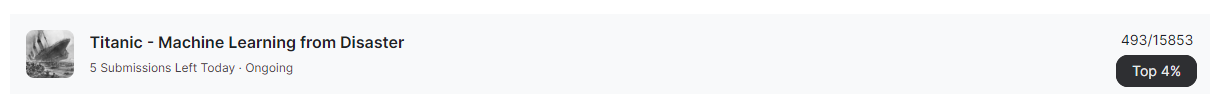
**Titanic - Machine Learning from Disaster**

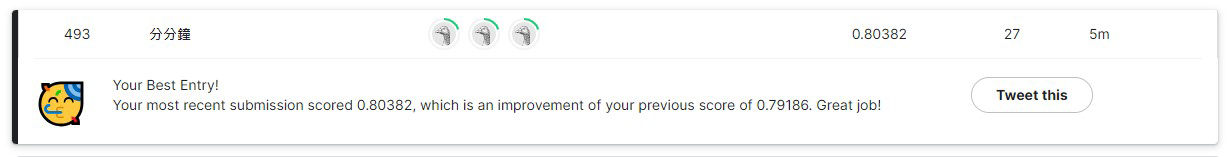
組員：10946012 李姍珊

10946013 趙晴

10946025 高培芮

成績：

****

****

**Titanic - Machine Learning from Disaster**

**摘要**

本組選擇鐵達尼號生存預測為對這件事故有初略的了解，且是歷史上重要的事件之一。因此想透過乘客資訊像是性別、年齡…等去預估乘客是否會在鐵達尼號沉沒意外中生存下來。

**介紹（研究背景及研究目的）**

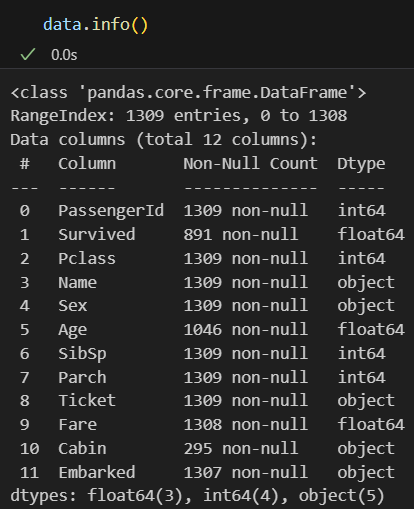
鐵達尼號沉沒事故是當時北大西洋發生的最大著名船難，當時與冰山擦撞前，已收到6次海冰警告，船行駛的速度快速，看到冰山已經為時已晚，無法及時轉向，16個水密隔艙中的5個進水，而鐵達尼號的設計只能承受4個水密隔艙進水因此沉沒，此次災難造成1514人死亡。因此我們想藉由此事件，透過訓練數據分析生還人數，且能預防未來相似的事件發生。

**資料集介紹(含資料特徵)及資料集來源**

此競賽共有2份資料集，分別為train(用來訓練模型)及test(要求預測結果)，還有一份data(合併train與test的資料)，以利接下來的處理。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **特徵名稱** | **特徵定義** | **Key** |
| PassengerId | 乘客編號 |  |
| Survived | 是否倖存 | 1:是 / 0:否 |
| Pclass | 船票等級 | 1:最高 / 2:中等 / 3:最低 |
| Name | 姓名 |  |
| Sex | 性別 |  |
| Age | 年齡 |  |
| SibSp | 同為兄弟姐妹或配偶的數目 |  |
| Parch | 同為家族父母及小孩的數目 |  |
| Ticket | 船票編號 |  |
| Fare | 船票價格 |  |
| Cabin | 船艙號碼 |  |
| Embarked | 登船點 | C = Cherbourg  Q = Queenstown  S = Southampton |

**資料預處理**



由以上合併資料結果來看，得知：

Age 缺1309 - 1046 = 263筆資料

Fare 缺1309 - 1308 = 1筆資料

Cabin 缺1309 - 295 = 1014筆資料

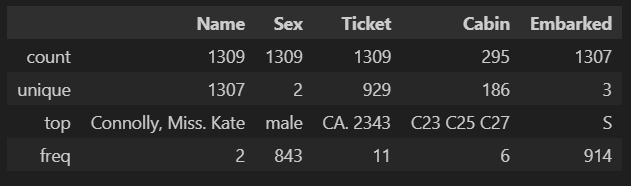
Embarked 缺1309 - 1307 = 2筆資料

**填補缺漏值**：

* Age：我們以乘客稱呼(Miss.、Ms.等…)來區分，並分別填上平均年齡。
* Fare：因只有缺1筆資料，所以直接用平均值填入。
* Cabin：因缺值太多，目前選擇先不作為特徵使用。
* Embarked：從分析上，發現C港口的乘客大多是P1等級的票，因此選擇填入C值。

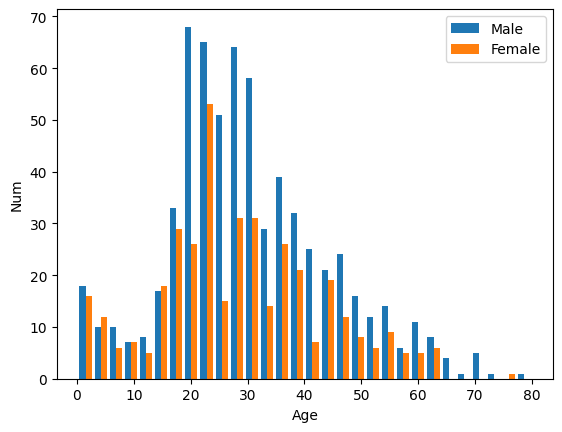
**檢視非數值欄位**：

Name欄位有2筆是重複的，而Sex欄位只有2種值(Male/Female)，其中以Male最多有843位。

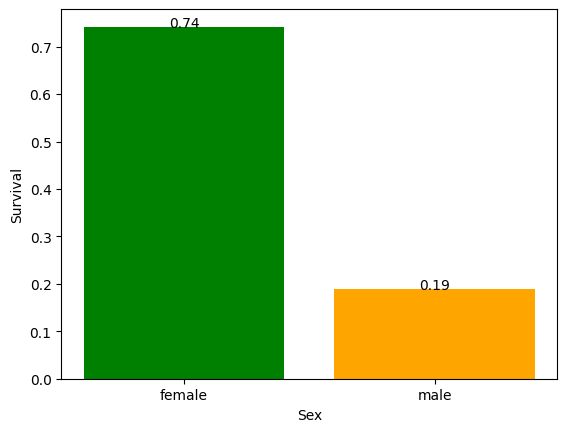


**船上的乘客各年齡層的男女比例**：

小於20歲的男女人數比例接近，但若超過20歲（含）的乘客，則男性比例則比女性多。

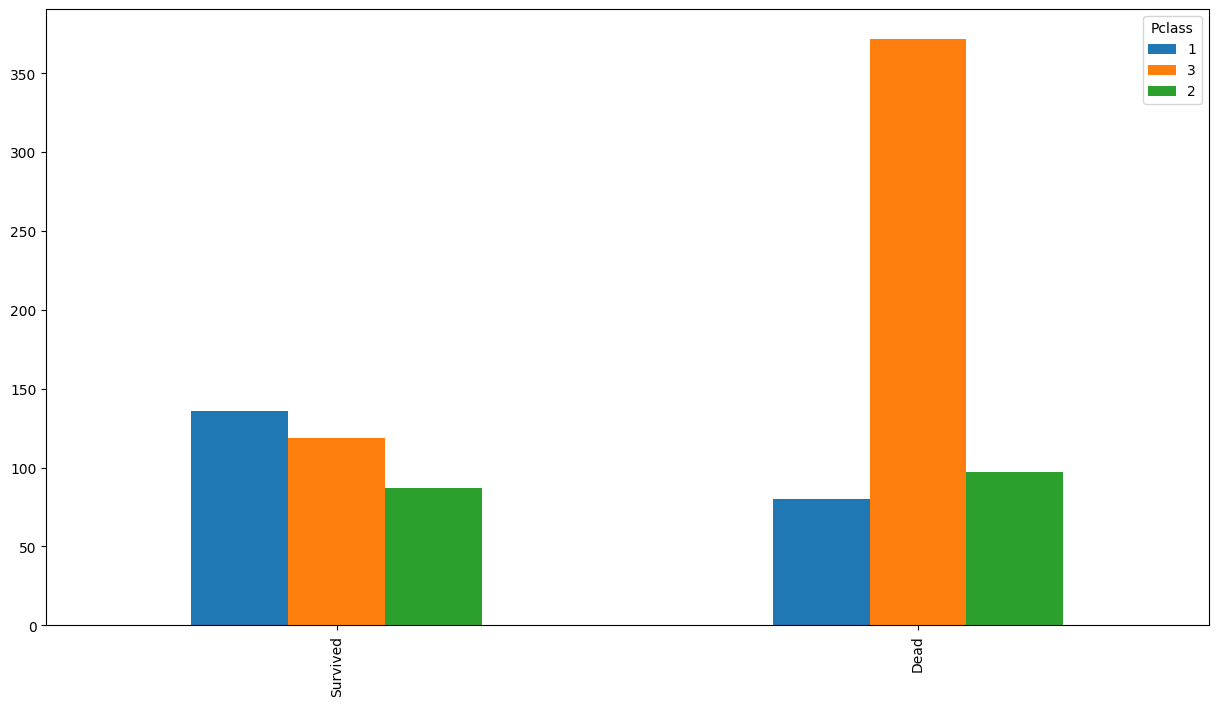


以人數來看不同性別的存活率，發現男性的存活率只有19%，而女性則高達74%。



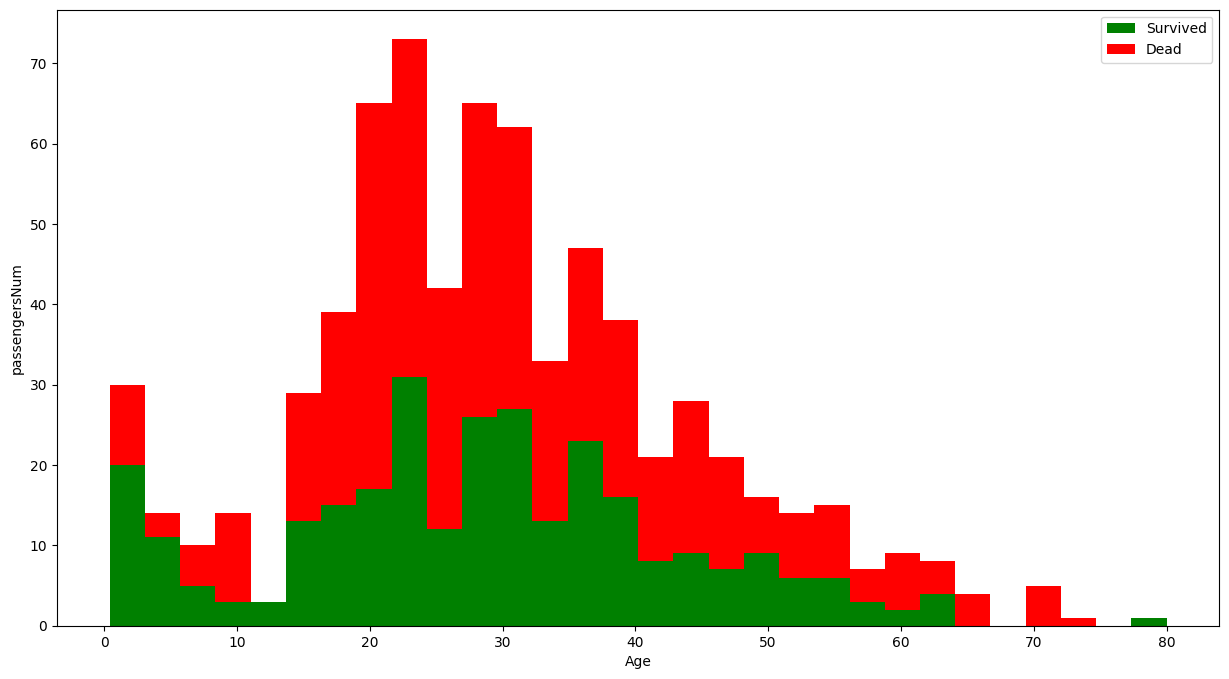
**船票等級與存活的關係**：

從人數來看不同船票等級的存活率：明顯看出等級3的乘客最多，死亡者也大部份為等級3的乘客。



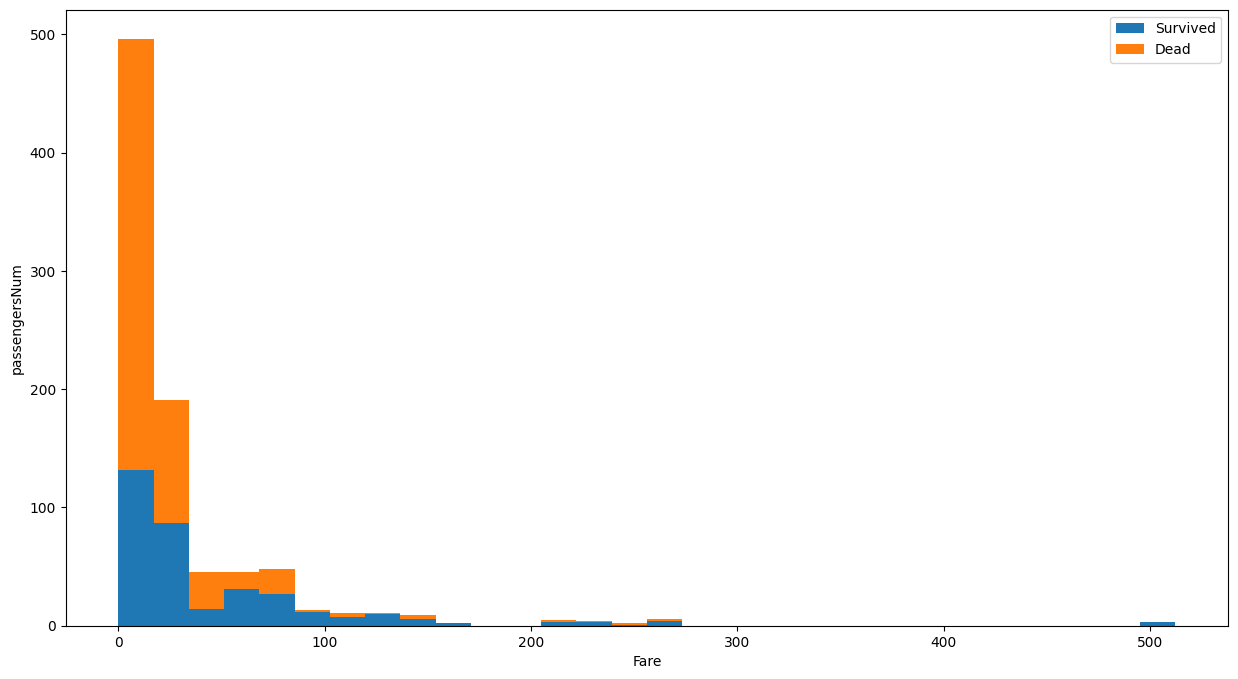
**不同年齡層與倖存的關係**：

從下圖可看出年齡愈偏向兩極（較年長或較年幼）則存活率愈高，其中年齡越小越明顯。



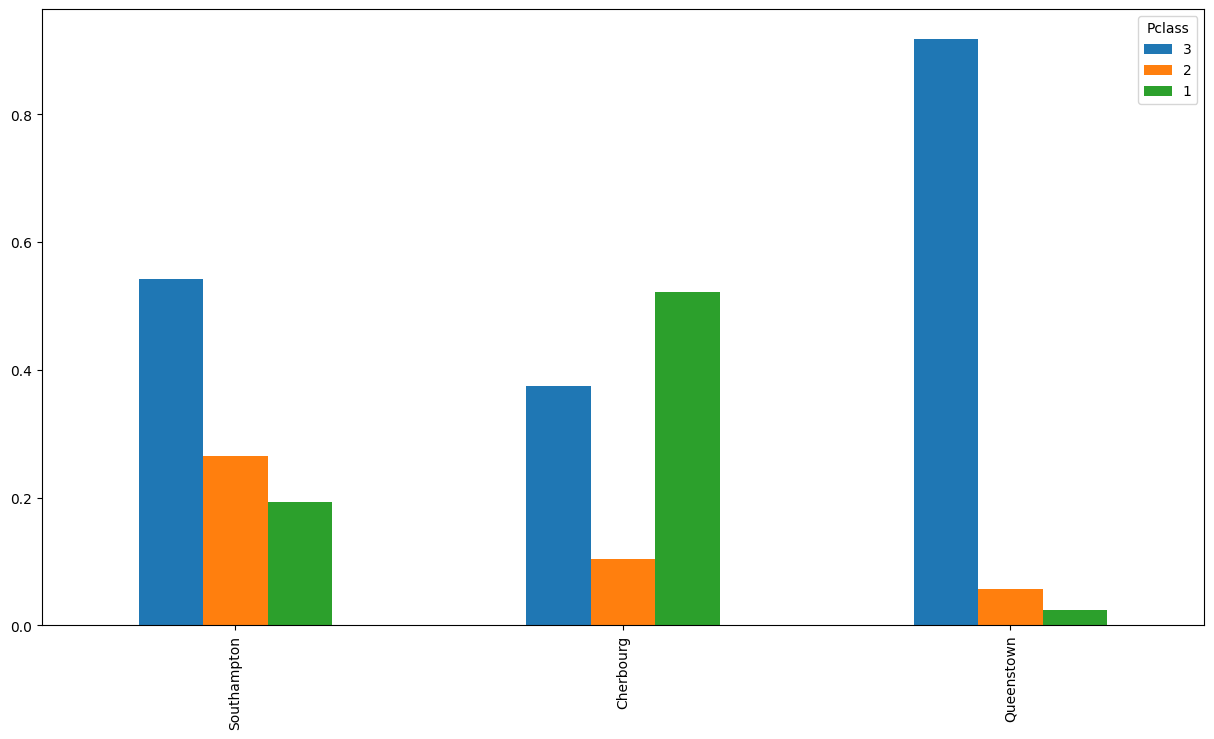
**不同票價與存活的關係**：

經由下方結果發現，票價愈高則存活率愈大。



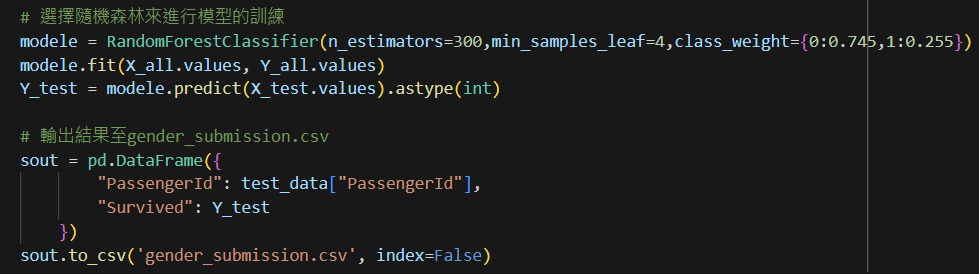
**上岸港口與船票等級的關係**：

從以下統計結果可看出不同港口乘客有不同的經濟狀況，C港口大多購買等級最高的票，Q港口則是購買為低等級的票

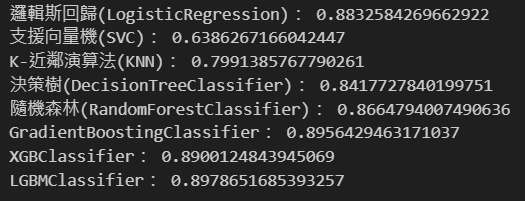


**機器學習或深度學習方式（使用何種方式）**

根據測試結果，本組使用隨機森林來訓練模型



**研究結果及討論（含模型評估與改善）**



根據以上測試結果，發現XGB、GBDT、LGBM、邏輯斯回歸、隨機森林等都有蠻高的分數，因此我們分別將分數超過0.85的演算法上傳至Kaggle評分，得出以下分數：



**結論**

一開始在測試階段時，我們有嘗試自己額外添加Feature，但實際上傳評分時效果並不佳，後來使用原始Feature與測試多個演算法過程中，我們得出LightGBM是最好的，但上傳至Kaggle卻是RandomForest最好，我們目前推測可能是因為資料的過度擬和才會造成此問題，必須再對資料進行更好的處理，從而來解決問題並獲得更好的分數。

**參考文獻**

1. [Kaggle - Learn](https://www.kaggle.com/learn)

2. [機器學習實作](https://colab.research.google.com/github/AI-FREE-Team/Data-Analytics-in-Practice-Titanic/blob/master/Data%20Analytics%20in%20Practice%20-%20Titanic%20Survival%20Prediction.ipynb#scrollTo=1OTV6-zkpIS1)

3. [鐵達尼號生存預測](https://yulongtsai.medium.com/https-medium-com-yulongtsai-titanic-top3-8e64741cc11f)

4. [鐵達尼號資料分析](https://hackmd.io/@Go3PyC86QhypSl7kh5nA2Q/Hk4nXFYkK#%E7%89%B9%E5%BE%B5%E5%B7%A5%E7%A8%8B)

5. [機器學習中的參數調整](https://zhuanlan.zhihu.com/p/37310443)