



Day 36

機器學習

評估指標選定



楊証琨

出題教練

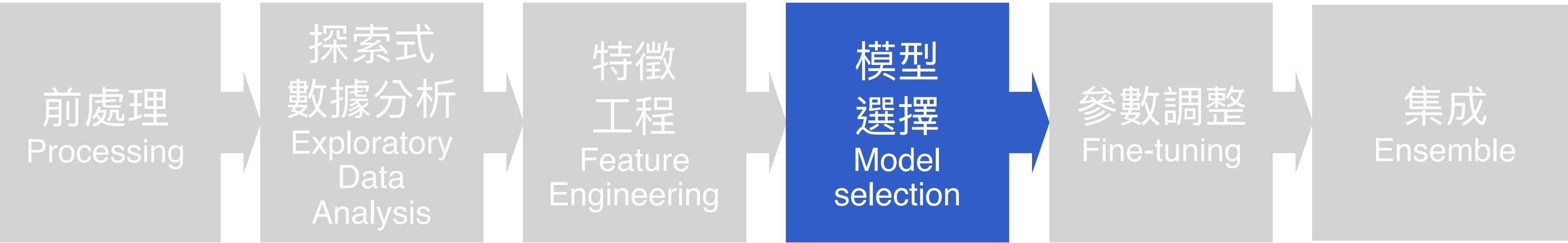


知識地圖 機器學習- 模型選擇 - 評估指標選定(Evaluation metrics)



機器學習基礎模型建立

監督式學習 Supervised Learning



非監督式學習 Unsupervised Learning



模型選擇 Model selection

概論

驗證基礎

預測類型

評估指標

基礎模型 Basic Model

線性回歸 Linear Regression

邏輯斯回歸 Logistic Regression

套索算法 LASSO

嶺回歸 Ridge Regression

樹狀模型 Tree based Model

決策樹 Decision Tree

隨機森林 Logistic Regression

梯度提升機 Gradient Boosting Machine

本日知識點目標

- 了解機器學習中評估指標的意義及如何選取
- 迴歸、分類問題應選用的評估指標
- 不同評估指標的意義及何時該使用

評估指標

- 設定各項指標來評估模型預測的準確性，最常見的為準確率
$$\text{(Accuracy)} = \frac{\text{正確分類樣本數}}{\text{總樣本數}}$$
- 不同評估指標有不同的評估準則與面向，衡量的重點有所不同

評估指標 - 回歸

觀察「預測值」(Prediction) 與「實際值」(Ground truth) 的差距

- MAE, Mean Absolute Error, 範圍: $[0, \infty]$
- MSE, Mean Square Error, 範圍: $[0, \infty]$
- R-square, 範圍: $[0, 1]$

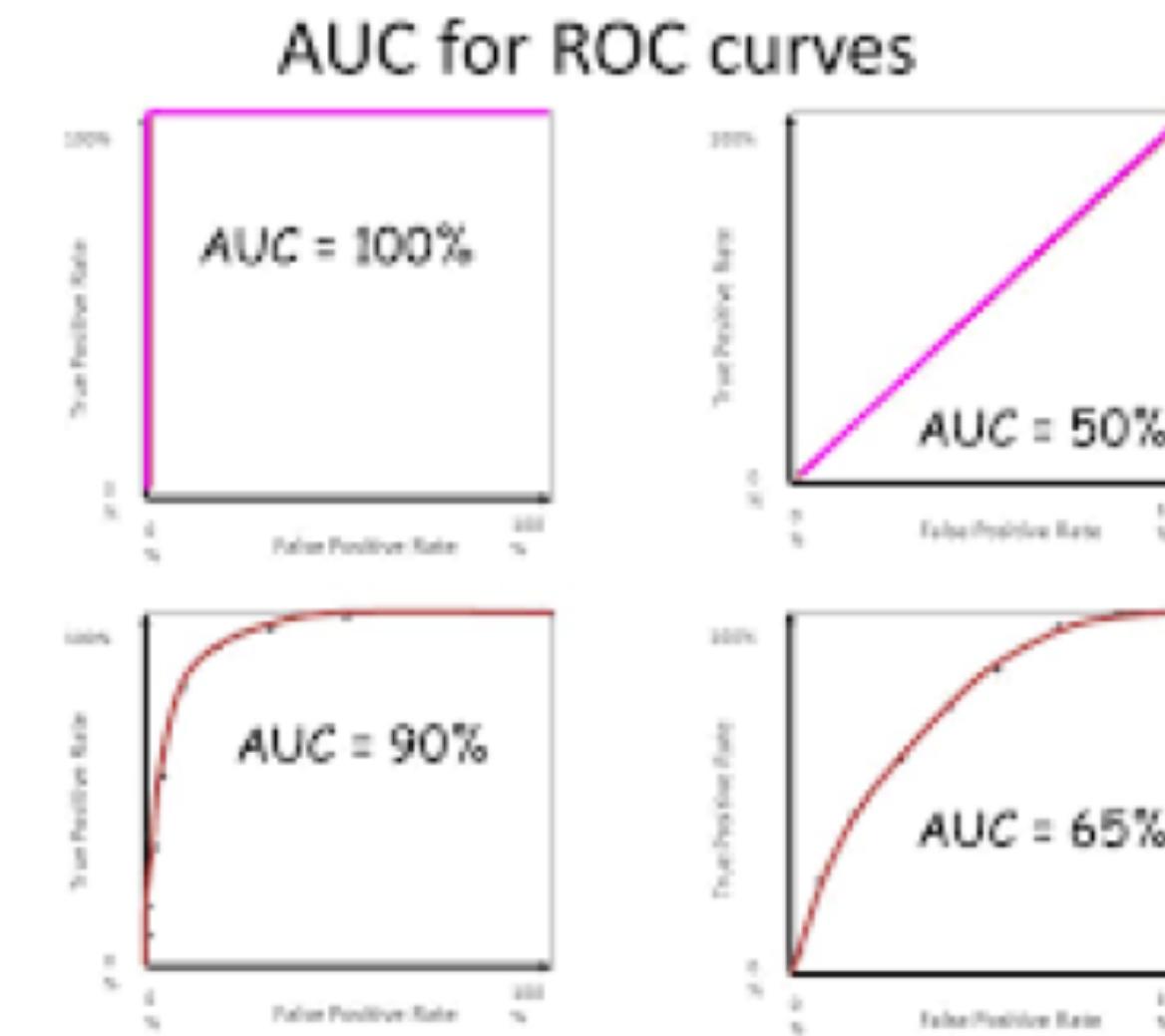
評估指標 - 分類

觀察「預測值」(prediction) 與「實際值」(Ground truth) 的正確程度

- AUC, Area Under Curve, 範圍: [0, 1]
- F1 - Score (Precision, Recall), 範圍: [0, 1]

評估指標 - 分類 - AUC, Area Under Curve

- AUC 指標是分類問題常用的指標，通常分類問題都需要定一個閾值 (threshold) 來決定分類的類別 (通常為機率 > 0.5 判定為 1, 機率 < 0.5 判定為 0)
- AUC 是衡量曲線下的面積，因此可考量所有閾值下的準確性，因此 AUC 也廣泛地在分類問題的比賽中使用



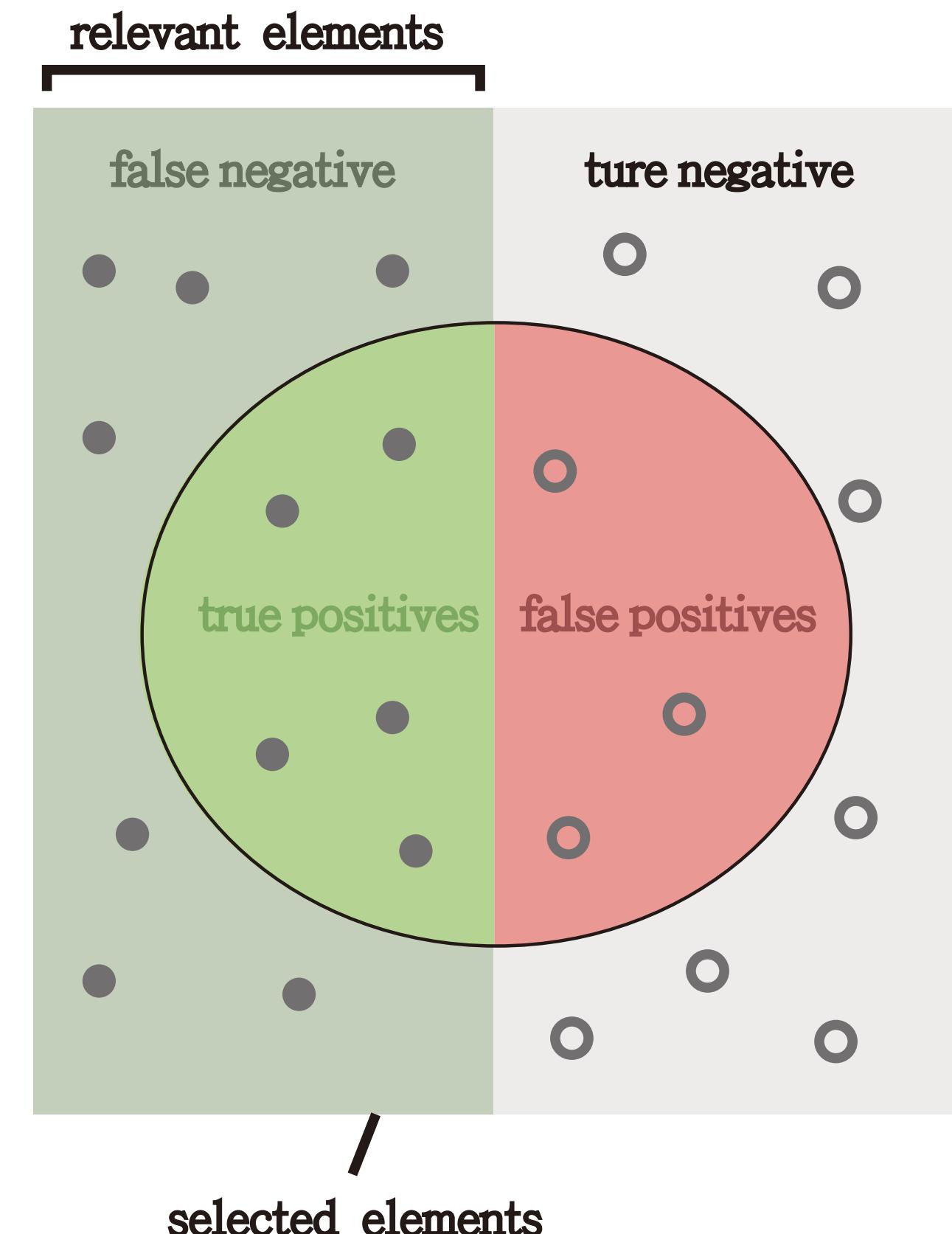
圖片來源：[slidesplayer](#)

評估指標 - 分類 - F1-Score

- 分類問題中，我們有時會對某一類別的準確率特別有興趣。例如瑕疵/正常樣本分類，我們希望任何瑕疵樣本都不能被漏掉。
- Precision, Recall 則是針對某類別進行評估
 - Precision: 模型判定瑕疵，樣本確實為瑕疵的比例
 - Recall: 模型判定的瑕疵，佔樣本所有瑕疵的比例
(以瑕疵檢測為例，若為 $\text{recall}=1$ 則代表所有瑕疵都被找到)
- F1-Score 則是 Precision, Recall 的調和平均數

一張圖理解 Precision, Recall

- 右圖可看到 Precision 與 Recall 的公式
- 其中有四個值，True Positive, False Positive, True Negative, False Negative
- T,F 代表模型預測對或錯，P/N 代表模型預測結果
- 例如 True Positive 代表模型預測是正樣本且預測正確！



How many selected items are relevant?

$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

How many relevant items are selected?

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

Precision : 被分類器挑選(selected)出來的正體樣本究竟有多少是真正的樣本

Recall : 在全部真正的樣本裡面分類器選了多少個！

評估指標 - 分類 - 混淆矩陣 (Confusion Matrix)

- 縱軸為模型預測
- 橫軸為正確答案
- 可以清楚看出每個 Class 間預測的準確率，完美的模型就會在對角線上呈現 100 % 的準確率

		Confusion Matrix										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
Output Class	0	499 10.0%	0 0.0%	1 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	99.2% 0.8%
	1	0 0.0%	482 9.6%	2 0.0%	0 0.0%	99.6% 0.4%						
2	0 0.0%	7 0.1%	493 9.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.2% 1.8%
3	0 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	496 9.9%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	1 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	98.6% 1.4%
4	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	499 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.6% 0.4%
5	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	498 10.0%	2 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.6% 1.4%
6	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	496 9.9%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	99.4% 0.6%
7	0 0.0%	9 0.2%	1 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	498 10.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	97.6% 2.4%
8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	494 9.9%	2 0.0%	0 0.0%	99.2% 0.8%
9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	492 9.8%	0 0.0%	99.4% 0.6%
	0 99.8% 0.2%	1 96.4% 3.6%	2 98.6% 1.4%	3 99.2% 0.8%	4 99.8% 0.2%	5 99.6% 0.4%	6 99.2% 0.8%	7 99.6% 0.8%	8 98.8% 0.4%	9 98.4% 1.2%	9 98.9% 1.1%	

Q：這麼多評估指標，該怎麼選擇？



A：回歸問題可以透過 R-square 很快了解預測的準確程度；分類問題若為二分類 (binary classification)，通常使用 AUC 評估。但如果有特別希望哪一類別不要分錯，則可使用 F1-Score，觀察 Recall 值或是 Precision 值。若是多分類問題，則可使用 top-k accuracy，k 代表模型預測前 k 個類別有包含正確類別即為正確 (ImageNet 競賽通常都是比 Top-5 Accuracy)



Q : Sklearn 的 AUC 計算結果怪怪的？F1-Score 計算時出現錯誤？

A : AUC 計算時 `y_pred` 的值必須填入每個樣本的預測機率 (probability) 而非分類結果！

A : F1-Score 計算時則需填入每個樣本已分類的結果，如機率 ≥ 0.5 則視為 1，而非填入機率值



延伸 閱讀

- 深入了解超常用的指標 AUC
網頁連結：[超詳細解說 AUC \(英文\)](#)
- 學習更多評估指標，來衡量機器學習模型的準確度
網頁連結：[更多評估指標](#)



解題時間

It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業
開始解題

