Day 29 特徵工程

特徵評估

出題教練 陳明佑

知識地圖 特徵工程 特徵評估

CUPOY

機器學習概論 Introduction of Machine Learning

監督式學習
Supervised Learning

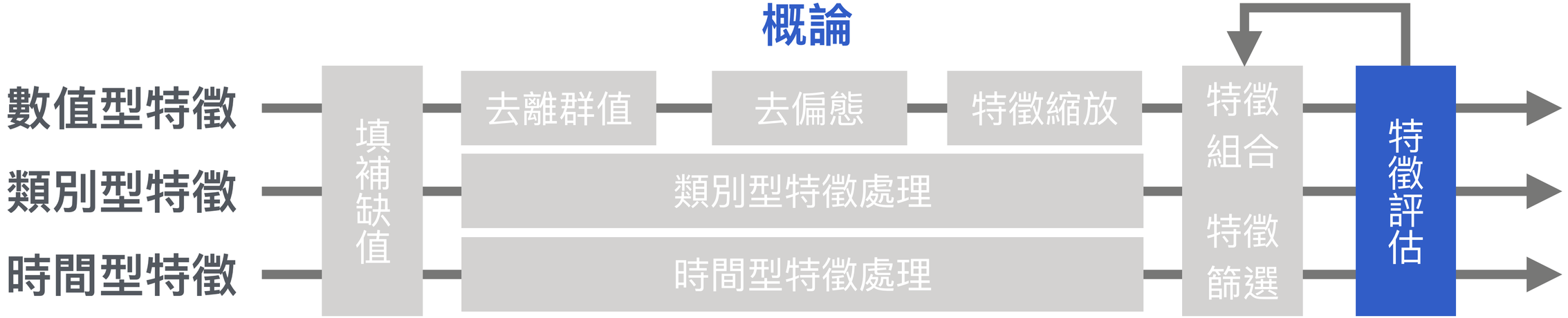
前處理 Processing → 探索式數據分析 Exploratory Data Analysis → **特徵工程 Feature Engineering** → 模型選擇 Model selection → 參數調整 Fine-tuning → 集成 Ensemble

非監督式學習
Unsupervised Learning

- 分群 Clustering
- 降維 Dimension Reduction

特徵工程 Feature Engineering

概論



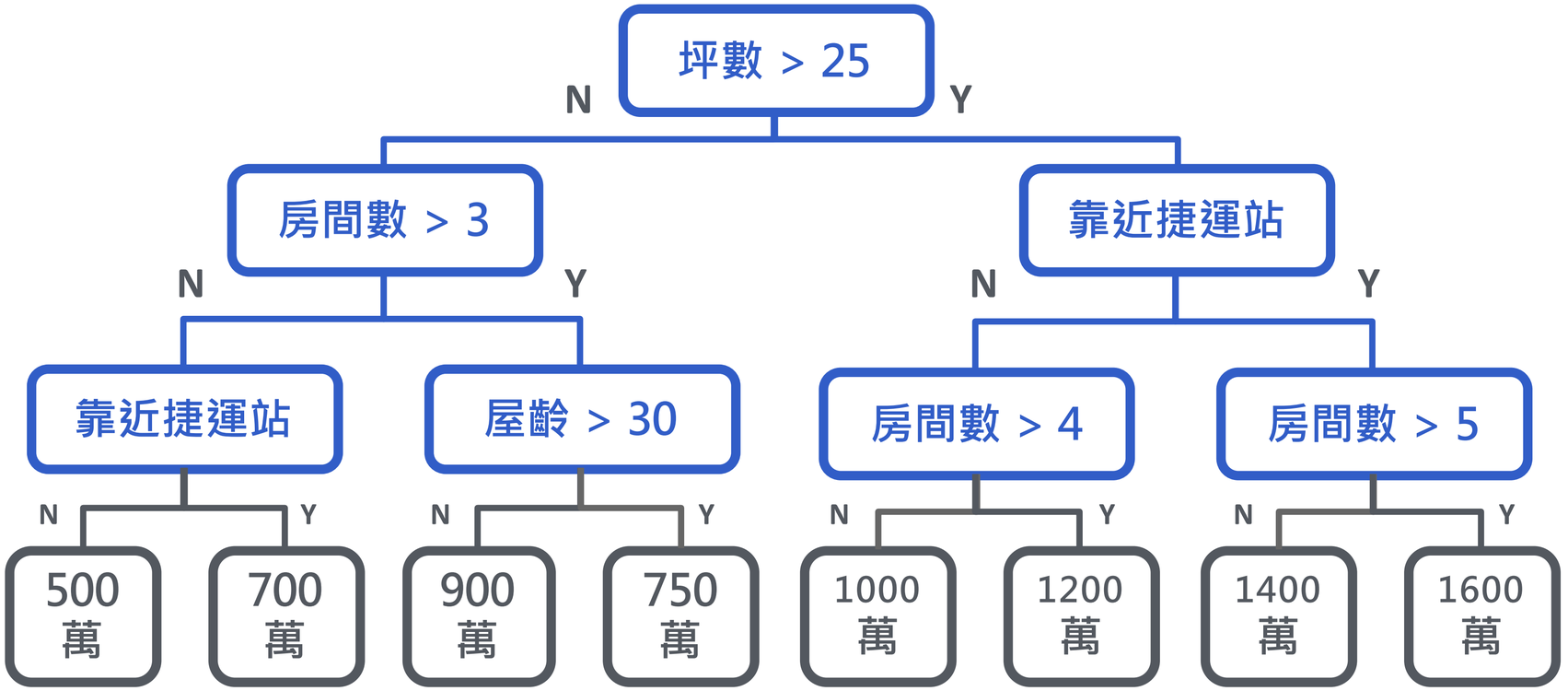
本日知識點目標

- 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?



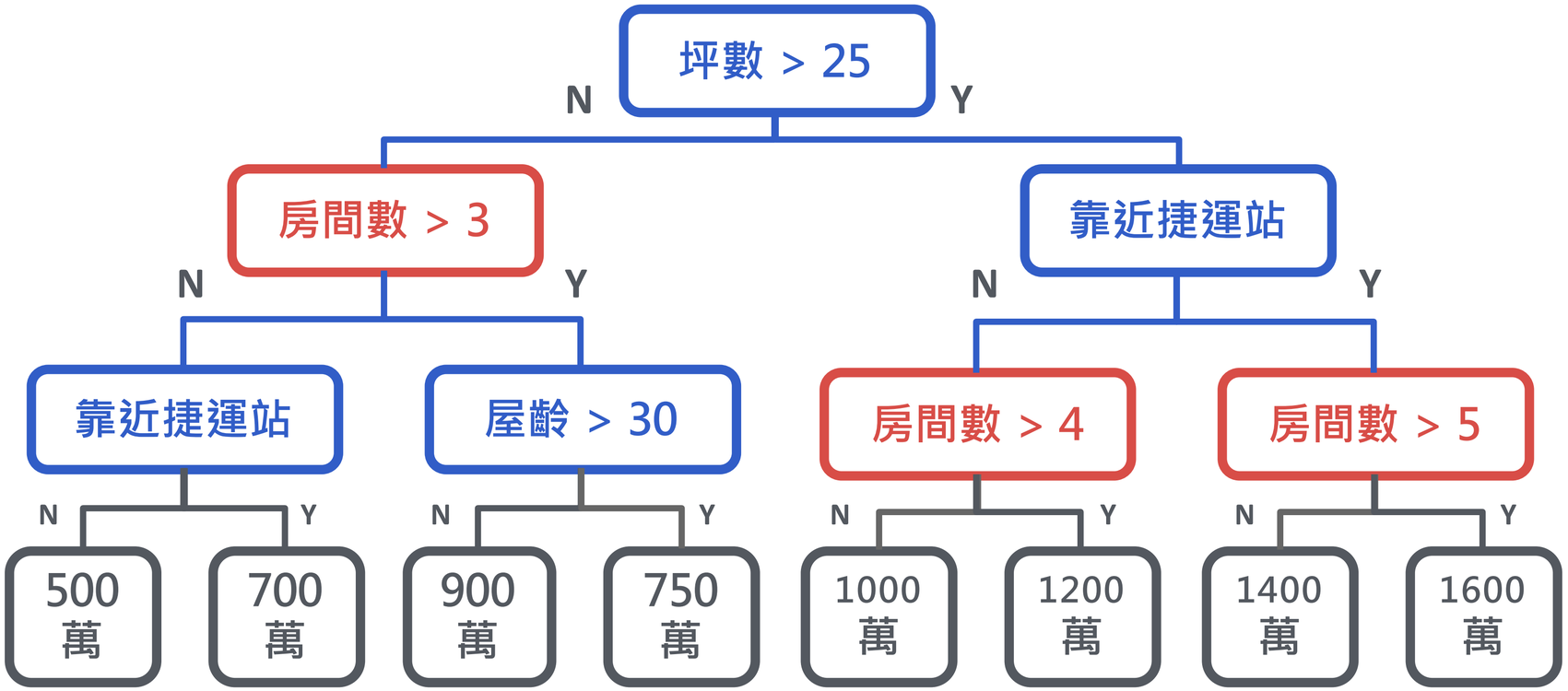
細說特徵重要性 (2 / 3)

CUPOY

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

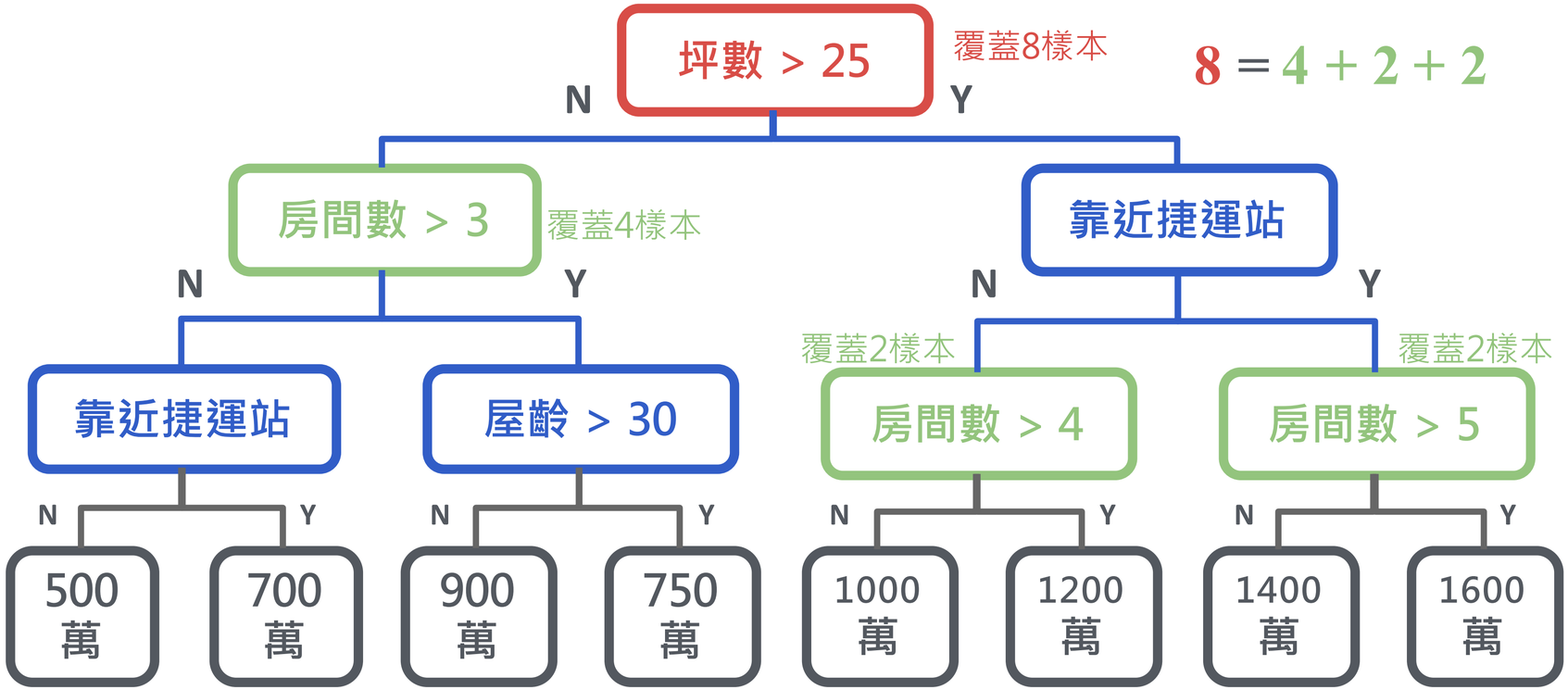


細說特徵重要性 (3 / 3)

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

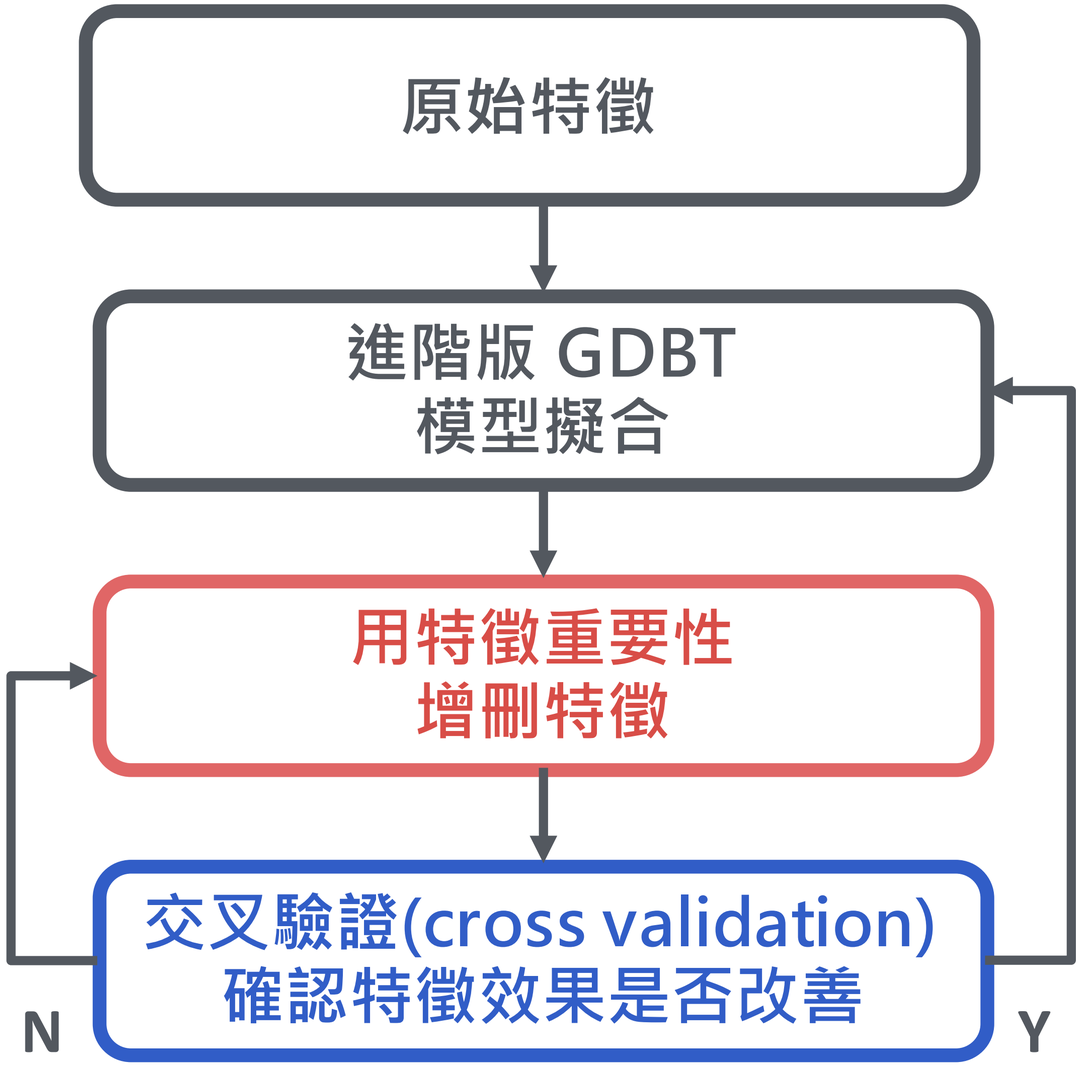
CUPOY

- 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	O
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**



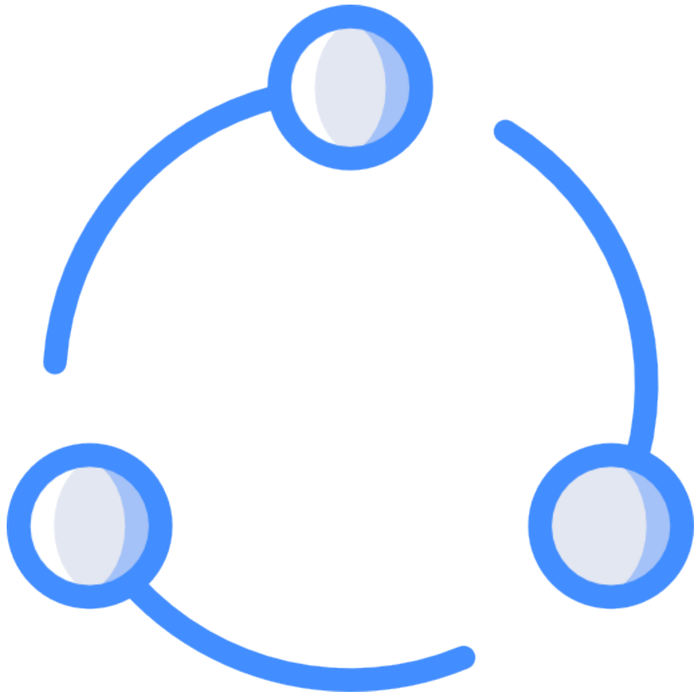
排列重要性 (permutation Importance)

CUPOY

- 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

解題時間
It’s Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code＆作業
開始解題