀入.csv資料庫(使用pandas)

2. preprocess:

對train(TraData.csv)跟test(input.csv)作labelencoder

目的是因為RandomForest的工具只支援int->需要encode

3.將train切成train跟vaild

(vaild是後面用來測試train中的準確度的)

4.preprocessing:RandomOverSampler

5.建立RandomForest的classfier，並利用train data作fit

(使用sklearn工具)

6.利用fit出來的RandomForest驗證在train的準確度，並印在螢幕上

6.利用fit出來的RandomForest預測test data的結果(click)

5.將結果輸出成.csv檔(使用pandas)

結果:

Accuracy 0.997

Precision 0.092

Recall 0.093

F1 0.092

**方法說明:RandomForest**

優點:

1.對於很多種資料，它可以產生高準確度的分類器。

2.它可以處理大量的輸入變數。

3.它可以在決定類別時，評估變數的重要性。

4.在建造森林時，它可以在內部對於一般化後的誤差產生不偏差的估計。

5.它包含一個好方法可以估計遺失的資料，並且，如果有很大一部分的資料遺失，仍可以維持準確度。

6.它提供一個實驗方法，可以去偵測variable interactions。

7.對於不平衡的分類資料集來說，它可以平衡誤差。

8.它計算各例中的親近度，對於數據挖掘、偵測離群點（outlier）和將資料視覺化非常有用。

9.使用上述。它可被延伸應用在未標記的資料上，這類資料通常是使用非監督式聚類。也可偵測偏離者和觀看資料。

10學習過程是很快速的。

(來源:wiki)

在這其中，最主要使用RandomForest的原因在於其可以**平衡誤差**，**花費時間不是太高**

實作:

RandomForest:

隨機作出許多DecisionTree，再根據這些DecisionTree做ensemble&boosting

boosting:

針對每個DecisionTree的錯誤增加權重來加強訓練

ensemble:

在此用法為各DecisionTree的加權總和

RandomOverSampler:

把比較少的資料多複製幾份，讓訓練資料可以平衡(缺點:可能overfit 不過這字的資料有不平衡，所以此方法可行)