機器學習理論 HW1

108064535 陳文遠

Step 1. 分割 training data 與 test data 並分別存為 train.csv 和 test.csv

- 使用 random.shuffle() 函數將存放 wine 資料的串列打亂，再從每種 type 取出前 18 筆資料來當成 test data (test.csv)

- 其餘沒取到的部分則當成 training data (train.csv)

Step 2. 讀取 train.csv 檔並計算其資料的 priori probability, mean, variance

- 已知 MAP 的數學式如下：

$$\mathrm{W_{MAP}} = argmax\{p(w_i|x)\} \ ; \ i = 1, 2, 3$$

其中，

$$\mathrm{p(w_i|x)} = \frac{p(x|w_i)p(w_i)}{p(x)} \ ; \ i = 1, 2, 3$$

- 上述數學式的 $\mathrm{p(w_i)}$ 為事前機率 (priori prabability)，意思就是每種 type 紅酒出現的機率：

第 i 類紅酒 $\rightarrow \mathrm{p(w_i)} = \frac{type\ i\ 紅酒的資料數}{總\ training\ data\ 資料數}$

(例如 $\mathrm{p(w_1)} = \frac{59-18}{124} = 0.3306451613$)

- 上述數學式的 $\mathrm{p(x|w_i)}$ 是個 likelihood function，而題目告訴我們 13 種 feature，每個都是一個獨立的 Gaussian distribution，因此要將各個 Gaussian distribution 的平均值及變異數求出來，而我是直接使用 numpy.mean() 以及 numpy.var() 函數來分別求出其值

- 最後的 p(x) 則是全機率：

$$\mathrm{p(x)} = \sum_{i=1}^{3} p(w_i)p(x|w_i)$$

但在此題中我直接將 p(x) 捨棄不算，因為 3 種 type 的 p(x) 都一樣，故 MAP 省略為：

$$\mathrm{W_{MAP}} = argmax\{p(x|w_i)p(w_i)\} \ ; \ i = 1, 2, 3$$

<u>Step 3.</u> 讀取 test.csv 檔並將 test data 以及 Step 2. 中求出的 priori probability, mean, variance 代入公式來求出 MAP

- 在 Step 2. 中我們已將 p(x) 省略，並假設 mean 為 μ、variance 為 σ^2、x 為 test data 的資料，則 MAP 公式如下 :

$$W_{MAP} = argmax\{p(x|w_i)p(w_i)\} \ ; \ i = 1,2,3$$
$$= \text{argmax}\left\{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \times p(w_i)\right\} \ ; \ i = 1,2,3$$

- 特別注意的是，每筆 test data 都會算出 13 筆 posteriori probability，我的作法是將 13 筆乘起來，取最大的那個

- 利用 MAP 偵測出來的 W_{MAP} 再拿來與 test data 真實的 type 做比對即可得到 accuracy

- 由於 training data 與 test data 是隨機亂分的，因此每次執行根據抓取到的 training data 的好壞，都會得到不同的 accuracy，但基本上 accuracy 都會大於 90%，如下圖

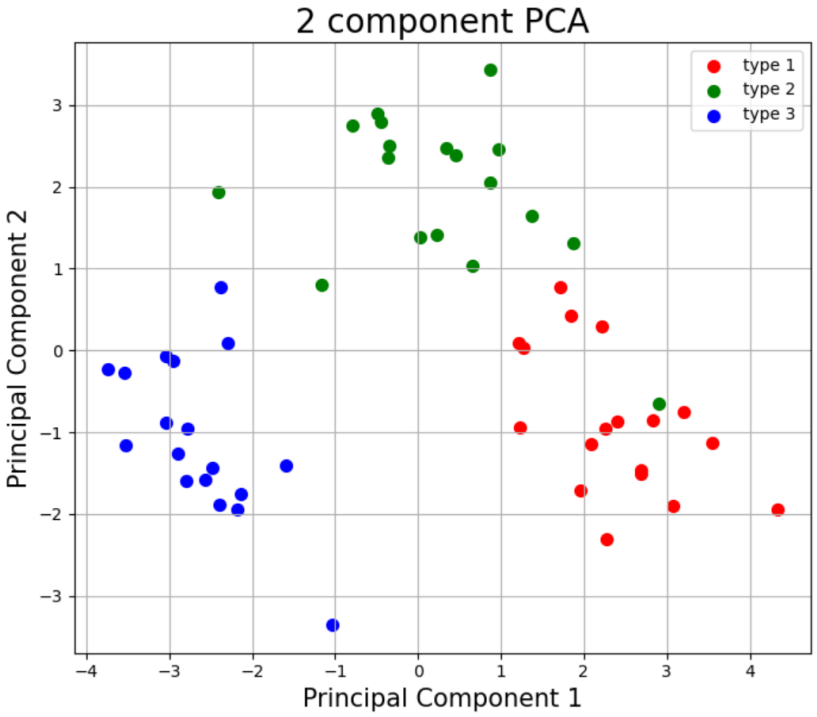
```
C:\Users\Chris\Desktop\HW1>python wine.py
MAP decison result = [1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1
, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 3, 3, 3, 3,
3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3]

Accuracy(%) = 96.2963%
```

- 下表為測試 10 次的 accuracy

第 i 次	正確率
1	98.1481 %
2	96.2963 %
3	98.1481 %
4	94.4444 %
5	98.1481 %
6	98.1481 %
7	98.1481 %
8	94.4444 %
9	96.2963 %
10	96.2963 %

Step 4. 使用 PCA 將 13 維的 feature 降成 2 維並畫圖

- 透過 PCA function 將 13 維的 feature 從中投射出令其特徵差異最大的兩維向量所對應的值，最後再將其畫成散點圖，如下圖



Step 5. **討論**

- 以下圖為例，可以看到使用黃色螢光筆標記的部分，那個 type 2 的紅酒因特徵太過相近於 type 1，因此在此例子中會誤判