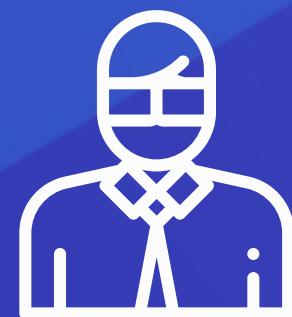


# Day 24 特徵工程

## 類別型特徵 - 基礎處理



陳明佑

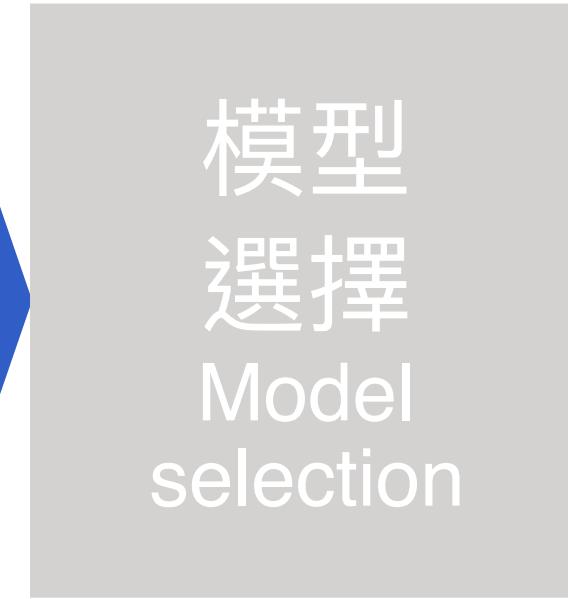
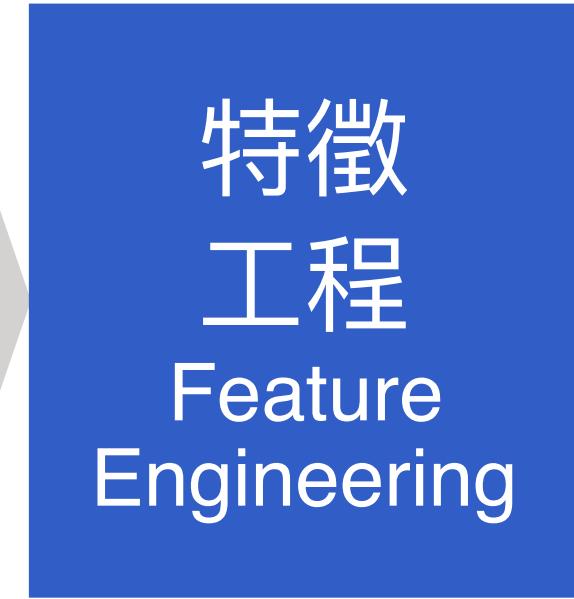
出題教練

# 知識地圖 特徵工程 類別型特徵 - 基礎處理

## 特徵工程

監督式學習

**Supervised Learning**



非監督式學習

**Unsupervised Learning**



## 特徵工程 Feature Engineering

### 概論

數值型特徵

類別型特徵

時間型特徵

填補缺值

去離群值

類別型特徵處理

時間型特徵處理

去偏態

特徵縮放

特徵組合

特徵篩選

特徵評估

# 本日知識點目標

- 類別型特徵有哪兩種基礎編碼方式？
- 兩種基礎編碼方式中，哪一種比較常用？為什麼？
- 在什麼情況下，比較適合獨熱編碼？

# 類別型特徵的處理

前面提過：特徵工程是事實到對應分數的轉換

請先回憶一下，已學過哪些類別型特徵的轉換方式，您是否可以想到其他的轉換方法？

行政區

信義區

南港區

大安區

南港區

信義區

文山區

性別

男性

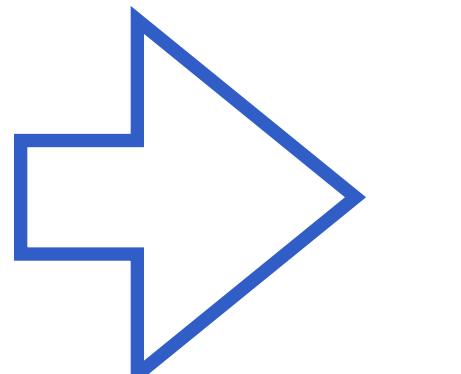
法人

男性

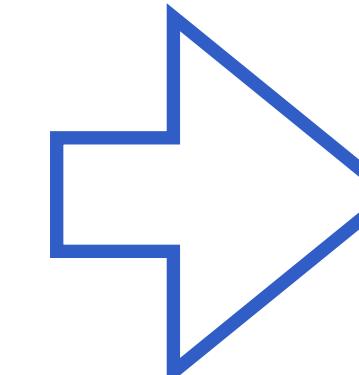
女性

男性

法人



?



?

# 基礎編碼 1：標籤編碼 (Label Encoding)

- 類似於流水號，依序將新出現的類別依序編上新代碼，已出現的類別編上已使用的代碼
- 確實能轉成分數，但缺點是分數的大小順序沒有意義



# 基礎編碼 2：獨熱編碼 (One Hot Encoding)

- 為了改良數字大小沒有意義的問題，將不同的類別分別獨立為一欄
- 缺點是需要較大的記憶空間與計算時間，且類別數量越多時越嚴重



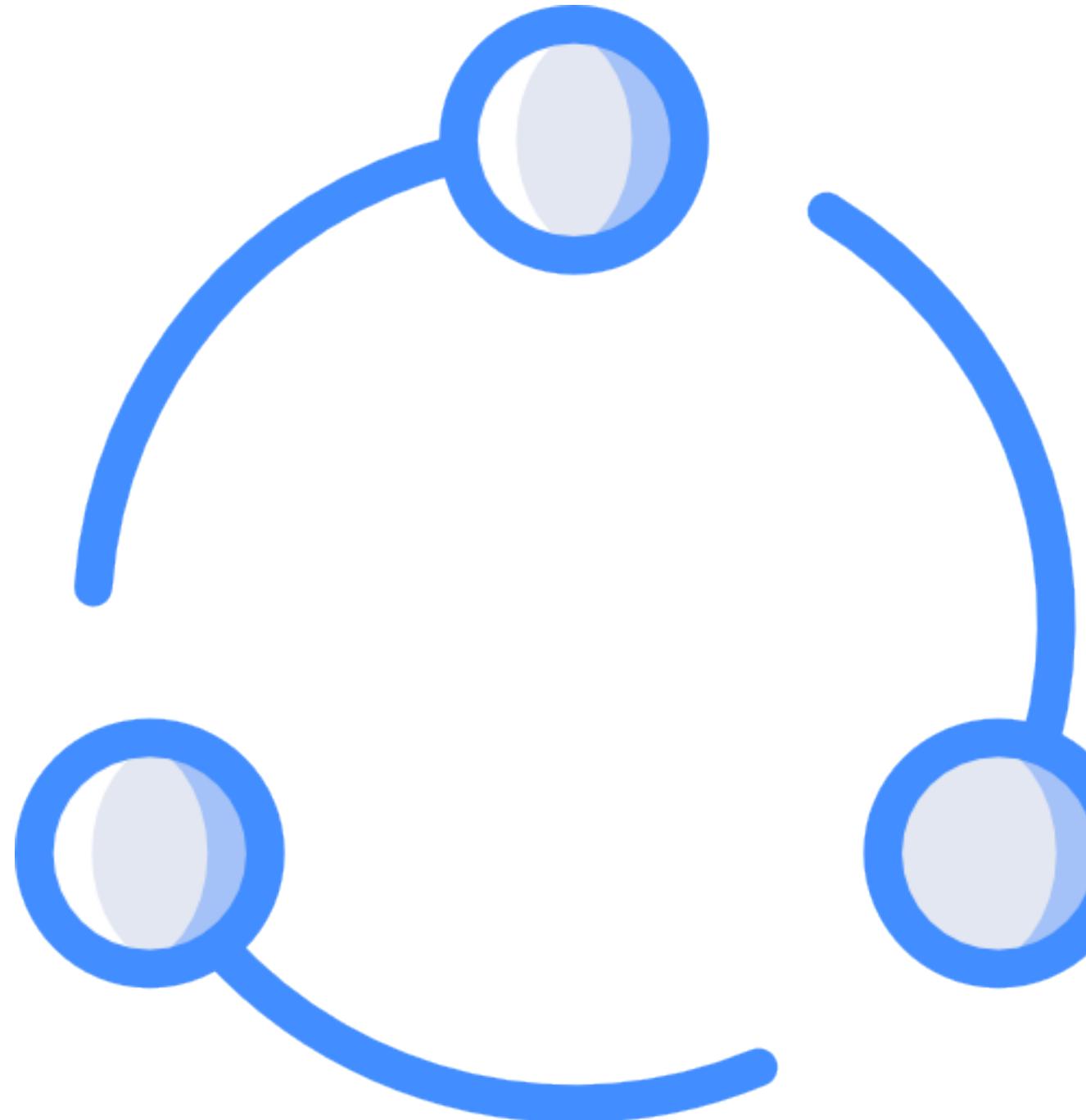
# 標籤編碼 / 獨熱編碼的比較

	儲存空間/計算時間	適用學習模型
標籤編碼 Label Encoding	小	非深度學習模型
獨熱編碼 One Hot Encoding	較大	深度學習模型

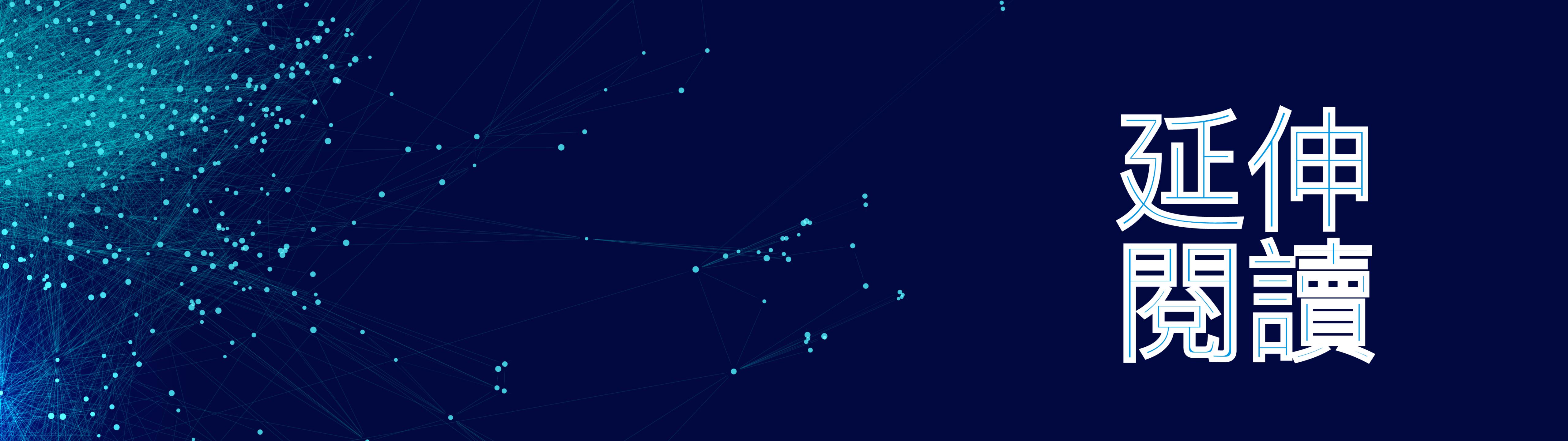
## 綜合建議

- 非深度學習時，類別型特徵建議預設採標籤編碼；  
深度學習時，預設採獨熱編碼
- 因非深度學習時主要是樹狀模型 (隨機森林 / 梯度提升樹等基於決策樹的模型)，用兩次門檻就能分隔關鍵類別；  
但深度學習主要依賴倒傳遞，標籤編碼會不易收斂

# 重要知識點複習



- 類別型特徵有**標籤編碼** (Label Encoding) 與**獨熱編碼** (One Hot Encoding) 兩種基礎編碼方式
- 兩種編碼中標籤編碼比較常用
- 當**特徵重要性高**，且**可能值較少**時，才應該考慮獨熱編碼



# 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

## 數據預處理：獨熱編碼 (One-Hot Encoding)

### 和 LabelEncoder 標籤編碼

神馬文庫 [網頁連結](#) (簡體)

- 其實 One Hot Encoding 與 Label Encoder 是類別型資料最常見的編碼方式，因此實現的程式碼也頗為常用，其中 One Hot Encoding 常見的兩種做法：  
`pandas.get_dummies` 與 `sklearn` 的 `OneHotEncoder` 在這網頁中都有清楚的展示，本課程今日範例中會用到前者，在之後的葉編碼中則會用到後者，所以同學不妨先了解一下寫法。

```
In [10]: s1 = ['a', 'b', np.nan]
pd.get_dummies(s1, dummy_na=True)
```

Out[10]:

	a	b	nan
0	1	0	0
1	0	1	0
2	0	0	1

```
In [12]: df2 = pd.DataFrame({'A':['a','b','a'], 'B':['b','a','c'], 'C':[1,2,3]})
pd.get_dummies(df2, prefix=['col1','col2'])
```

Out[12]:

C	col1_a	col1_b	col2_a	col2_b	col2_c
0	1	1	0	0	1
1	2	0	1	1	0
2	3	1	0	0	1



解題時間

It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業  
開始解題

