# Day 29 特徵工程

# 特徵評估



#### 知識地圖特徵工程特徵評估

#### 機器學習概論 Introduction of Machine Learning

#### 監督式學習 Supervised Learning

新處理 Processing — 数據分析 Exploratory Data Analysis

特徵 工程 Feature Engineering 模型 選擇 Model selection

參數調整 Fine-tuning 集成

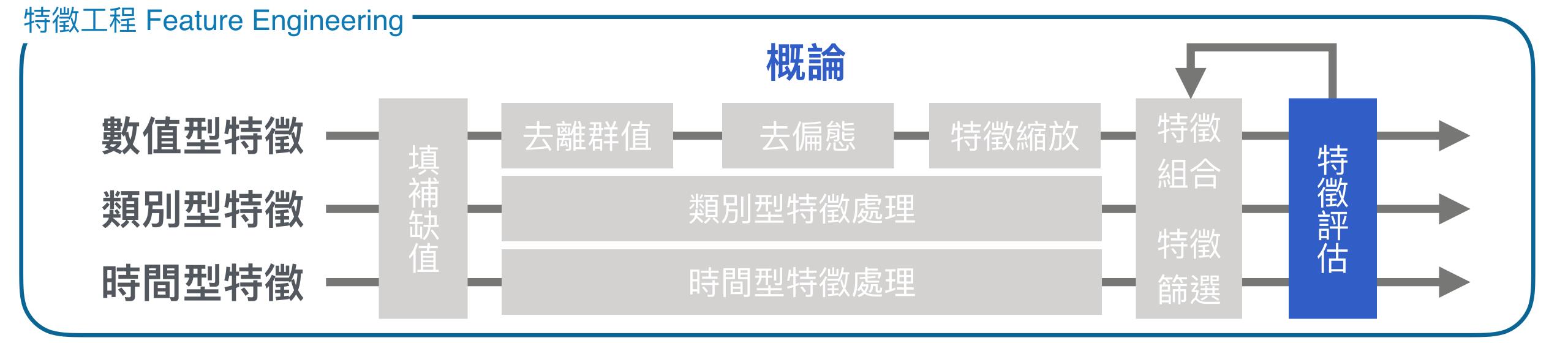
Ensemble

分群 Clustering

**Unsupervised Learning** 

非監督式學習

降維 Dimension Reduction



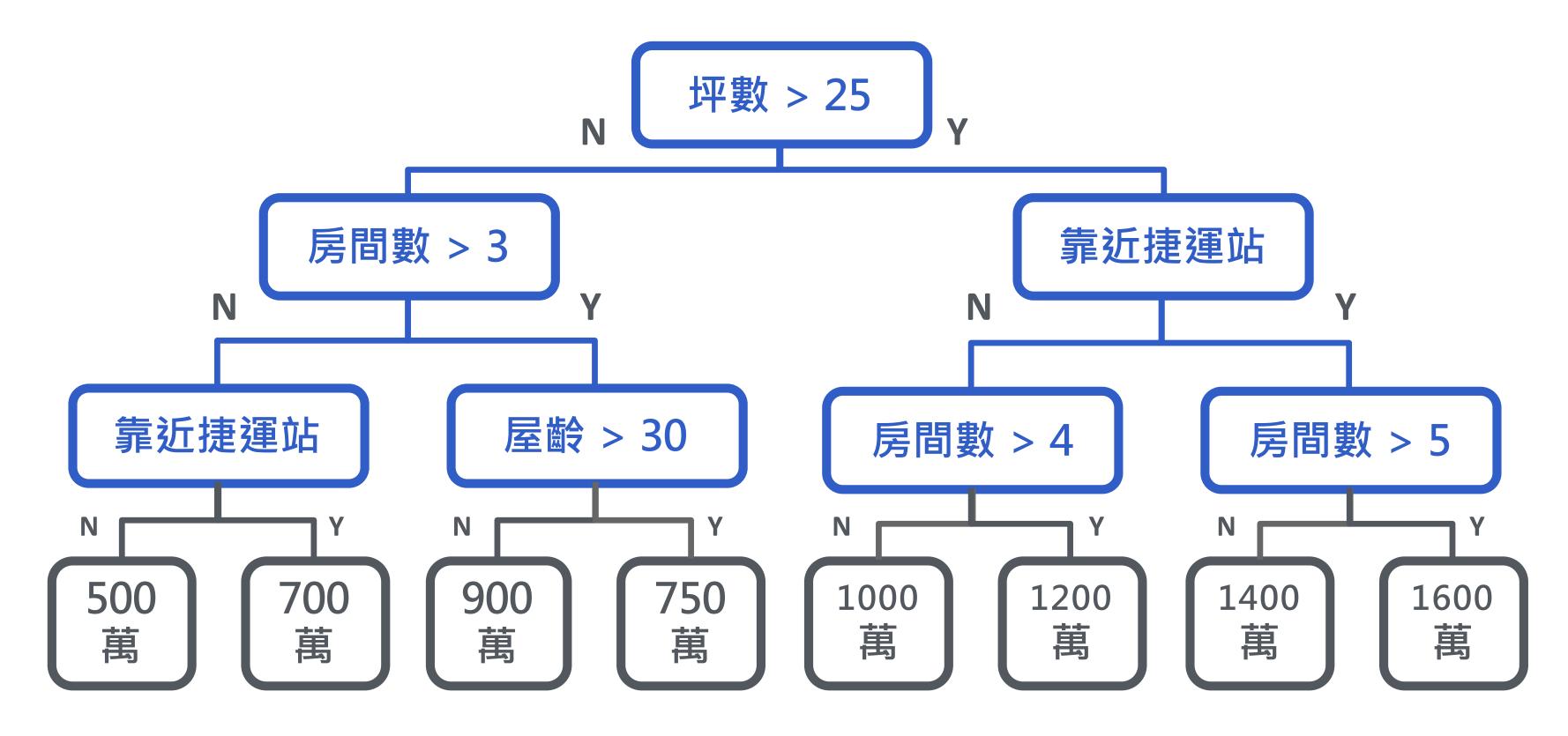
# 本日知識點目標

- 樹狀模型的特徵重要性,可以分為哪三種?
- sklearn 樹狀模型的特徵重要性與 Xgboost 的有何不同
- ◎ 特徵工程中,特徵重要性本身的重要性是什麼

### 細說特徵重要性(1/3)

讓我們先來看看什麼是特徵重要性:

下列是房價預估決策樹的預測圖,四個特徵(坪數、房間數、屋齡、是否靠近捷運站)之中,請問你覺得哪一個特徵比較重要?

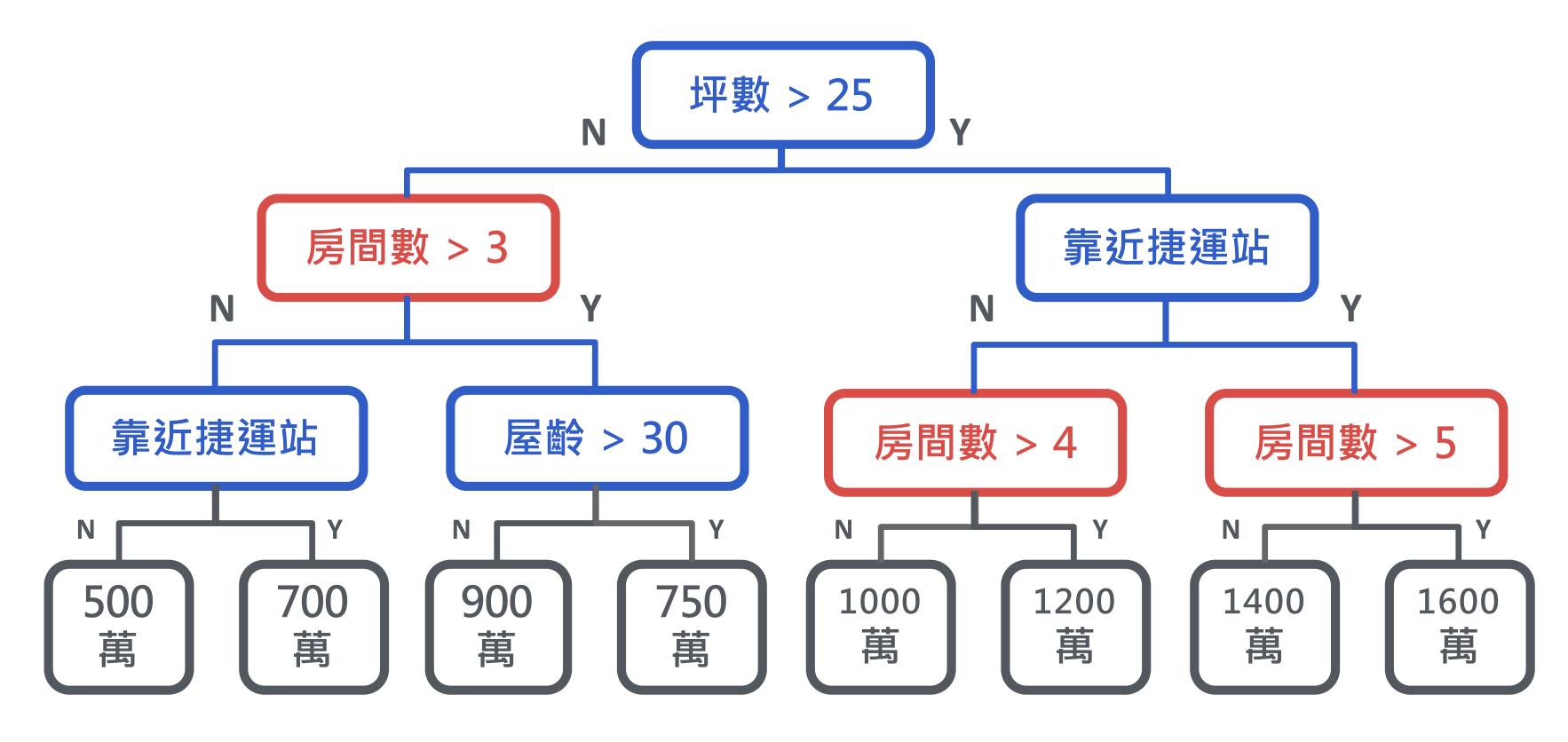


## 細說特徵重要性(2/3)

特徵重要性預設方式是取特徵決定分支的次數

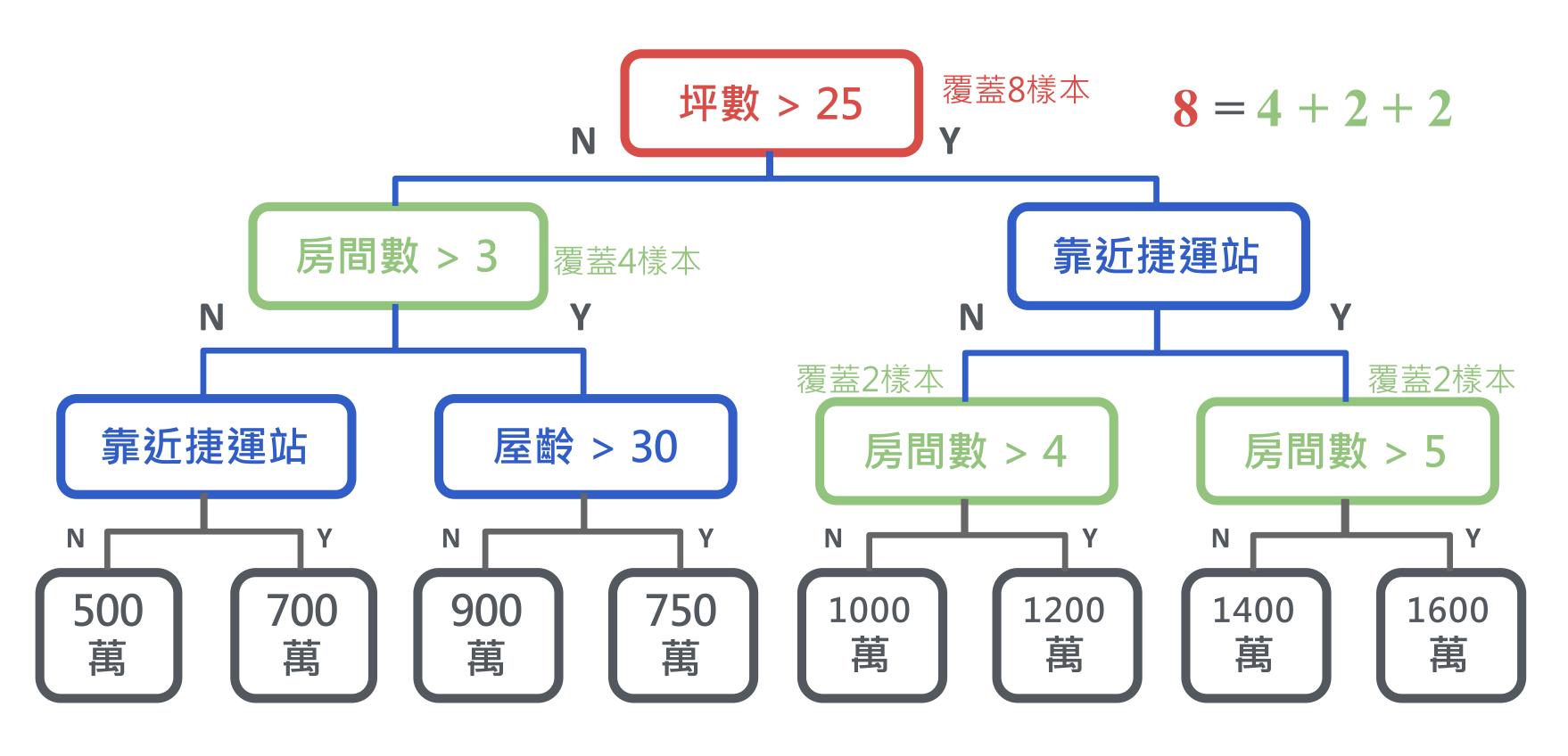
此例而言: 坪數x1次 房間數x3次 靠近捷運站x2次 屋齡x1次

所以最重要的特徵是房間數



## 細說特徵重要性(3/3)

但分支次數以外,還有兩種更直覺的特徵重要性:特徵覆蓋度、損失函數降低量本例的特徵覆蓋度(假定八個結果樣本數量一樣多):坪數與房間數的覆蓋度相同(都是8)而損失函數降低量,則是要看損失函數 (loss function) 決定



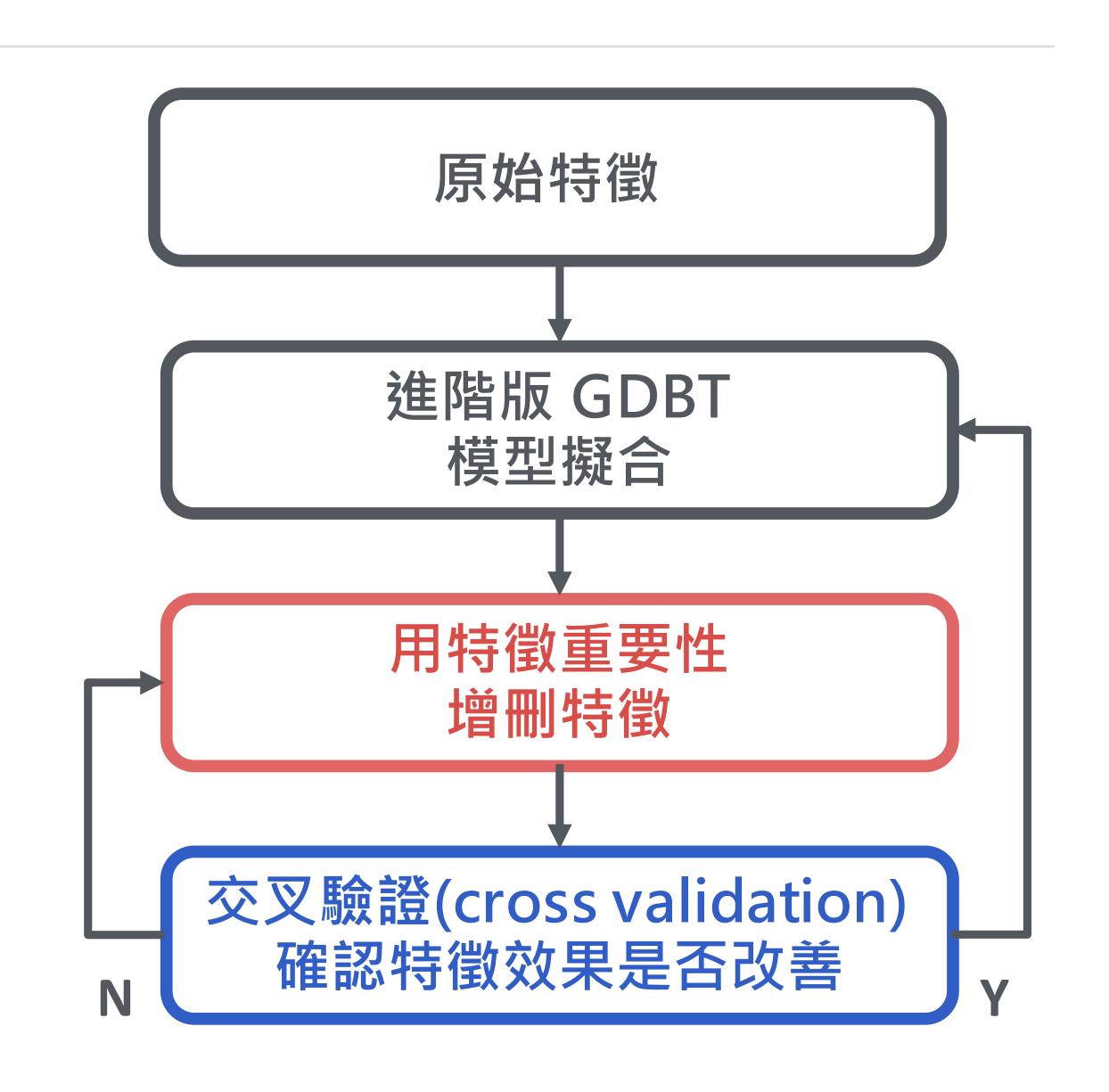
#### 套件中的特徵重要性

- sklearn 當中的樹狀模型,都有特徵重要性這項方法 (.feature\_importances\_),而實際上都是分支次數
- 進階版的 GDBT模型(xgboost, lightgbm, catboost) 中, 才有上述三種不同的重要性

	Xgboost 對應參數 (importance_type)	計算時間	估計精確性	sklearn 有此功能
分支次數	weight	最快	最低	0
分支覆蓋度	cover	快	中	X
損失降低量 (資訊增益度)	gain	較慢	最高	X

#### 機器學習中的優化循環

- 機器學習特徵優化,循環方式如圖
- 其中增刪特徵指的是
  - 特徵選擇(刪除)
    - 挑選門檻,刪除一部分特徵重要性較低的特徵
  - 特徵組合(增加)
    - 依領域知識,對前幾名特徵 做特徵組合或群聚編碼,形 成更強力特徵
- 由交叉驗證確認特徵是否有改善,若沒有改善則回到上一輪重選特徵增刪
- 這樣的流程圖綜合了 PART 2:特徵工程的主要內容,是這個部分的核心知識

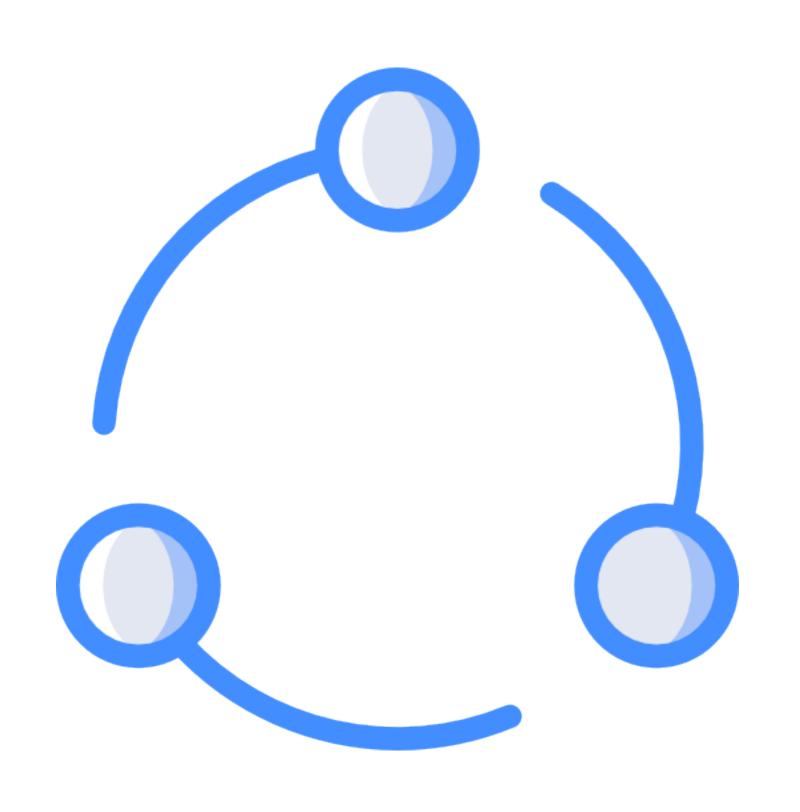


## 排列重要性 (permutation Importance)

- 雖然特徵重要性相當實用,然而計算原理必須基於樹狀模型,於是有了可 延伸至非樹狀模型的排序重要性
- 排序重要性計算,是打散單一特徵的資料排序順序,再用原本模型重新預測,觀察打散前後誤差會變化多少

	特徵重要性 Feature Impotance	排序重要性 Permutation Importance
適用模型	限定樹狀模型	機器學習模型均可
計算原理	樹狀模型的分歧特徵	打散原始資料中單一特徵的排序
額外計算時間	較短	較長

### 重要知識點複習



- 樹狀模型的特徵重要性,可以分為分支次數、特徵覆蓋度、損失函數降低量三種
- sklearn 樹狀模型與 Xgboost 的特徵重要性,最大差 異就是在 sklearn 只有精準度最低的「分支次數」
- 特徵重要性本身的重要性,是在於本身是增刪特徵的 重要判定準則,在領域知識不足時,成為改善模型的 最大幫手



請跳出PDF至官網Sample Code&作業 開始解題

