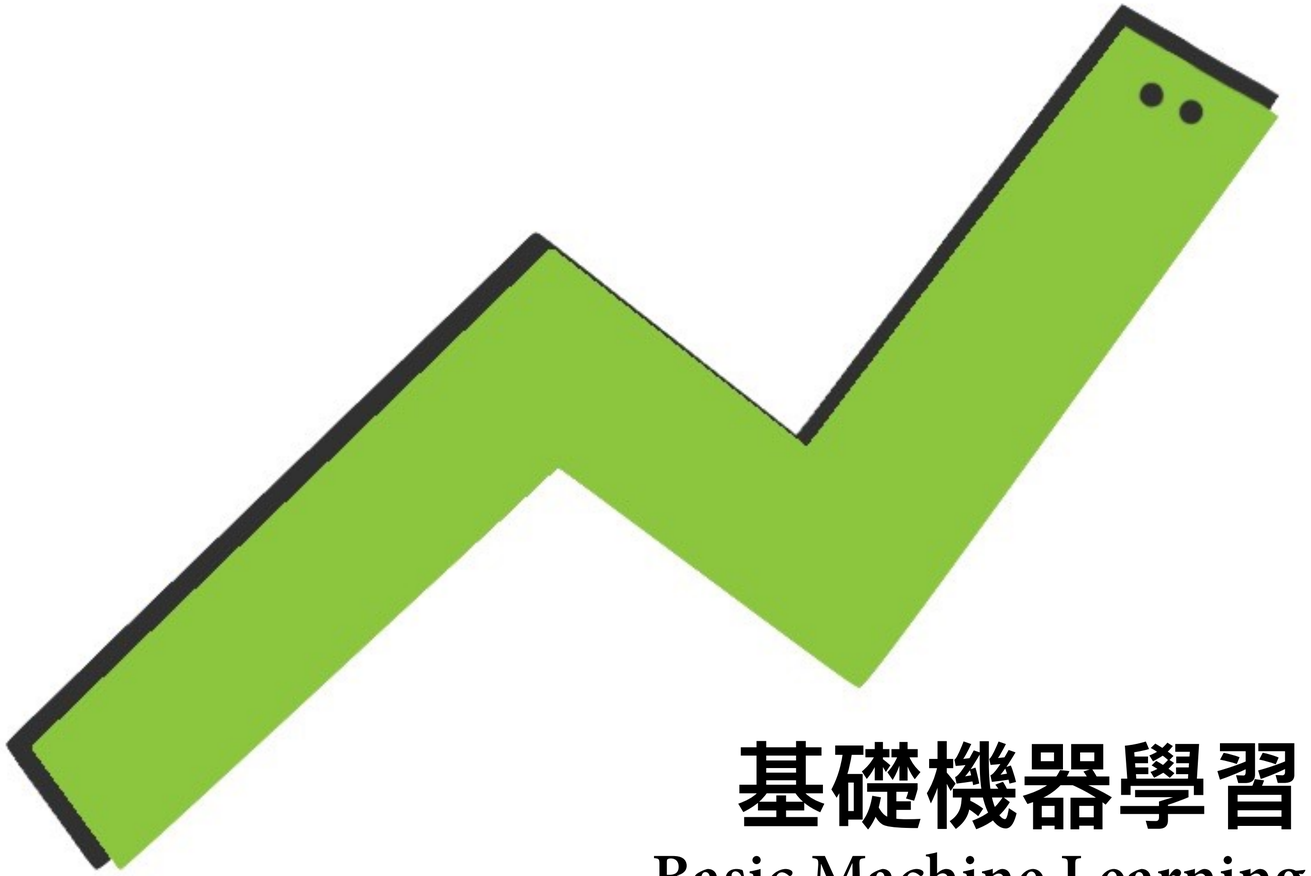
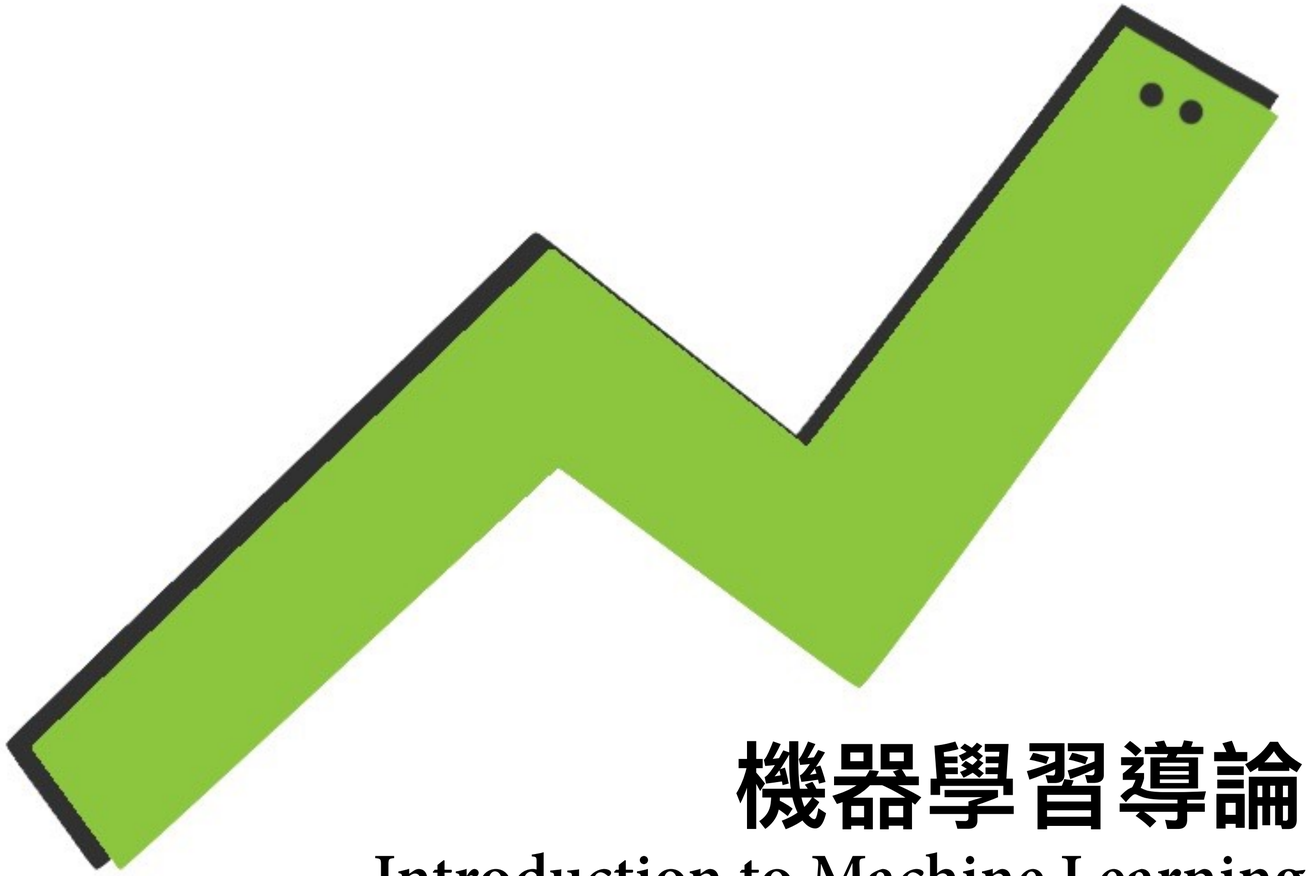


基礎機器學習

Basic Machine Learning



機器學習導論

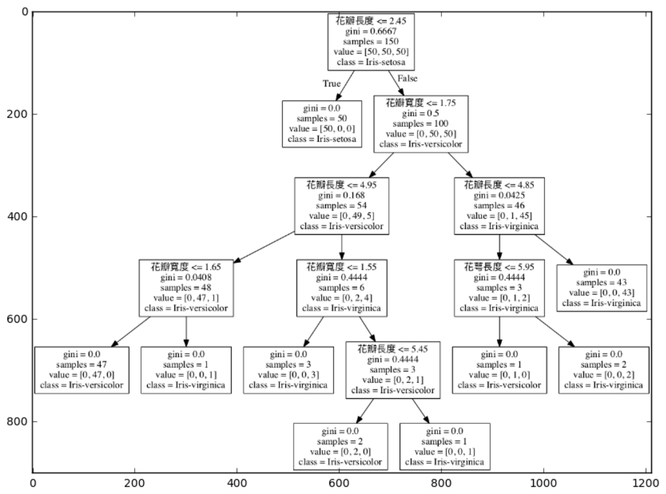
Introduction to Machine Learning

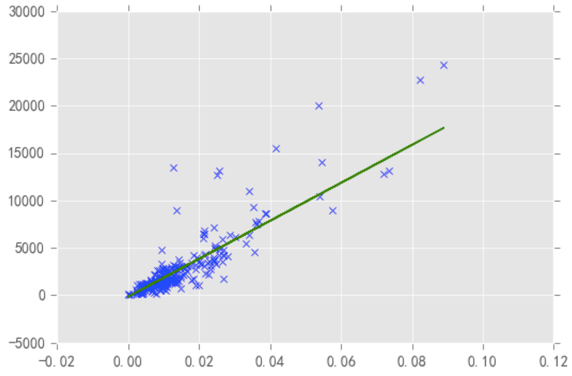
什麼是機器學習？

- 機器可以學什麼？怎麼學？
- Machine Learning: Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed (Arthur Samuel, 1959).

if…
elif…
else…

Modeling with Machine Learning





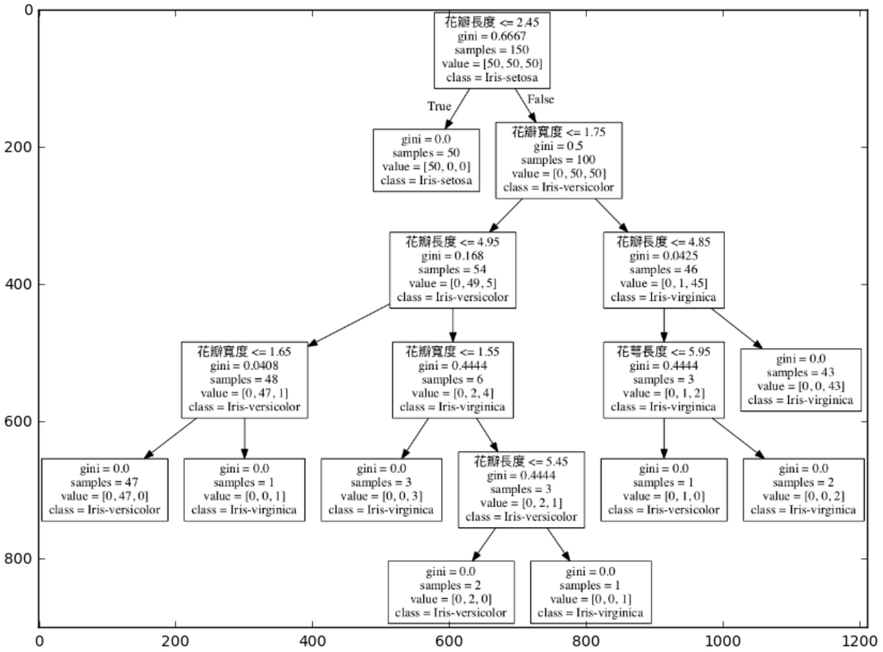
Data-Driven

機器學習的種類

- **監督式學習（Supervised Learning）**
  - 從答案（標籤/labels）中學習規則（模型/model）
- **非監督式學習（Unsupervised Learning）**
  - 沒答案（標籤/labels）自己找到規則
- 半監督式學習（Semi-supervised Learning）
  - 從”部分”的答案（標籤/labels）中學習規則推測無答案的項目
- 增強式學習（Reinforcement Learning）
  - 藉由外在的訊號（獎勵/懲罰）不斷改進自己
- 線上學習（Online Learning）
  - 以即時的資料流訓練

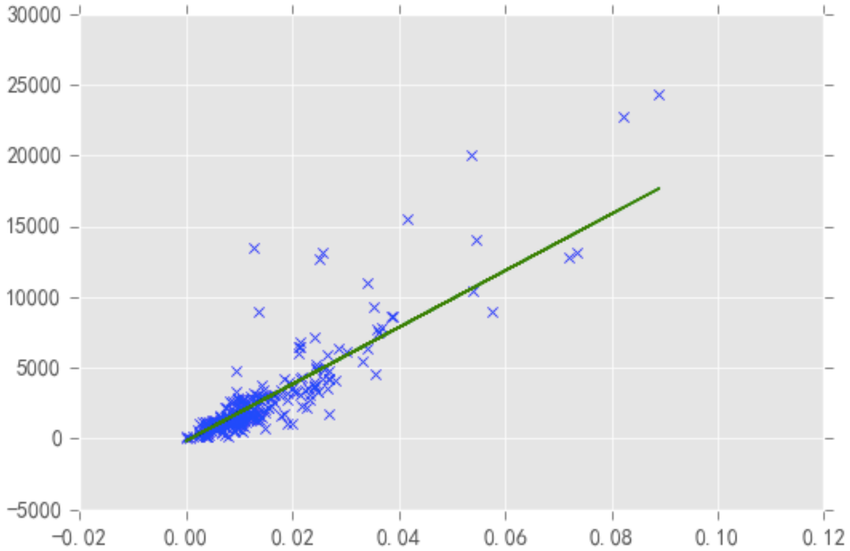
監督式學習 - 分類 (Classification)

- 是否是垃圾信件？（True/False）
- 是否罹患疾病？（True/False）
- 生物品種分類（e.g. 鳶尾花有很多品種，如山鳶尾(Iris Setosa)、變色鳶尾(Iris Versicolor)等，可以根據花瓣和花萼寬度判斷）
- 硬幣分類（e.g. 1元、5元、10元、50元）
- Size（e.g. 2L、XL、L、M、S、XS）

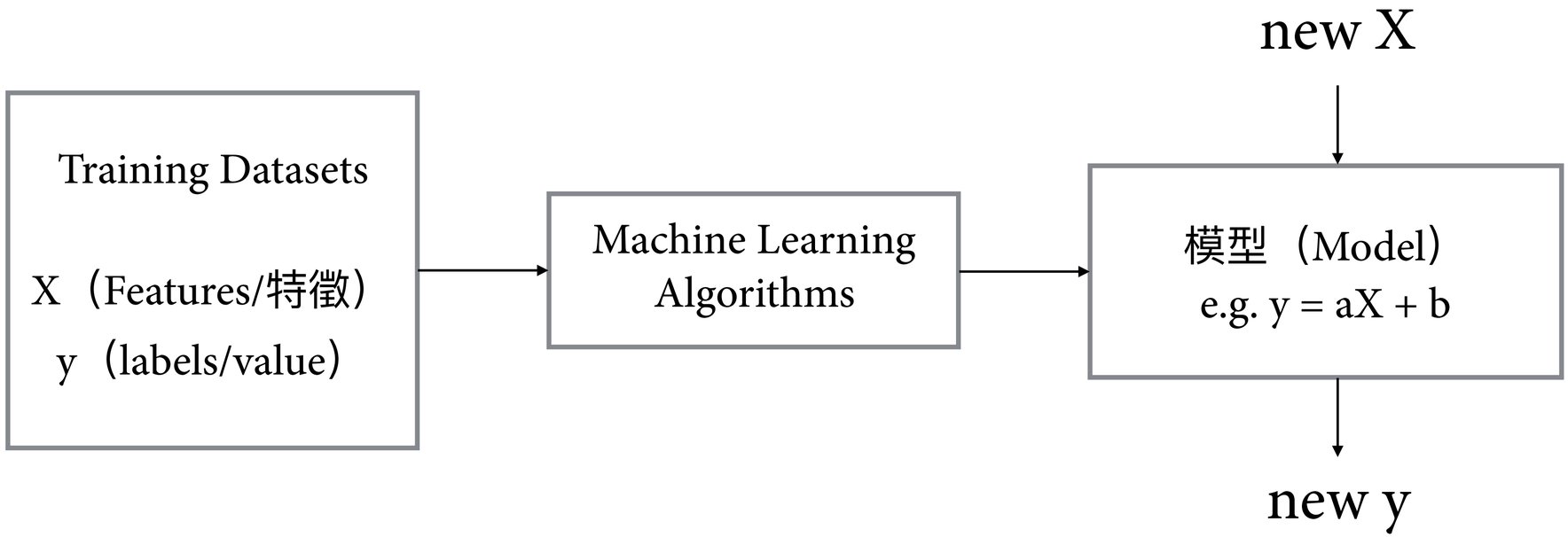


監督式學習 - 迴歸 (Regression)

- 預測一個數值
  - 股市
  - 價格
  - 成績
  - 降雨機率
  - ….



怎麼學？


new X
Training Datasets
X（Features/特徵）
y（labels/value）
Machine Learning Algorithms
模型（Model）
e.g. y = aX + b
new y

訓練資料預處理

Training Dataset Preprocessing

切分資料

- 資料集一般會切分為訓練資料集（Training Dataset）和測試資料集（Testing Dataset）
- 切分參考比例：訓練資料集 vs. 測試資料集
  - 70%、30%
  - 75%、25%
  - 99%、1%（大數據）
- sklearn.cross_validation.train_test_split()

標準化（Normalize）

- 特徵的數值大小容易影響建模過程
  - e.g. 2 features
  - 坪數（平方公尺）：十、百、千
  - 房間數：個位數
  - 訓練時會對坪數過於敏感
- 標準化：(原值 - 平均) / 標準差
  - sklearn.preprocessing.StandardScaler()

編碼

- 順序量尺：定義一個轉換成數值的方式
  - e.g. S -> 1, M -> 2, L -> 3
- 名義量尺：不可以直接對應成數字，因為沒有大小順序。
  - One-hot Encoding

	顏色
0	紅色
1	藍色
2	綠色

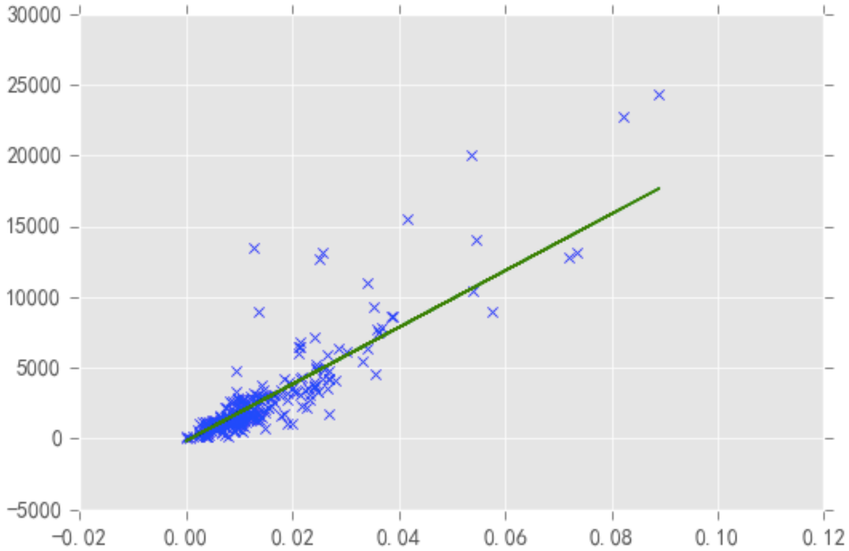
	紅色	藍色	綠色
0	1	0	0
1	0	1	0
2	0	0	1

基礎監督式機器學習

Basic Supervised Machine Learning

線性迴歸（Linear Regression）

- 線性迴歸
  - 簡單線性迴歸
    - e.g. $y = ax + b$
  - 多變項線性迴歸
    - e.g. $y = ax_1 + bx_2 + c$
- 非線性迴歸：多項式（Polynomial）
  - e.g. $y = ax + bx^2 + cx^3$
- sklearn.linear_model.LinearRegression()

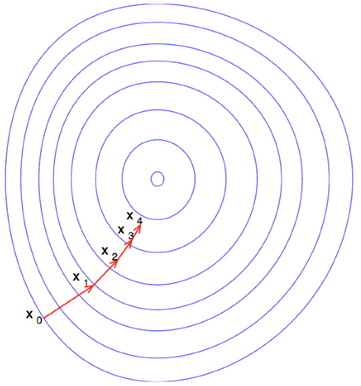


線性迴歸（Linear Regression）

- 解參數值方法
  - 正規方程（Normal Equation）
    - $(X^TX)^{-1}X^Ty$
  - 梯度下降（Gradient descent）
    - Hypotheis（假設）：$h_\theta(x) = \theta_0 + \theta_1 x$
    - Parameters：θ_0、θ_1（所求）
    - Cost Function：$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}\left(h_\theta(x^{(i)}) - y^{(i)}\right)^2$
    - 目標：最小化Cost Function
    - repeat : $\theta = \theta - \alpha *$ (derivative/導函數 of cost function) 直到到達local optimum（區域最佳解）
    - α：學習速率

Notes

- **Scikit-Learn解線性迴歸是使用最佳化過的正規方程**



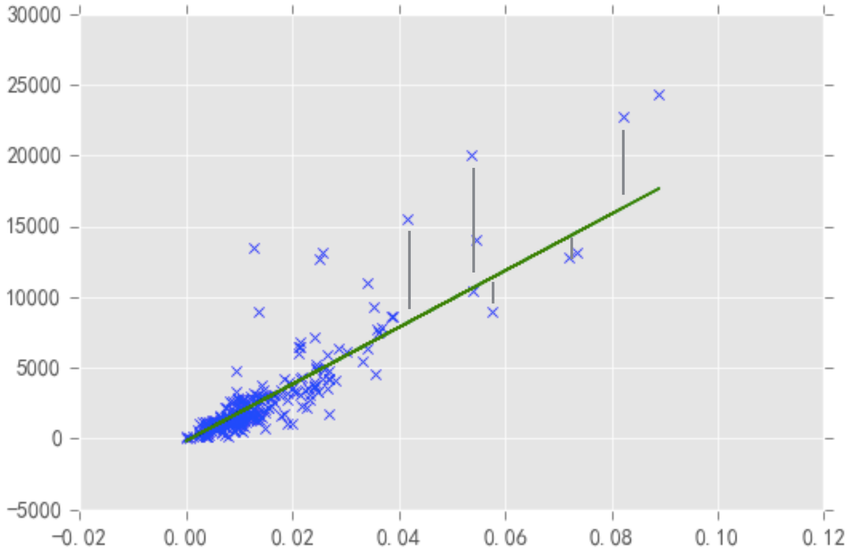
(from wiki)

線性迴歸效果評估

- 均方誤差（Mean Square Error, MSE）

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{Y}_i - Y_i)^2$$

預測y　實際y

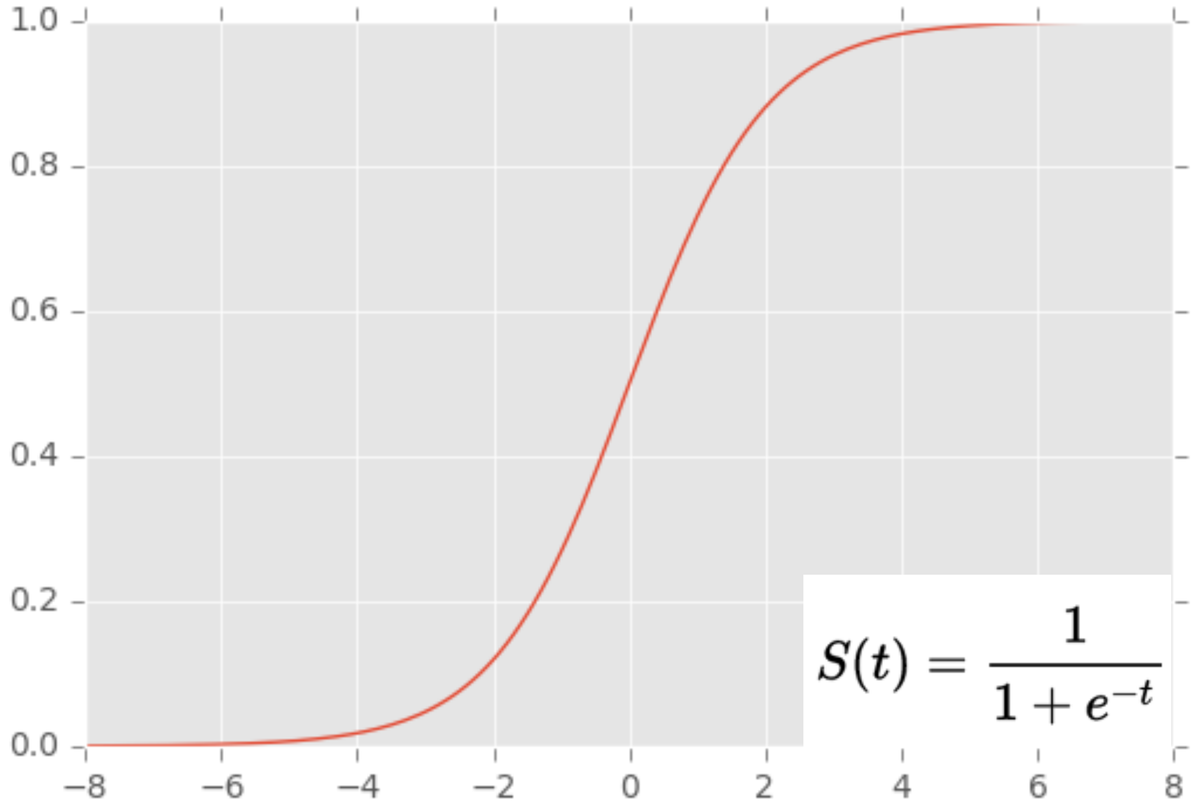


Notes

- 其他評估方法：(詳見補充講義)
  - SSE（Sum of Squared Errors）
  - R^2（R Square）：0最差、1最好
  - …

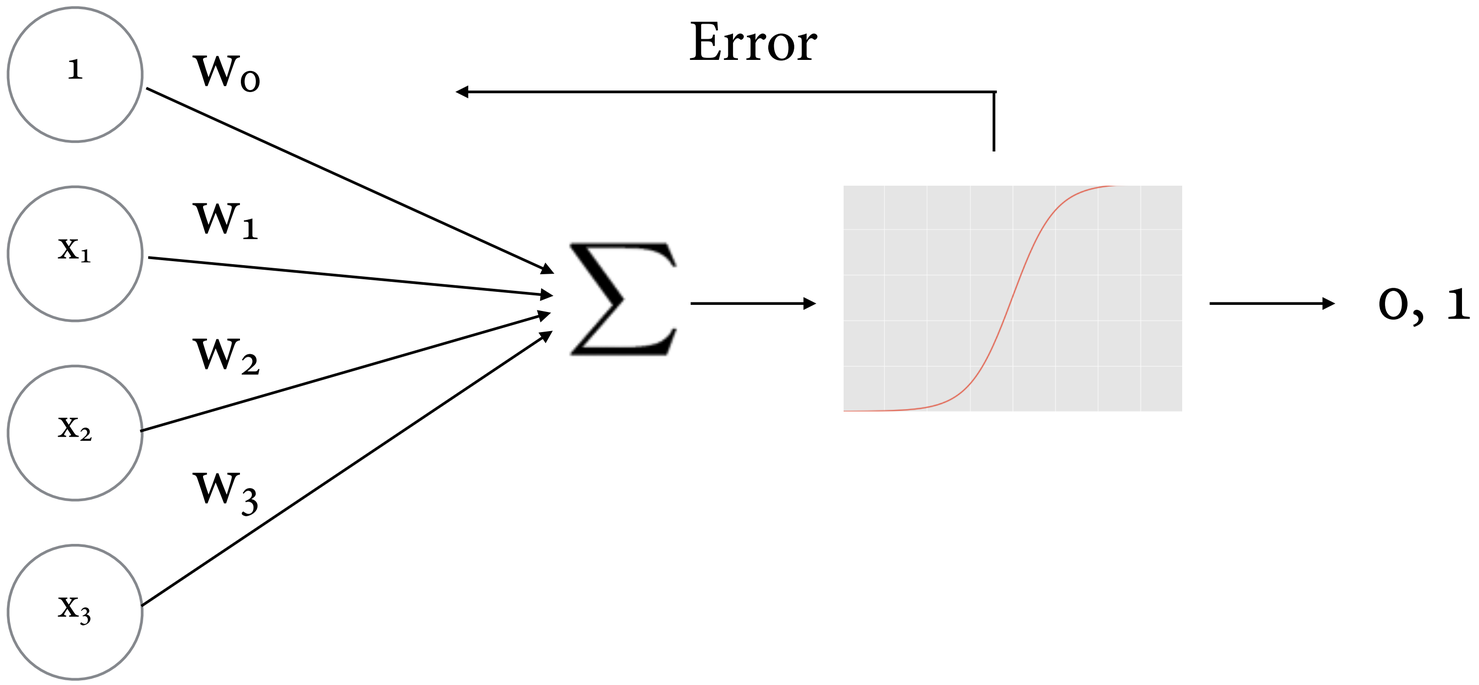
羅吉斯迴歸（Logistic Regression）

- Logistic function / Sigmoid function



羅吉斯迴歸（Logistic Regression）

- 雖然名為迴歸，但常用於分類（二元或多類別）



羅吉斯迴歸（Logistic Regression）

- 多類別分類，使用One-vs-Rest（OvR）
  - e.g. A, B, C三類，分別計算是A的機率、是B的機率、是C的機率

```
array([[ 0.009,  0.401,  0.59 ],
       [ 0.008,  0.436,  0.555],
       [ 0.009,  0.585,  0.406],
       [ 0.76 ,  0.137,  0.103],
       [ 0.007,  0.505,  0.488],
       [ 0.   ,  0.399,  0.601],
       [ 0.018,  0.496,  0.487],
       [ 0.004,  0.419,  0.577],
       [ 0.864,  0.088,  0.048],
```

分類效果評估

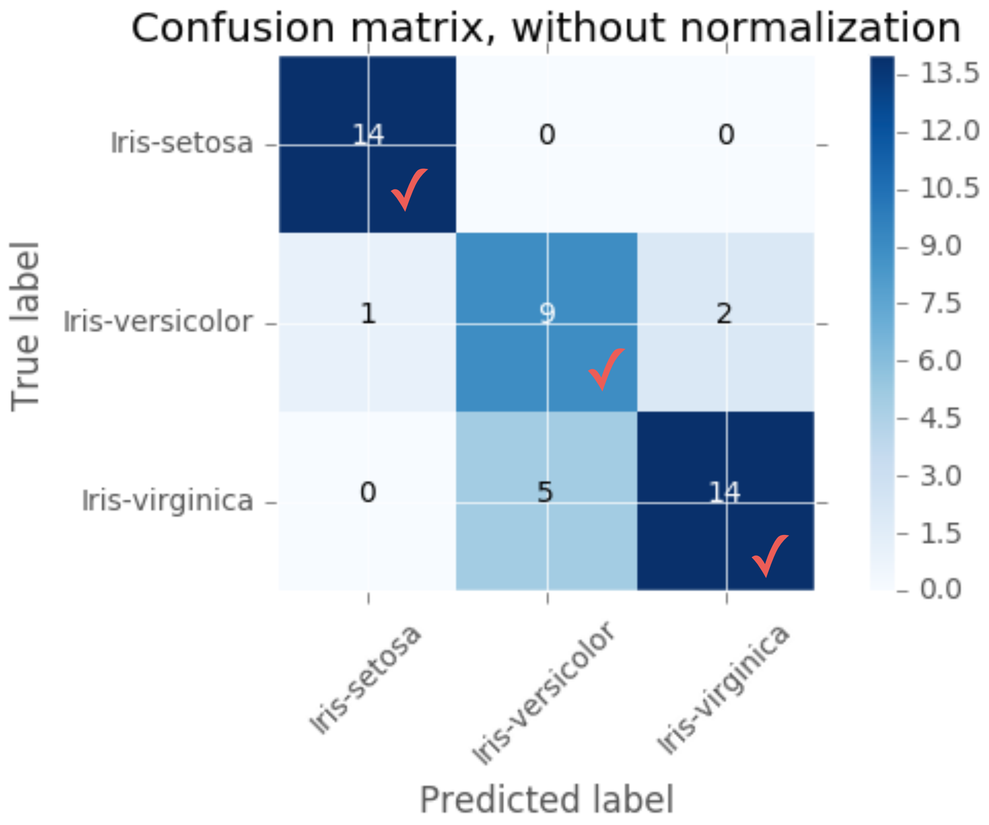
- 混淆矩陣（Confusion Matrix）

	Predited 0	Predicted 1
True 0	True negatives (TN)	False positives (FP)
True 1	False negatives (FN)	True positives (TP)

- 正確率(Accuracy): A = (TN + TP) / (TN + FN + FP + TP)
- **精確率**(Precision): P = TP / (TP + FP)
- **召回率**(Recall): R = TP / (TP + FN)
- F1 score = 2PR / (P+R) (P, R的調和平均)

分類效果評估

- 混淆矩陣（Confusion Matrix）- 多類別



	precision	recall	f1-score
Iris-setosa	0.93	1.00	0.97
Iris-versicolor	0.64	0.75	0.69
Iris-virginica	0.88	0.74	0.80

e.g. Iris-versicolor (變色鳶尾花)

- Precision = 9/(9+5) = 0.64
  - 預測14個變色鳶尾花，9個命中
- Recall = 9/(1+9+2) = 0.75
  - 有12個變色鳶尾花，找回了9個

其他常用監督式學習演算法

- 支持向量機（Support Vector Machine, SVM）
- 決策樹（Decision Tree）
- 人工神經網路（Artificial Neural Network, ANN）
- K最近鄰（k-NN）
- 璞素貝式分類器（Naive Bayes classifiers）
- …

特徵選擇與決策分類樹

Feature Selection & Decision Tree Classifiers

如何判斷好的特徵？

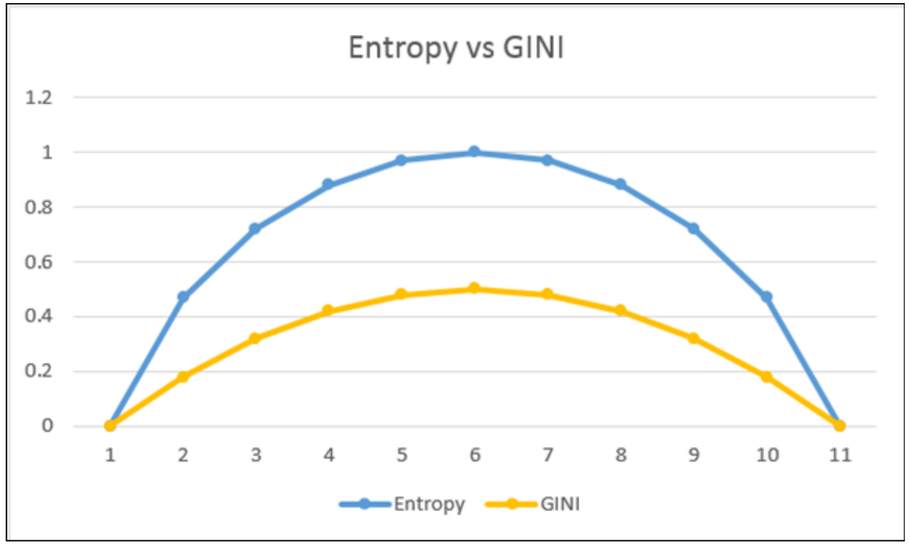
- Domain Knowledge / Know-How

- 特徵是否能將資料有效區隔為不同群體？切分後的子群體純度多高？（純度越高越好）

  - e.g. 蘑菇的氣味、顏色較形狀能區隔出有毒或無毒蘑菇

度量

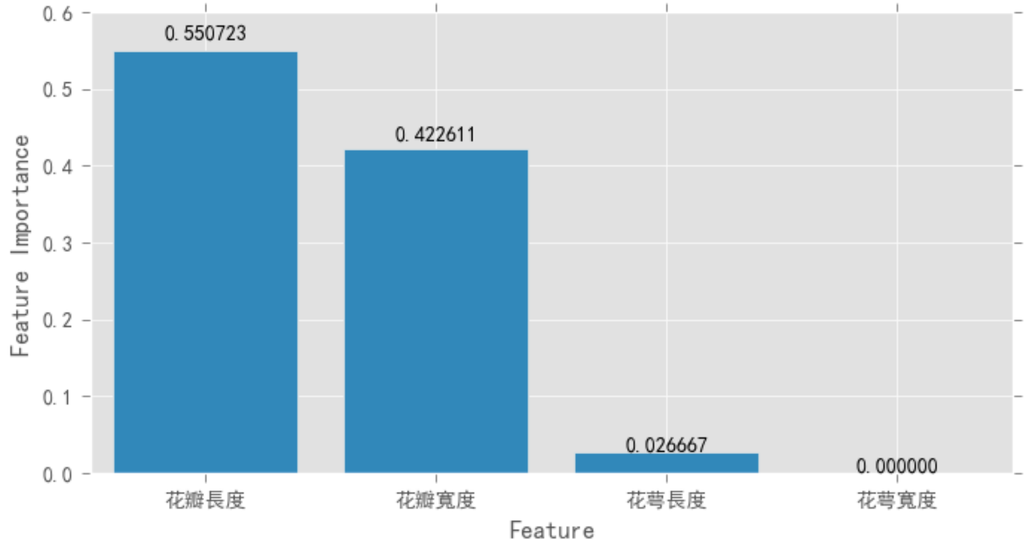
- 熵（Entropy, I_E）
  - $I_E = -\sum_i p_j * \log_2 p_j$
- 吉尼不純度（Gini Impurity, I_G）
  - $I_G = 1 - \sum_i p_j^2$
- 實務上效果差不多
  - e.g. 一個群體包含20%毒菇、80%非毒菇
  - Entropy = $-0.2 * \log_2(0.2) - 0.8 * \log_2(0.8) = 0.72$
  - Gini = $1 - (0.2^2 + 0.8^2) = 0.32$



(Source from: https://abhyast.wordpress.com/)

資訊增益 (Information Gain, IG)

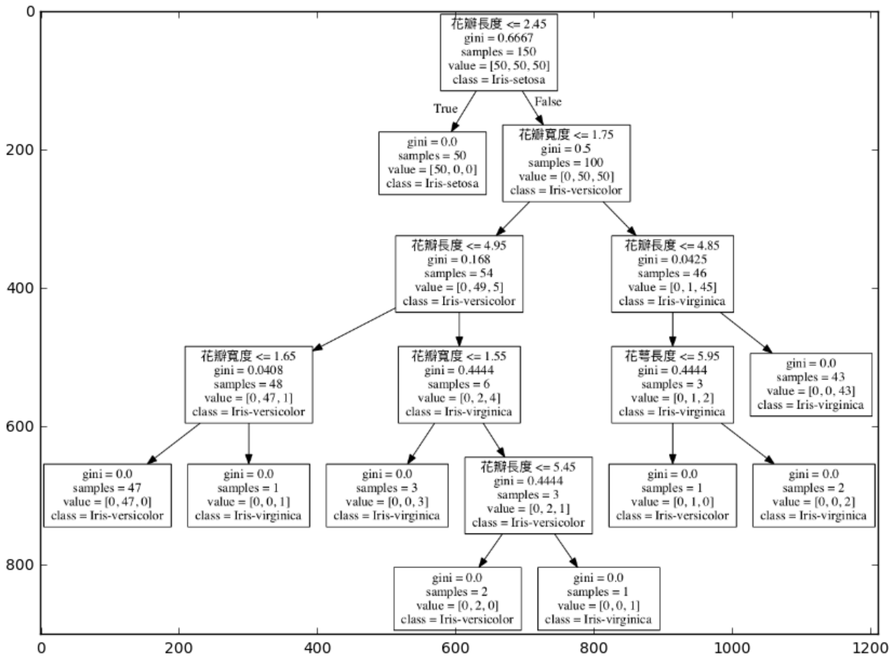
- $IG = I_{E \text{ or } G}(\text{parent}) - \sum_{j} p(c_j) * I_{E \text{ or } G}(\text{children})$
- 決策分類樹演算法依據，節點產生的IG越高越好
- 判斷特徵重要性



決策分類樹（Decision Tree Classifier）

- sklearn.tree.DecisionTreeClassifier

- 能將決策判斷邏輯視覺化，最易理解、具說服力的演算法

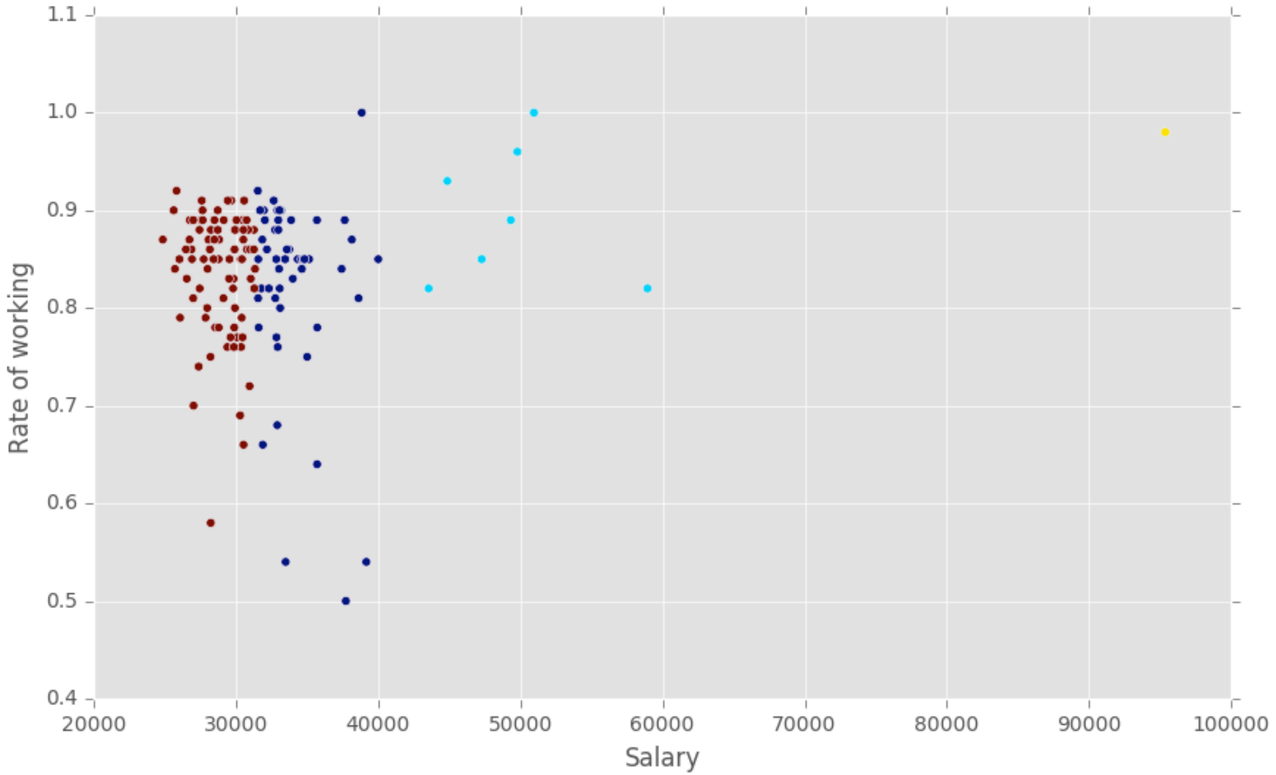


基礎非監督式機器學習

Basic Unsupervised Machine Learning

分群（Clustering）

- 將靠近的資料分成不同群體



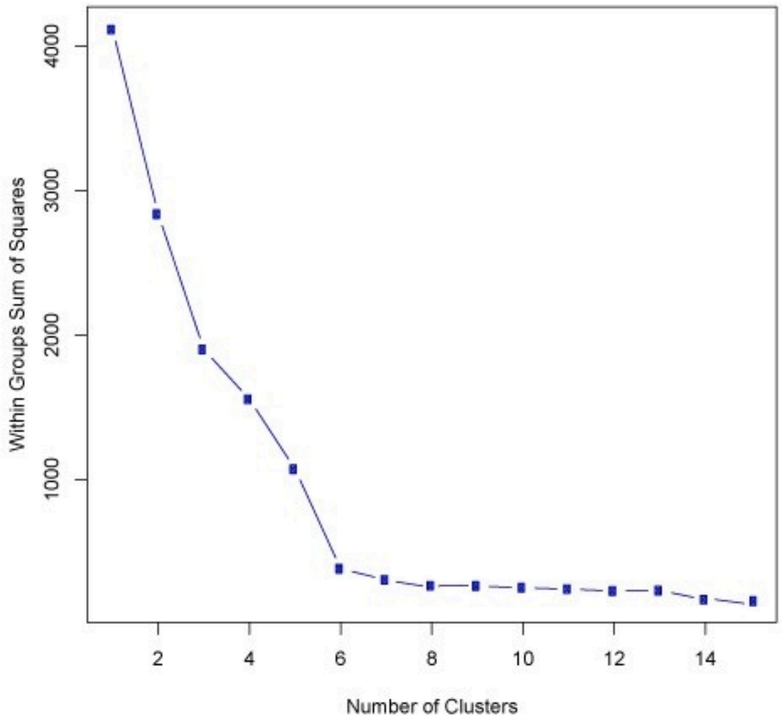
K-means

- 設K = 3，起始隨機挑選3個點作為集群中心點
- repeat：將附近的點根據與這3中心點的距離分配到這三群，並重新計算中心點，直到收斂為止
- 收斂：得到與各集群中心點距離和最小值

$$\arg\min_{\mathbf{S}} \sum_{i=1}^{k} \sum_{\mathbf{x} \in S_i} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2$$

如何選好的k值？

- 指定k：e.g. Size 分為L、M、S
- 不指定k：使用不同的k，計算點和中心的距離總和



(Source from: https://www.quora.com/How-can-we-choose-a-good-K-for-K-means-clustering)

機器學習線上學習資源

- 台灣大學 林軒田教授
  - 機器學習基石：https://www.youtube.com/playlist?list=PLXVfgk9fNX2I7tB6oIINGBmW50rrmFTqf
  - 機器學習技法：https://www.youtube.com/playlist?list=PLXVfgk9fNX2IQOYPmqjqWsNUFl2kpk1U2
- Stanford Andrew Ng
  - Machine Learning：https://zh-tw.coursera.org/learn/machine-learning