統計諮詢-鐵達尼號

H24096037 張幼澄 H24096011 吳浣棋 H24109513 雷子瑩
H24091223 陳彥亨 H24094035 向啟瑤

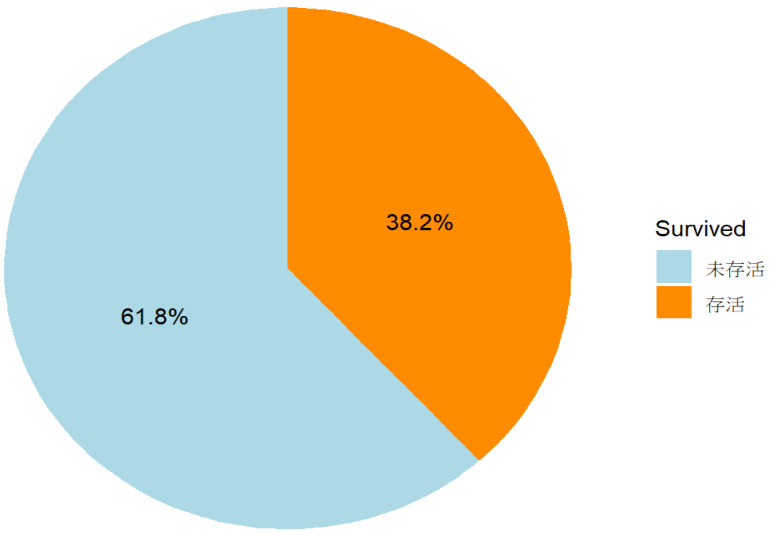
一、資料特性：

此份鐵達尼號乘客資料共有 1309 筆，有 6 個類別變數、2 個連續變數以及 2 個離散變數。由於 fare 以及 embarked 的缺失值分別只有 1、2 筆，因此我們直接把它們刪除，刪除後資料筆數為 1306 筆。而 home.dest 由於缺失值較多，除了第 2 題使用到此變數，其餘問題皆不納入分析。age 的部分則用迴歸插補法進行分析，插補過後的各統計量(平均數、中位數、第一與第三四分位數等等)皆與插補前相似。

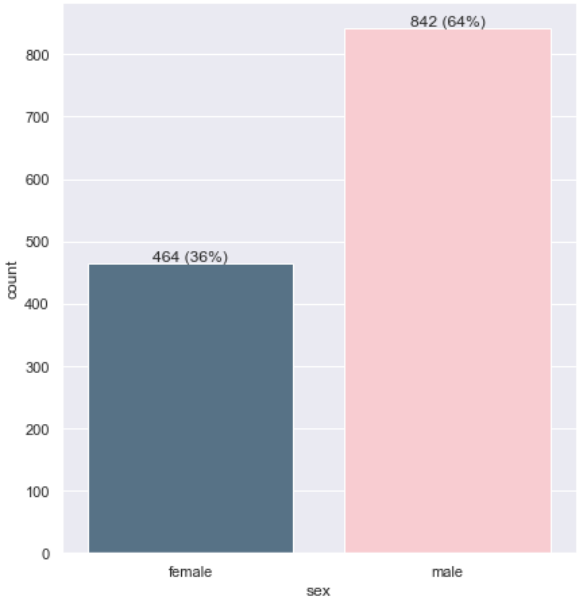
表一、各變數遺失值個數及比例表

變數名稱	pclass, survived name, sex sibsp, parch	fare	embarked	age	home.dest
遺失值個數（比例）	0 (0%)	1 (0.1%)	2 (0.2%)	263(20.1%)	5643.1%)

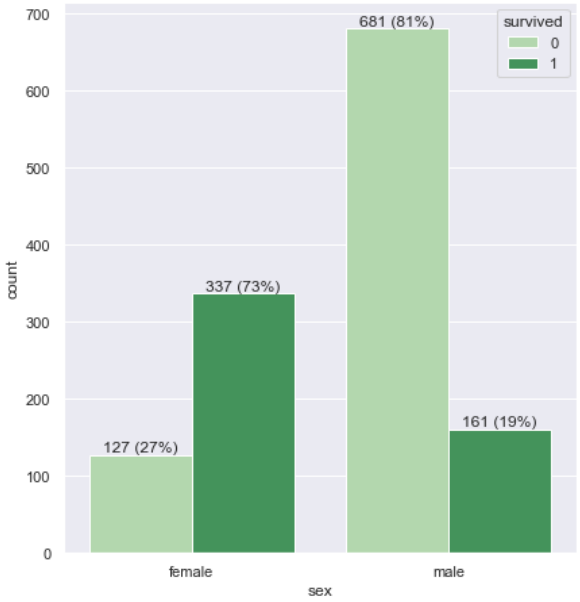
(一)類別變數之敘述統計



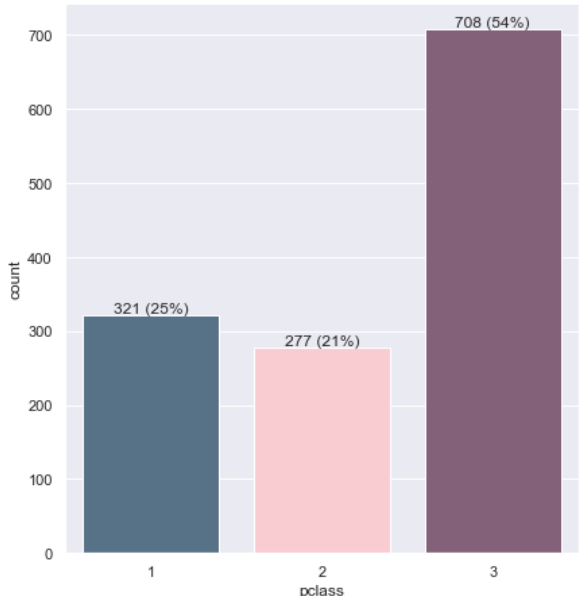
圖一、存活分佈圖



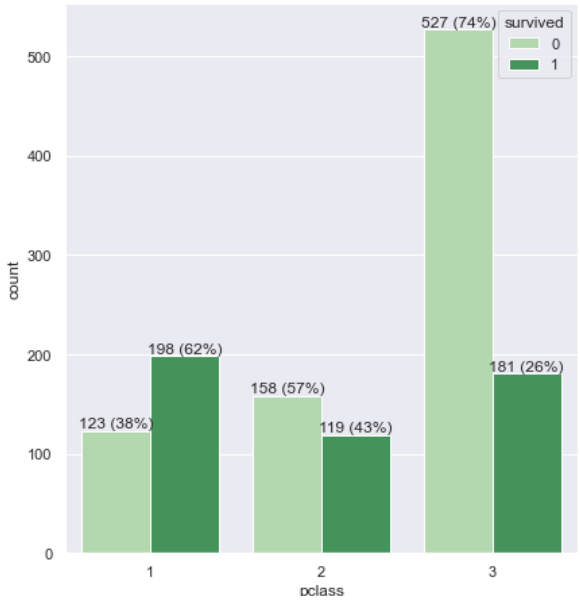
圖二、性別分佈圖



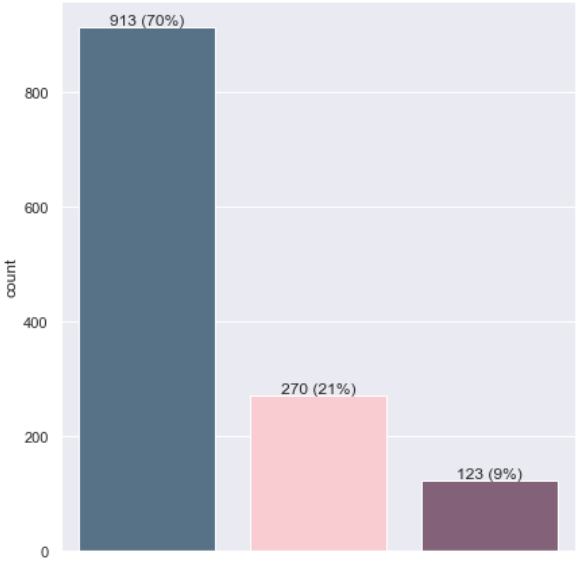
圖三、性別個別存活率



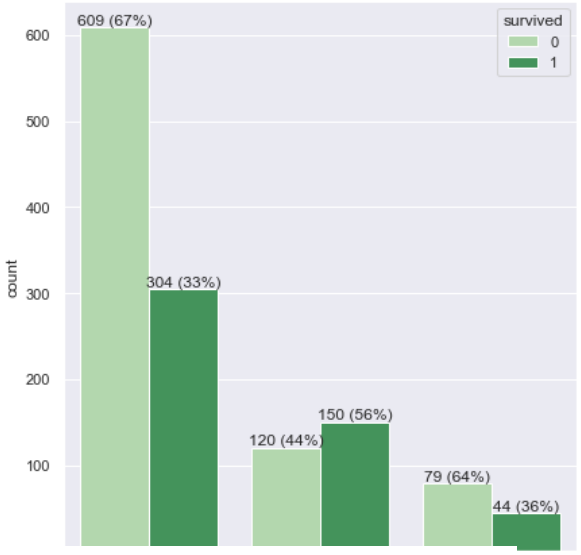
圖四、艙等分佈圖



圖五、艙等個別存活率



圖六、登船地點分佈圖



圖七、登船地點個別存活率

由此看出，這份資料中：

- 總體存活率約 6 成
- 船上的男性比例高於女性，但**女性存活率遠高於男性**。推測可能是與**上救生艇優先順序**有關。
- 各艙等中三等艙佔約 5 成，頭等艙及二等艙平分剩下 5 成。而三等艙的死亡率稍高於其他艙等。
- 登船地點則由 S（Southampton）佔比最高，約有 7 成。而從 S（Southampton）登船的人死亡率稍高於其他地點登船的人。**推測登船地點與生存與否較無關係**。

二、問題討論

1. 該資料有哪些變數？分別代表什麼意義？

該資料共有 10 個變數，pclass、survived、name、sex、embarked、home.dest 為類別變數中的名義變數，sibsp、parch 為類別變數中的次序變數，age、fare 為連續變數各變數意義詳列於下表。

表 2、各變數意義統整表

變數	定義	值或特性
pclass	艙等	1：頭等艙 2：二等艙 3：三等艙
survived	是否存活	0：未存活 1：存活
name	姓名	包含姓氏、名稱及稱謂
sex	性別	female：女性 male：男性
age	年齡	浮點數
sibsp	在船上的兄弟姐妹和配偶人數	整數
parch	在船上家族的父母和小孩人數	整數
fare	船票價格	浮點數
embarked	登船地點	C：Cherbourg Q：Queenstown S：Southampton
home.dest	家鄉/目的地	文字

2. 請問這組資料，到哪一個目的地(或家鄉)有最多人? 是甚麼地方? 針對死亡的人當中，哪一個年齡層的死亡人數最多?

在變數 home.dest 中，有 369 個目的地（或家鄉），其中 **New York, NY** 為最多人的目的地（或家鄉），有 64 個人的目的地（或家鄉）為此。

將年齡分為四個年齡層，以 20 歲為一個單位，分為 0~20 歲、21~40 歲、41~60 歲以及 61~80 歲（本資料最大年齡為 80 歲）。原始資料在死亡的 809 人當中，21~40 歲的死亡人數最多，為 348 人(43.0%)。因有部分年齡值缺失，因此我們使用迴歸插補法補齊年齡資料，補齊年齡資料後在死亡 809 的人當中，21~40 歲的死亡人數依然為最多，共 504 人(62.3%)。

表三、未存活者之年齡分佈

	原始資料中未存活者之年齡分佈	補齊年齡資料後未存活者之年齡分佈
年齡	人數（比例）	
0~20 歲	134 (16.6%)	148 (18.3%)
21~40 歲	348 (43.0%)	504 (62.3%)
41~60 歲	112 (13.8%)	132 (16.3%)
61~80 歲	25 (3.1%)	25 (3.1%)
年齡缺失	190 (23.5%)	NA

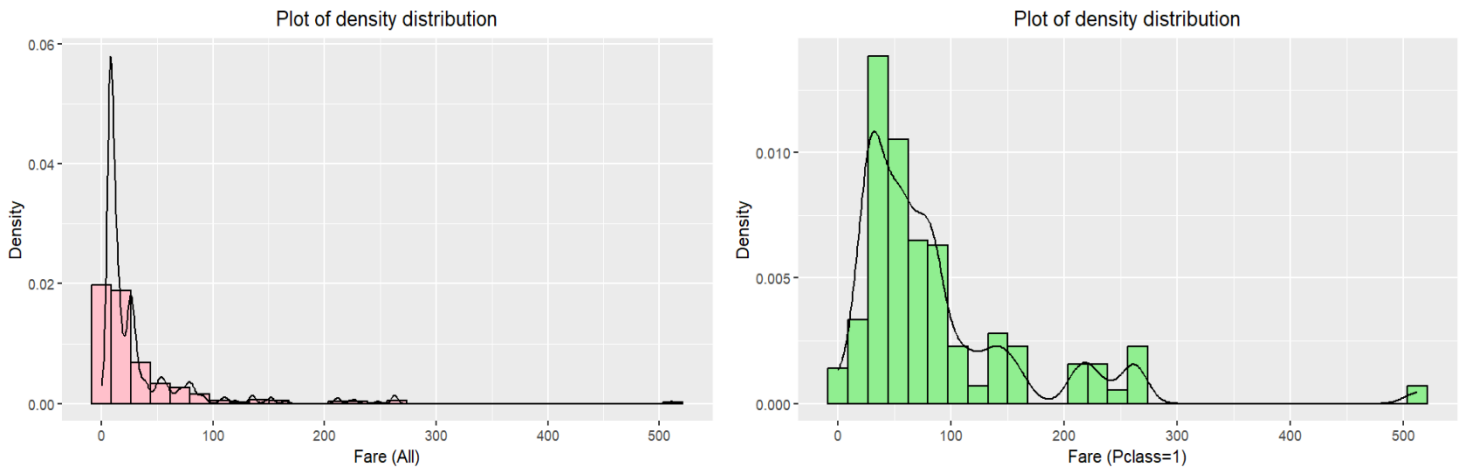
3. 您覺得票價(fare)在頭等艙/二等艙/三等艙價格分布都一樣嗎?

票價(fare)整體為右偏分布（圖五），其中票價為 0 的我們猜測為員工或公關票，因此我們保留票價為 0 的資料。由頭等艙、二等艙及三等艙票價之敘述性統計量（表 4）可知三者皆為右偏分布且為高狹峰，並且頭等艙的票價大致分布在 0~300 元內，而三等艙的票價集中於 30 元以下。首先我們先觀察三者之機率密度圖（圖六），我們認為三等艙與其他兩艙等之價格分布應該不相同，接著再使用 Kolmogorov-Smirnov Test 進行檢定，三個檢定結果皆為顯著（表五），因此我們可以知道這三個艙等之間存在顯著的統計差異，並且三個艙等不為相同分佈。

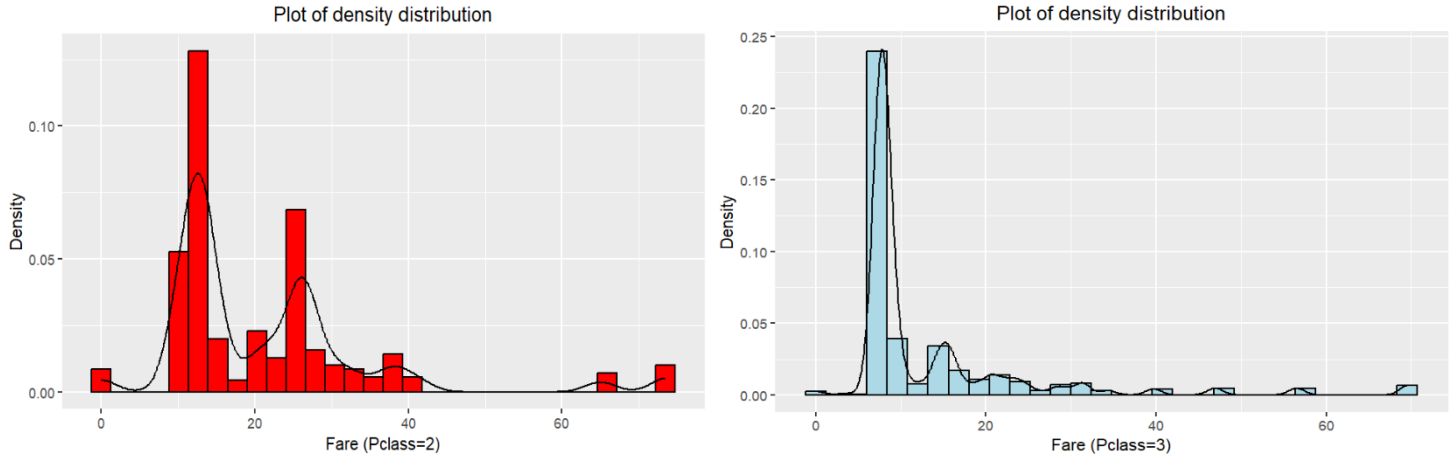
Kolmogorov-Smirnov Test 檢定的假設：

H_0: 兩艙等之間為相同分佈

H_a: 兩艙等之間不為相同分佈



圖八、票價機率密度圖，整體(左)頭等艙(右)



圖八、票價機率密度圖，二等艙(左)三等艙(右)

表 4、頭等艙/二等艙/三等艙票價分布之敘述性統計量

	平均數	標準差	第一四分位數	第三四分位數	中位數
頭等艙	87.51	80.45	30.70	107.66	60.00
二等艙	21.18	13.61	13.00	26.00	15.05
三等艙	13.30	11.49	7.75	15.25	8.05

表 5、各艙等之 Kolmogorov-Smirnov Test 結果表

	檢定統計量	p-value
頭等艙 v.s. 二等艙	0.737	<0.001
頭等艙 v.s. 三等艙	0.883	<0.001
二等艙 v.s 三等艙	0.651	<0.001

4. 如果是你們組員不幸搭上這艘船，請你用迴歸預測大家的存活率!

將 pclass、sex、age、fare、sibsp、parch、embarked 與 survived 進行羅吉斯迴歸分析，並使用 Stepwise with both direction 方法選擇變數，其中 fare、parch 因 AIC 值較小，因此我們將其刪除。將 pclass、sex、age、embarked 與 survived 重新進行羅吉斯迴歸分析，得到方程式如下：

$$logit(\hat{\pi}) = 4.56 - 1.24 * pclass\_2 - 2.31 * pclass\_3 - 2.6 * sex - 0.05 * age - 0.38 * sibsp - 0.5 * embraked\_Q - 0.57 * embarked\_S$$

$\hat{\pi}$: 預測存活率

$$pclass\_2 = \begin{cases} 0, \text{艙等不為二等艙} \\ 1, \text{艙等為二等艙} \end{cases}, \quad pclass\_3 = \begin{cases} 0, \text{艙等不為三等艙} \\ 1, \text{艙等為三等艙} \end{cases}$$

$$sex = \begin{cases} 0, \text{ female} \\ 1, \text{ male} \end{cases} \qquad embarked\_Q = \begin{cases} 0, \text{登船地點不為 Q} \\ 1, \text{登船地點為 Q} \end{cases} \qquad embarked\_S = \begin{cases} 0, \text{登船地點不為 S} \\ 1, \text{登船地點為 S} \end{cases}$$

表 6、羅吉斯迴歸模型評估表

	Accuracy	Sensitivity	Specificity
羅吉斯迴歸	0.799	0.860	0.703

表 7、各組員資料與其迴歸預測存活率

Name	pclass	sex	age	sibsp	embarked	survived rate (%)	survived
張幼澄	3	Female	22	1	Q	90.5	1
吳浣棋	1	Female	21	3	Q	99.0	1
向啟瑤	1	Male	22	4	S	87.7	1
陳彥亨	2	Male	21	1	S	67.3	1
雷子瑩	2	Female	21	1	C	96.5	1

*存活率>0.5 視為存活

5. 如果是你們組員不幸搭上這艘船，請你用機器學習方式預測大家的存活率!

使用**決策樹**與**隨機森林**兩個機器學習的方式來進行預估並選出較優的模型。

(一) 決策樹

首先先將所有變數放入模型內預測，此時的準確度為 0.816，可以發現變數 sibsp、parch、embarked 對於模型並不是那麼重要。因此我們將三個變數移出模型，將剩下四個變數放入模型後可以得出一個更好的模型，準確度為 0.840。

(二) 隨機森林

首先先將所有變數放入模型內預測，此時的準確度為 0.805，可以發現變數 sibsp、parch、embarked 對於模型並不是那麼重要，因此我們將三個變數移出模型。將剩下四個變數放入模型並且將參數 max_depth 設為 6 後，可以得出一個更好的模型，準確度為 0.821。

將兩種方法所得出的 Accuracy、Precision、Recall、F1 Score 綜合比較。

$$F1\ Score = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$$

	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
決策樹	0.840	0.711	0.808	0.756
隨機森林	0.821	0.890	0.820	0.861

因為隨機森林算出的 F1 Score 數值較決策樹的高，因此我們決定以**隨機森林**作為接下來的預測模型。

表 8、各組員資料與其預測存活率 (隨機森林)

Name	pclass	sex	age	fare	預測存活率(%)	survived
張幼澄	3	Female	22	20	71.5	1
吳浣棋	1	Female	21	126	98.9	1
向啟瑤	1	Male	22	120	28.5	0
陳彥亨	2	Male	21	100	11.7	0
雷子瑩	2	Female	21	23	88.2	1

綜合第 4、5 題的結果，我們發現小組員的預測存活率排名皆為**吳浣棋> 雷子瑩> 張幼澄> 向啟瑤> 陳彥亨**。但準確度卻比想像中的低，或許有更好的模型，另外也需要再更進一步做交叉驗證避免過於擬合。

6. 請每個組員寫一小段這次分析的心得，並點出負責該報告的哪一部分。

張幼澄：

這次報告我負責畫**敘述統計中的圖、第三題的畫圖與檢定、機器學習中的隨機森林**。雖然這次的資料並沒有上次的那麼難處理，但還是感覺比上次的稍為困難一點，理由是太不熟悉機器學習，上次碰到機器學習已經是大二時的資料科學導論，很多都忘記了，也因為整組都沒有人修過機器學習，就需要自己從頭學。但整體而言還是蠻有趣的，大家也比較知道自己應該怎麼做分析，一起討論解決方法等等的。網路上也有看到有人使用 Name 當中的稱謂來放入變數中，有時稱謂代表了一個人的社會地位，若是時間允許，我認為將這個考慮進分析方法也是一個不錯的選擇。

總而言之，雖然這是一筆大家剛開始學習資料分析或是學習 python 時常接觸到的資料，但每次分析都會有不同的體驗，也有需要向其他人學習的地方。

吳淽棋：

在本次的報告中，我負責對**年齡資料的迴歸插補法以及採用羅吉斯迴歸分析組員存活率**。

這次用鐵達尼號的資料來對組員進行存活分析，雖然在各個課程中很常使用這組資料，但這還是第一次帶入自身資料並進行預測，我覺得很有趣；這次也是我們組第一次找方法處理年齡的 missing value，經過討論後決定利用迴歸的方式插補資料，雖然程式不會很複雜，但學習到了一個新的經驗，令我覺得很滿足。總而言之，就目前來說，我很享受此種學習方法及過程。

向啟瑤：

我這次成功用 R 畫出了**長條圖**，大概花了半小時，但澄澄做的圖比我好看很多，所以我的圖就被刪掉了。。。@@ 我要多跟他學習。這次的資料分析起來，我覺得比第一次作業來得有趣，可以從分析完的敘述統計裡知道存活率與其他變數的相關性，也負責**總結前三題的結論**。而最後的機器學習分析的地方，雖然大家都沒有修過相關的課程，但沒關係，眾人一條心，黃土變成金，一起突破難關，主要是我的夥伴們非常厲害，我負責**心態上的穩定**。言而總之，大家還是很順利的完成這次討論，效率感覺有比上次還高！讚讚

陳彥亨：

這次報告我負責畫**敘述統計中的圖、機器學習中的決策樹**。鐵達尼號資料其實是個常見的問題，但這次的題目與以往面臨到的都不太一樣，像原本有許多票價 0 元的案例，經過大家討論後發現這些案例極有可能是船上的員工；又或是男性的生存比例為何遠低於女性等等；甚至還有讓我們自己去預測小組間成員的存活率的問題，算是有種親臨其境的感覺。這次也用了 R 去做機器學習的決策樹（decision tree)的部分，跟以往用 python 稍微有點不太一樣，但一樣也能求出需要的數據，也在比較之下發現隨機森林的模型能更好的預測這次的問題。

總而言之，這次的問題十分有趣，也在過程中嘗試了很多之前並未試過的程式碼，學習到許多！

雷子瑩：

這次報告我負責了**問題討論的第一題與第二題**。這次的資料是很有名的鐵達尼號，我是第一次接觸這份資料，這份資料比上次的複雜許多，題目也更難一些。

這次有用迴歸模型與機器學習的方法預測存活率，雖然我的程式能力不足沒能在這部份幫上忙，不過我覺得輸入不同的條件就可以算自己的存活率很有趣，像是我們認為會先讓女生與小孩逃離，所以男性的死亡率相對就高，我負責的第二題中有做到死亡人數中哪個年齡層死亡最多，根據結果來看可以看到 20 歲到 40 歲的死亡人數最多，我認為應該也是因為會先讓老人與小孩逃難，所以青壯年的死亡比例才會最高。

透過這份作業將很多所學的應用出來，且由實際例子來分析比起課本上的範例來的有趣多了！