

### 遊戲平台商業AI決策系統

指導老師: 蔡智勇 黃登揚

執行團隊: 羅毓忞 陳志騰 施媚莎 楊文廣

廖展進 廖明志 陳力瑋



組長:羅毓忞

技能: Python、爬蟲、SQL 明新科大 - 電機工程系



組員:廖明志 技能:HTML

金門大學 - 資工系



匯報: 陳志騰 技能: Python

高雄應用科大 - 人力資源所



組員:廖展進技能:PYTHON 前電競選手



組員:施媚莎 技能:JAVA

中原大學 - 物理系



組員: 陳力瑋 技能: SQL 、 VBA 勤益科大 - 企管系



組員:楊文廣

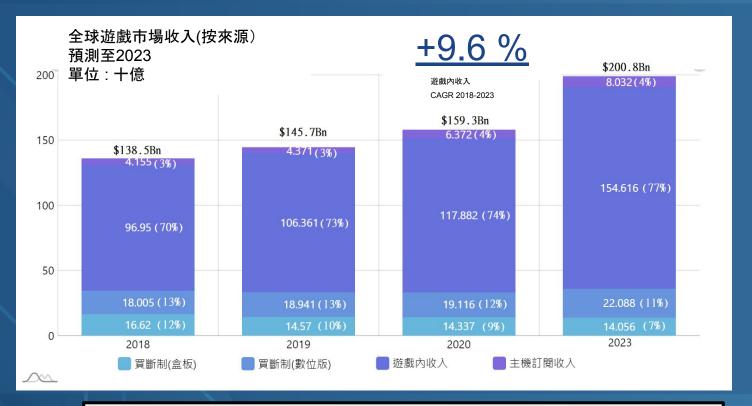
技能: Python, 機器學習理論

數學老師



**STEAM** 

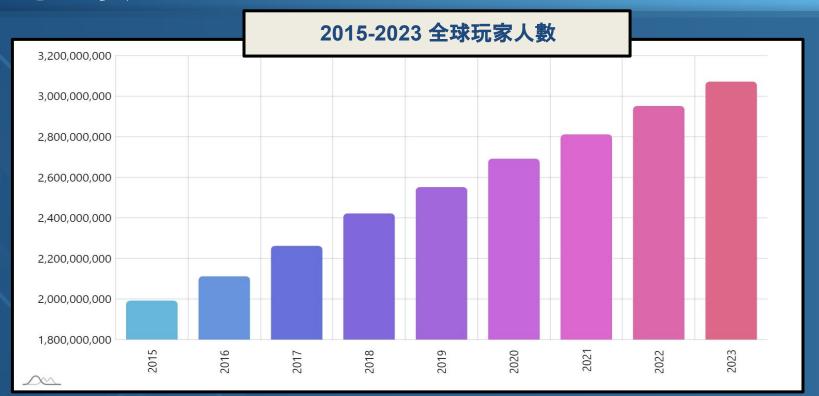
### 專案緣起



單位:美金

2023年為預估資料,資料來源: 2020 Global Games Market Report

### 專案緣起



單位:人數

2021-2023為預估成長人數

資料來源: 2020 Global Games Market Report

## 專案緣起



### Steam

全世界的最大的電腦遊戲的數位發行平台, 數位版權管理、多人遊戲、串流媒體和社群網路 服務等功能

- 每月 1.2 億 <sub>活躍用戶</sub>
- 每天 6260萬 <sub>人使用戶</sub>
- 美國的 Steam 目錄包括 5萬款遊戲
- 2020 年的遊戲時間為 **313億小時**

### 現況問題

因目前遊戲作品總類繁多,市場範圍不僅是英語系國家, 華文市場與不同的國家風格,遊戲偏好,新遊戲的遊戲黏著度為遊戲業者須考慮 的問題之一.

## 專案目標

藉由現有Stream平台數據提供遊戲開發商及遊戲代理商,遊戲銷售預測及銷售決策模型.

### 預期效益

預測對於新遊戲黏著度、發售定價區間模型及商業模式設計,並可預估該遊戲在新市場的銷售量.

### 簡報大綱

**系統架構**Steam Dataset 系統架構 資料背景

Steam Dataset 系統架構、資料背景、資料清洗

**機器學習模組** <sub>預測參數、自變數選項、DNN分析結果、決策樹</sub>

03 Steam遊戲銷售預測系統

# 系統架構

System Architecture Diagra

## 系統架構

預測系統

機器學習

| pandas













### 資料前處理













## 資料背景

資料 來源 2010-2018全球國家GDP **GDP** Steam Dataset 1億800萬多筆 筆數 2000 筆 筆數 大小 2010-2018全球國家GDP 160GB 工時

### 資料清洗



### Step2

將非常態分配轉類常態分配 取Log

#### Step4

將2012-2014年的GDP、人口、工時 取平均數

#### Step1

去空值 將0的數值改為0.001

#### Step3

偏離值修正 如:price=99.99

#### Step5

合併owners類別, 原類別有13個, 依照級距,**合併為4個:** 1為0~200,000, 2為200,000~2,000,000, 3為2,000,000~20,000,000, 4為20,000,000~200,000,000

# 機器學習模組

Machine learning module

## AI預測變項



**X1** 

成就達成百分比Percentage 平均工時遊戲類型(本體、DLC) Type 整體遊玩時間發佈日期 Release\_Date Metacritic評分 Rating 要求的年齡 Required\_Age 是否為多人遊戲Is\_Multiplayer遊戲訓練信息 gameextrainfo GDP

Y1

預測遊戲銷售量

全球擁有此遊戲人數區間

**X2** 

遊戲類型(本體、DLC) Type 價格 好友關係 遊戲評分 擁有者區間

開發商

代理商

是否為多人遊戲Is\_Multiplayer

平均遊戲人口

發行商+開發商

**Y2** 

遊戲黏著度

各遊戲平均遊玩時間

### AI預測分析結果-Y1:遊戲擁有者區間

#### 原始數據

模型	Regression	DNN	KNN	BGN	Multinomial Naive Bayes	Categorical Naive Bayes
Accuracy	58%	72%	78%	35.7%	54.2%	47%
模型	Extra Trees	Random Forest	Ada Boost	XG BOOST	LightGBM	
Accuracy:	78%	70%	46%	65%	81%	



經皮爾森相關係數分析與刪除相關係數較小的變項後平均準確提升為17%, 節省執行時間約36%.

#### 精准度最高數據

模型	Regression	DNN	KNN	BGN	Multinomial Naive Bayes	Categorical Naive Bayes
Accuracy	66%	82%	89%	38.7%	57.4%	56.2%
模型	Extra Trees	Random Forest	Ada Boost	XG BOOST	LightGBM	
Accuracy:	93%	89.7%	58%	82.2%	91.4%	

### AI預測分析結果-Y2: 各遊戲平均遊玩時間

原始	敗據
----	----

模型	Regression	DNN	KNN	BGN	Multinomial Naive Bayes	Categorical Naive Bayes
Accuracy	50.30%	58%	50.2%	49.2%	49.5%	49.5%
模型	Extra Trees	Random Forest	Ada Boost	XG BOOST	LightGBM	
Accuracy:	59.31%	58.69%	50.72%	54.53%	58.68%	



經皮爾森相關係數分析與刪除相關係數較小的變項後平均準確提升為34%,節省執行時間約50%.

#### 精准度最高數據

模型	Regression	DNN	KNN	BGN	Multinomial Naive Bayes	Categorical Naive Bayes
Accuracy	67.90%	85%	79.50%	63.30%	63.70%	65.54%
模型	Extra Trees	Random Forest	Ada Boost	XG BOOST	LightGBM	
Accuracy:	84.47%	83.73%	67.65%	77.13%	84.04%	

### 決策建議-Y1: 遊戲擁有者區間

遊戲擁有者區 間

關鍵因子

準確度

是否為多人遊戲

遊戲類別

整體遊玩時間

R2: 0.91

Accuracy: 0.78

### 決策建議-Y2 : 各遊戲平均遊玩時間

各遊戲平均遊玩 時 間

關鍵因子

準確度

價格

評分

R2:0.91 Accuracy: 0.780

# Steam遊戲 銷售預測系統

### Steam遊戲銷售預測系統



# 結論報告

Conclusion Report

## 結論及後續展望



### "提供遊戲黏著度及玩家喜愛偏好分析評估依據"

- 1.提供遊戲代理商,在未來代理新遊戲時, 可預先了解該地區對於新遊戲的黏著度, 進而評估此遊戲的預期收益.
- 2.提供遊戲開發商在發想新遊戲時, 可針對地區性遊戲人口喜愛的類型, 進行開發發想並提供不同類型的優惠活動.

### "如何更精準"

如有玩家的年齡、性別、收入等其他資料、 可更精準的描繪玩家輪廓、並提供更精準的喜好預測.



感謝您的聆聽與指教