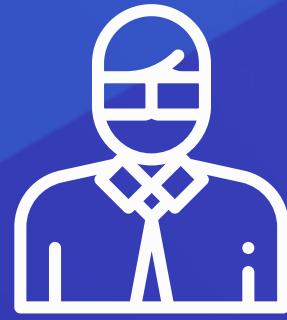




Day 12

# 機器學習前處理

## 數值型特徵- 補缺失值與標準化



陳明佑

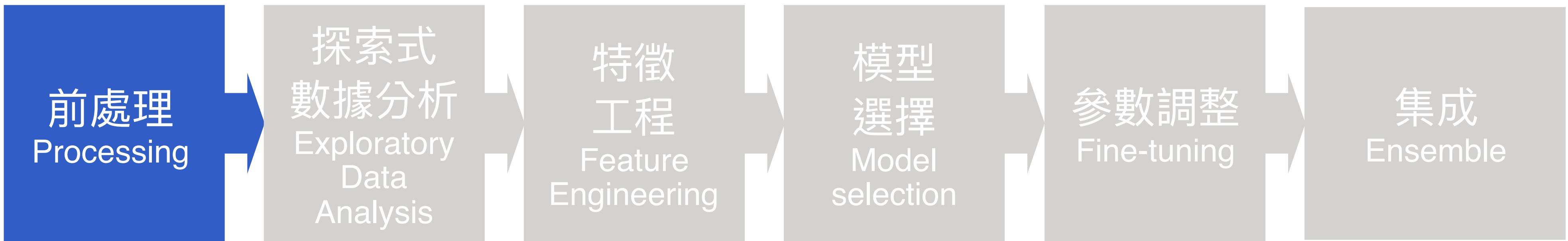
出題教練



# 知識地圖 機器學習前處理 數值填補與連續數值標準化

## 機器學習前處理

### 監督式學習 Supervised Learning



### 非監督式學習 Unsupervised Learning



### 前處理 Processing



# 本日知識點目標

- 資料當中，缺失值應該怎麼補？
- 補缺失值時該注意什麼？
- 將資料標準化的意義在這裡？
- 什麼時候該用標準化？什麼時候又該用最大最小化呢？

# 填補缺值 (1 / 2)

看答案前先想一想：下列幾種缺失值怎麼補最好？(問號表示缺失值)

停車位

True

?

?

True

True

?

房間數

1

?

2

1

?

1

屋齡

11

20

32

?

25

?

行政區

?

南港區

大安區

南港區

?

文山區

# 填補缺值 (2 / 2)

停車位	房間數	屋齡	行政區
True	1	11	南港區(眾數)
False	0	20	南港區
False	2	32	大安區
True	1	屋齡總平均	南港區
True	0	25	南港區(眾數)
False	1	屋齡總平均	文山區

沒有False但應該有, 推測False表示成為空白

沒有0但應該有, 推測0表示成為空白

屋齡不可能為空值, 推測應該是資料遺失或者漏填, 故可取總平均或中位數

行政區不可能為空值, 推測應該是漏填, 故可取行政區眾數或另創一值

填補缺值  
最重要的是欄位的領域知識與欄位中的非缺數值

# 複習：填補缺值的方式

- 填補統計值
  - 填補平均值(Mean)：數值型欄位，偏態不明顯
  - 填補中位數(Median)：數值型欄位，偏態很明顯
  - 填補眾數(Mode)：類別型欄位
- 填補指定值 - 需對欄位領域知識已有了解
  - 補 0：空缺原本就有 0 的含意，如前頁的房間數
  - 補不可能出現的數值：類別型欄位，但不適合用眾數時
- 填補預測值 - 速度較慢但精確，從其他資料欄位學得填補知識
  - 若填補範圍廣，且是重要特徵欄位時可用本方式
  - 本方式須提防overfitting：可能退化成為其他特徵的組合

# 為何要標準化 (1 / 2)

想一想：競賽中的給分，如果發生下列情形... 要如何修正呢？

評審1

0
10
10
0
0
10

評審2

6
7
5
8
6
7

評審3

10
7
8
9
9
8

評審4

8.1
8.5
7.6
8.3
8.1
8.6

# 為何要標準化 (2 / 2)

評審1

原始值

修正後

MIN

0

0

MAX

10

1

10

1

0

0

0

0

10

1

評審4

原始值

修正後

8.1

0.5

8.5

0.9

7.6

0

8.3

0.7

8.1

0.5

8.6

1

MIN

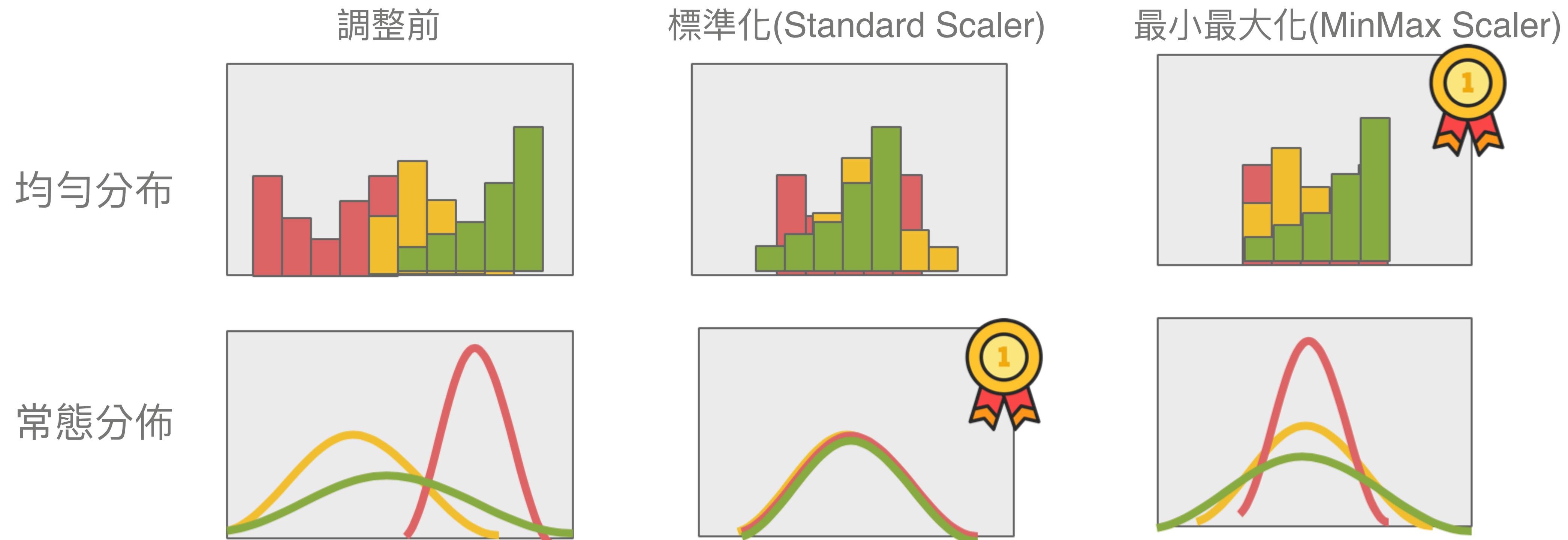
MAX

標準化：以合理的方式，平衡特徵間的影響力

此處範例為「最大最小化」，一般常用的方法還有標準化」

# 複習：標準化 / 最小最大化

- 標準化 (Standard Scaler)：假定數值為常態分佈，適合本方式平衡特徵
- 最小最大化 (MinMax Scaler)：假定數值為均勻分佈，適合本方式平衡特徵



如果離群值有處理 (處理方式將於 Day20 課程介紹)，兩者差異不太大

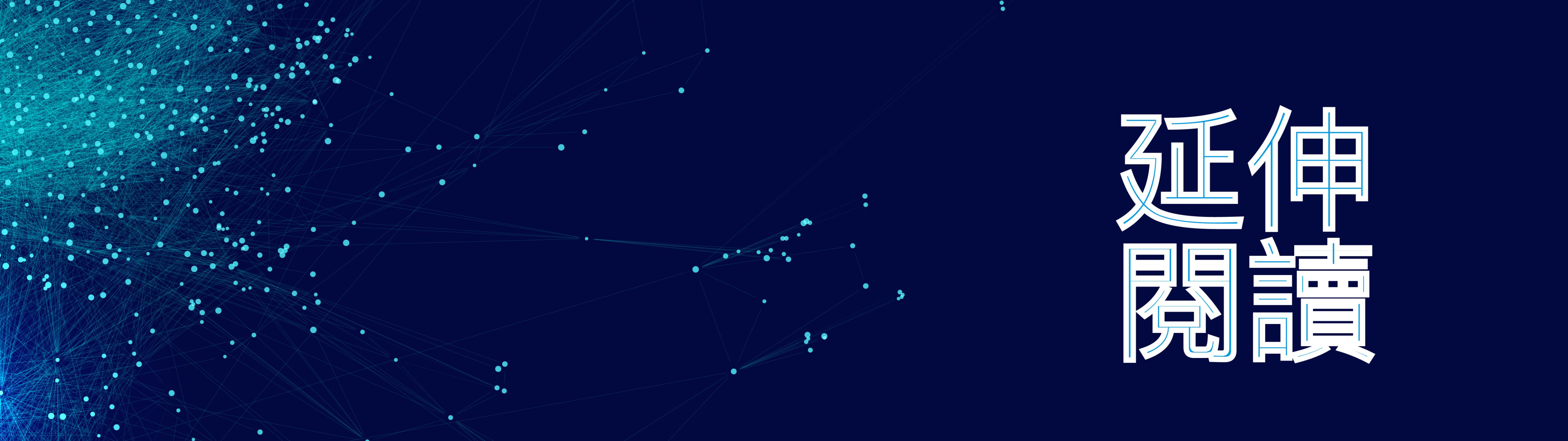
# 標準化 / 最小最大化適用場合

- 樹狀模型或非樹狀模型(參考今日練習題)
  - 非樹狀模型：如線性迴歸, 羅吉斯迴歸, 類神經...等，標準化 / 最小最大化後對預測會有影響
  - 樹狀模型：如決策樹, 隨機森林, 梯度提升樹...等，標準化 / 最小最大化後對預測不會有影響
- 標準化 / 最小最大化 使用上的差異
  - 標準化：轉換不易受到極端值影響
  - 最小最大化：轉換容易受到極端值影響

註：因此，去過離群值的特徵，比較適用最大最小化

# 重要知識點複習

- 補缺失值的方法因**特徵類型**與**缺的意義**不同，會有許多不同補法，需要因資料調整，無法一概而論
- 除了上面兩點，補缺失值還要注意盡量**不要破壞資料分布**
- 標準化的意義：**平衡**數值特徵間的影響力
- 因為**最大最小化**對**極端數值**較敏感，所以如果資料不會有極端值，或已經去極端值，就適合用最大最小化，否則請用標準化



# 延伸 閱讀

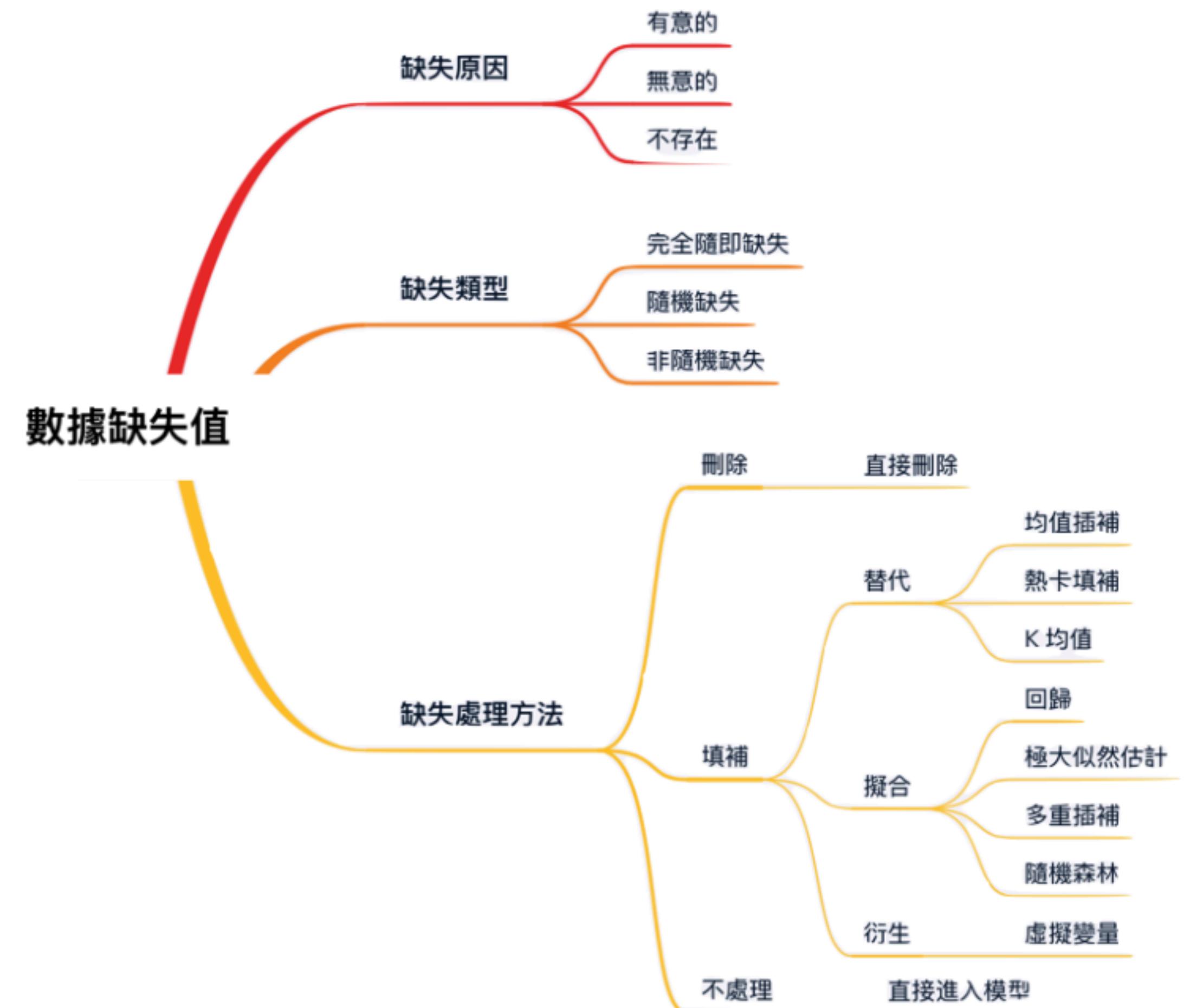
除了每日知識點的基礎之外，推薦的延伸閱讀能補足學員們對該知識點的了解程度，建議您解完每日題目後，若有  
多餘時間，可再補充延伸閱讀文章內容。

# 推薦延伸閱讀

掘金：Python數據分析基礎：數據缺失值處理

## 網頁連結

- 這篇文章更詳細地介紹了各種缺失值的種類，以及處理的各種方式優缺點，如果要徹底搞懂缺失值的話，這是一份不錯的補充資料。但是我們還是要強調：補缺是因資料而異，所以熟悉方法與觀察資料本身都是同樣重要的，因此這在實務上會是一個辛苦的環節。



# 推薦延伸閱讀

## 數據標準化 / 歸一化normalization

### 網頁連結

- 本文重點如下圖，介紹了標準化 / 最大最小化以外的一些特徵縮放方式，雖然文中也提到這兩種就是最常見的方式了，但是其他幾種方式也是不錯的參考，提供同學查閱。

### 常見的數據歸一化方法

最常用的是 min-max 標準化 和 z-score 標準化。

**min-max 標準化(Min-max normalization)/0-1 標準化(0-1 normalization)**/線性函數歸一化/離差標準化



解題時間

It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業  
開始解題

