# Decision Tree Report

## 資工三 A 108502541 張凱博

#### \_feature\_split:

Design:用 for 迴圈跑過每一筆特徵,並用每一筆特徵中的不 重複資料當臨界點去計算 Information Gain 來找到當前最好的 分割特徵及分割臨界值。

Goal: 找出當前最好的分割位置。

#### \_build\_tree :

Design: 建立一個 root\_node 並用剛剛建好的\_feature\_split 來找分割點將資料分割,並遞迴將左右節點都跑\_build\_tree 藉此將整棵樹建立完整。

Goal: 將決策樹的模型建立起來。

### \_find\_min\_alpha:

Design: 運用 stack 將父節點的左右直點存入,一個點一個點的尋找,只要當前節點的 alpha 值較小,則更改儲存節點,藉此尋找最小 alpha 的最佳剪枝位置。

Goal: 遍歷整顆樹的節點找尋最小的 alpha, 並回傳其位置當剪 枝點。

#### \_prune :

Design: 用運前面建好的\_compute\_alpha & \_find\_min\_alpha 來找到最佳剪枝點,並將其節點的左右節點丟棄,將左右指向 None 藉此完成剪枝。

Goal: 進行剪枝的動作,來減少過度擬合。

## The effect of different parameters

#### Prune tree times:

這個參數代表的是剪枝的次數,適度剪枝可以降低模型的過度擬合,但若過度剪枝會造成模型複雜度過低進而降低模型預測機率,而剪枝次數過低則會造成模型過度擬合增加訓練模型預測準越率,但測試準確率則會非常低。

### max\_depth:

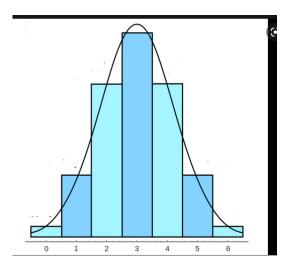
分割資料會將決策樹加深深度,這個參數是用來進行深度限制,若將 max\_depth 設為很大很大,會造成嚴重的過度擬合,因為她會不斷的將資料分化到一個極度貼近

測試資料的決策樹,因次造成過度擬合。而 max\_depth 設定為過小的話,會造成 underfitting,幾乎沒有將資料 進行純化。

## Result:

After prune tree, the testing accuracy become better... Why???

因為一開始的模型尚未進行剪枝,過度擬合,導致訓練預測率很高,但 test data 的準確率卻很低,因此進行剪枝後,將模型以最少增加錯誤的點進行修剪,不但不會讓錯誤率上升很多,還可以提高 test case 的預測準確率,因為模型不再那麼的過度擬合,可以更精準地進行預測,但過度的剪枝也會造成模型複雜度太低,test case 跟 training case都不準確的狀況。



## Decision tree before/after post pruning accuracy:

tree train accuracy: 0.966981 tree test accuracy: 0.670330 tree train accuracy: 0.962264 tree test accuracy: 0.703297 ========Cut======== tree train accuracy: 0.962264 tree test accuracy: 0.703297 tree train accuracy: 0.957547 tree test accuracy: 0.714286 =========Cut======== tree train accuracy: 0.952830 tree test accuracy: 0.725275 ========Cut======= tree train accuracy: 0.938679 tree test accuracy: 0.736264 tree train accuracy: 0.924528 tree test accuracy: 0.736264 =========Cut======== tree train accuracy: 0.924528 tree test accuracy: 0.736264 =========Cut======== tree train accuracy: 0.900943 tree test accuracy: 0.747253 tree train accuracy: 0.886792 tree test accuracy: 0.747253 tree train accuracy: 0.886792 tree test accuracy: 0.747253