

元智大學資管系

第三十屆學術類畢業專題頂石課程(二)

期末報告

Steam 遊戲類型與玩家的黏著度分析
Steam Game Genres and Player Retention Analysis

1111611 吳哲熙、1111645 林軒弘

工作代號：ZL1

指導教授：曾淑芬 教授

中華民國 114 年 11 月

November, 2025

Contents

目錄

Chapter 1 緒論 (Introduction)	5
1.1 研究背景 (Background)	5
1.2 研究動機 (Motivation)	6
1.3 研究問題 (Research Questions)	7
1.4 研究目的 (Objectives)	7
1.5 研究重要性與研究貢獻 (Significance & Contributions)	8
1.6 研究範圍與限制 (Scope & Limitations)	9
Chapter 2 文獻探討 (Literature Review)	10
2.1 玩家黏著度相關理論 (Player Engagement / Retention)	10
2.2 遊戲類型與玩家行為 (Game Genre & Player Behavior)	11
2.3 商業模式與玩家行為 (Free-to-Play vs Paid)	13
2.4 單人/多人遊戲對玩家行為之影響	15
2.5 遊戲開發地區差異 (Regional Differences)	17
2.6 評價、聲量、更新頻率對玩家行為影響	19
2.7 文獻整合與研究缺口 (Summary & Research Gap)	21
Chapter 3 研究方法 (Methodology)	23
3.1 研究流程 (Research Flow)	23
3.2 研究資料來源 (Data Sources)	25
3.2.1 Steam Store	
3.2.2 SteamCharts	
3.2.3 SteamDB	
3.2.4 SteamSpy	
3.3 研究期間與樣本描述	26
3.4 資料前處理 (Data Preprocessing)	27

3.5 變數操作化 (Operational Definitions)	35
3.6 統計方法 (Statistical Methods)	37
Chapter 4 資料描述 (Descriptive Statistics)	40
4.1 資料架構概述 (Dataset Overview)	40
4.2 黏著度三大指標統計描述 (Dependent Variables)	41
4.3 社群評價與聲量 (Reviews & Ratings)	45
4.4 更新頻率與 DLC 數量 (Update Frequency & DLC Count)	47
4.5 遊戲屬性分布 (Game Attributes Distribution)	51
4.6 小結 (Summary)	53
Chapter 5 資料分析結果 (Analysis Results)	54
5.1 付費 vs 免費遊戲 (Paid vs Free)	54
5.2 單人 vs 多人遊戲 (Single vs Multiplayer)	55
5.3 RPG / Action / Casual 類型比較	57
5.4 開發地區比較：(歐美 / 東亞 / 其他)	58
5.5 ANOVA 統整：顯著與不顯著	59
5.6 相關分析目的	59
5.7 主要變數與黏著度指標的相關係數	60
5.7.1 平均每天遊玩人數相關	
5.7.2 平均遊玩時數相關	
5.7.3 留存率相關	
5.8 相關分析小結	61
5.9 迴歸分析設計 (Regression Analysis Overview)	62
5.10 模型 A：玩家數迴歸模型 ($R^2 = 0.21$)	63
5.11 模型 B：遊玩時數迴歸模型 ($R^2 = 0.02$)	65
5.12 模型 C：留存率迴歸模型 ($R^2 = 0.002$)	66
5.13 本章總結	67
Chapter 6 討論 (Discussion)	69
6.1 玩家規模形成因素討論	69

6.2 玩家深度 (Engagement) 行為討論	72
6.3 玩家留存 (Retention) 行為討論	75
6.4 不顯著結果之研究意義	77
Chapter 7 結論、貢獻、限制與未來研究 (Conclusion)	78
7.1 研究結論 (Conclusions)	78
7.2 研究貢獻 (Contributions)	81
7.3 研究限制 (Limitations)	83
7.4 未來研究建議 (Future Research)	85
附錄 (Appendix)	86
參考文獻 (References)	86
附錄 A：JASP 原始統計輸出.....	88
附錄 B：資料欄位對應表.....	92
附錄 C：組員心得.....	95

Chapter 1 導論 (Introduction)

1.1 研究背景 (Background)

全球遊戲市場近年持續擴張，PC 平台依然佔有龐大玩家基數，其中以 Steam 為規模最大、資料透明度最高的數位遊戲平台。由於 Steam 公開遊戲評論、玩家人數、更新紀錄與遊玩時數等多項數據，使其成為研究玩家行為與遊戲營運策略的重要來源。

在 Steam 上，熱門遊戲通常呈現三種典型生命週期：快速成長、快速下滑與長期穩定。玩家是否願意持續回到遊戲，形成了「玩家黏著度 (Retention)」這一關鍵指標。黏著度不僅代表玩家回流程度，更反映遊戲內容、營運節奏與社群性之綜合結果。

然而，過去的研究多倚賴個案分析或少量樣本，缺乏大量、跨類別、跨模式與跨地區的完整量化比較。Steam 的多源資料 (Store、Steam Charts、SteamDB、SteamSpy) 提供了建立大規模資料集的可能，使得檢驗市場常見假設成為可能。

因此，本研究使用 345 款 Steam 熱門遊戲資料，透過統計分析比較不同遊戲屬性、評價、聲量與更新資訊，探討哪些因素與玩家黏著度真正相關，並釐清過去常被視為理所當然但未曾被驗證的市場觀念。

1.2 研究動機 (Motivation)

玩家社群中流傳許多對遊戲黏著度的直覺判斷，例如：

- 多人遊戲通常較具黏著度
- 免費遊戲容易吸引大量玩家
- RPG 玩家遊玩時數較長
- 東亞遊戲較耐玩
- 更新越頻繁，越能留住玩家

然而，這些觀念大多源自玩家經驗、平台觀察或個別案例，缺乏系統化的大型量化資料驗證。

基於此，本研究希望透過 Steam 上 345 款熱門遊戲的實證數據，釐清上述市場印象是否成立。更重要的是，Steam 平台擁有完整的玩家行為數據（玩家數、遊玩時數、留存率），能夠直接量化「玩家是否持續回流」。相比僅依靠評價或銷售等間接指標，Steam 的多源資料更能反映真實使用者行為，具有高度研究價值。

因此，本研究希望透過統計方法（ANOVA、相關分析、迴歸模型），判斷哪些變數真正影響黏著度，哪些實際上並無統計支持，以提供遊戲產業、研究者與開發者更客觀的分析依據。

1.3 研究問題 (Research Questions)

基於研究背景與動機，本研究提出以下四項研究問題：

RQ1：不同遊戲屬性（是否付費、是否多人、類型、開發地區）是否會造成黏著度差異？

RQ2：社群評價與聲量（評論數、好評率）是否與黏著度相關？

RQ3：更新次數與可下載內容（DLC）是否會影響玩家人數或行為？

RQ4：哪些變數能有效預測玩家數、遊玩時數與留存率？

這四項研究問題涵蓋遊戲屬性、社群指標與營運策略三個面向，並以玩家行為（玩家數、時數、留存率）為主要分析核心。

1.4 研究目的 (Objectives)

為回應上述研究問題，本研究設定以下研究目的：

1. 分析不同遊戲屬性在黏著度指標上的差異

包含付費 / 免費、單人 / 多人、三大類型與地區。

2. 探討社群評價、聲量、更新頻率與內容規模（DLC）是否與玩家黏著度相關

3. 建構三種玩家黏著度的迴歸模型

（玩家數、遊玩時數、留存率）

4. 提出基於數據的遊戲設計與營運建議

使開發者與營運團隊能以量化結果作為參考，而非依靠主觀經驗判斷。

1.5 研究重要性與研究貢獻 (Significance & Contributions)

本研究的重要性與貢獻如下：

(1) 建立多平台整合的 Steam 大型資料集

整合 Steam Store、Charts、DB、Spy 四大來源，涵蓋屬性、評價、玩家行為與更新紀錄，資料完整度高。

(2) 同時分析三種黏著度指標

包括：玩家數、遊玩時數、近月留存率。

相較於只使用下載量或評價等單一指標，本研究能更全面探討玩家行為。

(3) 驗證玩家市場中常見但未被證實的主觀假設

例如「多人比較黏著」、「更新越勤回流越高」等，都能透過統計方法驗證是否成立。

(4) 建構以外顯指標為基礎的黏著度模型

本研究分別以玩家數、遊玩時數與留存率為依變數，建構三個多元迴歸模型，說明外顯指標對不同黏著度面向的解釋力及其侷限，作為遊戲開發與營運決策的參考。

1.6 研究範圍與限制 (Scope & Limitations)

研究範圍

- 資料來源：Steam Store、Steam Charts、SteamDB、SteamSpy
- 資料期間：2025/05/01 - 2025/08/31
- 樣本數：345 款熱門遊戲
- 黏著度指標：
 - 平均每天玩家數
 - 平均每天遊玩時數
 - 近月平均留存率 (5→6→7→8)
- 遊戲屬性：付費 / 多人 / 類型 (RPG、Action、Casual) / 地區 (歐美、東亞、其他)
- 社群指標：評論數、好評率
- 內容與營運指標：DLC 數量、更新頻率 (30/90/120 天)

本研究中，以上變數皆作為自變數納入分析，並未另外設定控制變數。

研究限制

本研究仍存在以下限制：

- 1 資料期間僅 4 個月
難以觀察長期生命週期或季節性變化。
- 2 部分資料 (尤其遊玩時數) 來自 SteamSpy 的估計值，可能存在誤差
- 3 樣本偏向熱門遊戲，可能低估小型遊戲的行為模式
- 4 未納入遊戲內容面向 (如劇情長度、系統複雜度、裝備設計)

儘管如此，本研究仍能透過多源資料提供 Steam 遊戲黏著度的量化觀察，對產業與學術具有參考價值。

Chapter 2 文獻探討

2.1 玩家黏著度 (Player Retention / Engagement) 相關理論

玩家黏著度通常用來衡量玩家是否願意持續回到遊戲進行互動，是遊戲生命週期與市場表現的重要指標。相關研究指出，黏著度受到多種因素影響，包括遊玩時數、回流行為、社群互動結構與營運策略等（例如 Hamari & Keronen, 2017; Fields, 2014）。

（一）黏著度的定義

玩家黏著度一般可分為兩個核心面向：

- 玩家是否願意回流 (Retention)
- 玩家願意投入多少時間 (Engagement)

Retention 多著重於「玩家是否持續回到遊戲」，常透過一段期間內的留存率或活躍玩家數變化來衡量；Engagement 則關注玩家在遊戲中投入的時間與互動強度，例如平均遊玩時數、登入頻率等 (Wohn, 2011)。

Steam 平台因具有月度玩家數變化、遊玩時長等公開資料，使得黏著度得以量化並觀察時間序列變化，成為實證研究的重要資料來源。

（二）留存率 (Retention Rate) 在遊戲研究中的重要性

留存率常用於衡量玩家是否持續留在遊戲中，例如：

- D1 / D7 / D30 留存 (行動遊戲研究常用)
- 月度留存 (Steam 或主機平台較常用)

文獻普遍認為，留存率越高，代表遊戲更能保持玩家活躍度並延續生命週期 (GameAnalytics, 2019)。行動遊戲與線上遊戲研究中，留存率常被視為比下載量或銷售量更能反映長期表現的指標。

（三）文獻中的黏著度影響因素

既有研究中，常被討論的黏著因素包括：

- 互動機制與系統設計（例如任務設計、獎勵機制、難度曲線）
- 社群結構（合作、競技、公會、好友系統）（Williams, 2006）
- 獎勵進程設計與成就系統
- 活動更新頻率與營運活動（Fields, 2014）

多數研究皆指出，系統設計與社群結構會影響玩家是否持續回流，但不同平台與類型間的具體效果仍需透過實證數據檢驗。後續實證研究常以這些理論為基礎，設計黏著度指標與自變數。

2.2 遊戲類型與玩家行為（Game Genre & Player Behavior）

遊戲類型是玩家選擇與行為差異最常被討論的因素之一。不同類型的遊戲在敘事方式、更新模式、遊戲節奏與社群性等方面都具有差異，因此可能導致玩家投入時間、遊玩頻率與留存率的不同（Bauckhage, 2015；Hamari & Sjöblom, 2017）。

（一）RPG（角色扮演遊戲）

RPG 的常見特徵包括：

- 具連續性的故事情節
- 角色養成與裝備系統
- 長期目標與支線任務設計
- 較強的沉浸與代入感

文獻顯示，RPG 類遊戲的玩家通常會投入較多連續遊玩時數，原因在於故事推進與養成進度形成持續性的「目標導向」（Hamari & Keronen, 2017）。

但部分研究也指出，RPG 作品在「內容終點」達成（如通關、全破）後，若缺乏追加內容，其活躍玩家數與留存率可能隨時間下降。

（二）Action / Shooter（動作／射擊）

Action 與射擊遊戲的特徵包括：

- 即時戰鬥與高操作性
- 競技性與反應要求較高
- 遊戲節奏快、單局時間相對較短
- 多人對戰比例較高

研究指出，Action 類遊戲的留存與玩家行為高度仰賴多人連線與遊戲平衡性。一旦競技生態失衡、外掛問題嚴重或伺服器品質不佳，玩家流失可能加速（Adams, 2014）。

同時，競技遊戲的「技術成長曲線」與「排名制度」也會吸引一小部分核心玩家長期投入，形成高黏著度族群。

（三）Casual（休閒益智）

休閒遊戲具有以下特點：

- 玩法門檻低
- 單局時長短、可隨時中斷
- 主打放鬆與簡單操作
- 多依靠小型更新或活動維持活躍度

過去研究認為，休閒遊戲容易吸引大量短期玩家，但維持長期留存較具挑戰。相較於 RPG 或長期營運型作品，休閒遊戲在長期目標與進程設計上通常較為輕量，若缺乏持續內容，玩家較易流失（Juul, 2010）。

（四）類型對玩家黏著度的整體影響

綜合上述文獻，類型與三大黏著度指標的理論關係可整理如下（參考 Bauckhage, 2015；Hamari & Sjöblom, 2017；Juul, 2010）：

類型	平均玩家人數	平均時數	留存率
RPG	中	高	中或低
Action/Shooter	高	中	高（核心玩家）
Casual	高或中	低	低

表 2.1

表 2.1 為綜合理論預期之概念性整理，主要用來說明不同類型在「人數」、「投入時間」與「留存」上的可能差異，作為後續實證分析設計之參考架構。

2.3 商業模式與玩家行為（Free-to-Play vs Paid）

遊戲商業模式是造成玩家行為差異的重要因素之一。免費遊戲（Free-to-Play, F2P）與付費遊戲（Premium/Paid）的商業邏輯不同，在玩家留存率、評價與玩家行為模式上也呈現不同樣貌（Lewis, 2014）。

（一）免費遊戲（Free-to-Play）特性

F2P 遊戲的常見優勢與特徵：

- 進入門檻低、下載人數多
- 容易快速擴大玩家基數
- 以內購（微交易）或廣告作為主要營收來源

文獻指出，F2P 遊戲也存在以下風險（Lin & Sun, 2011）：

1. 評價較容易被拉低：玩家不需支付成本即可下載，若體驗不佳，便可能快速留下負評。
2. Pay-to-Win 爭議：若課金設計影響公平性，容易導致評價與留存下降。
3. 玩家流動性高：因為沒有購買成本，玩家較容易在短期內嘗試與離開。

（二）付費遊戲（Paid Game）特性

付費遊戲通常具有下列特徵：

- 玩家在購買後具有較高投入動機（沉沒成本）
- 遊戲內容較完整、製作預算較高
- 玩家族群相對穩定，評價較集中

部分研究指出，付費遊戲因具備明確內容與一次性購買模式，往往形成較穩定的中長期留存（Marchand & Hennig-Thurau, 2013）。

（三）商業模式與黏著度差異的研究發現

綜合相關研究，可概略整理如下（Lin & Sun, 2011；Marchand & Hennig-Thurau, 2013）：

商業模式	活躍玩家數	評價	留存率
免費 F2P	高	不穩定、波動較大	較低
付費 Paid	中或較低	較穩定、平均評價較高	中或較高

表 2.2

表 2.2 整理自前人研究對 F2P 與付費遊戲之一般觀察，用以說明商業模式可能造成的玩家行為差異，後續實證研究可據此檢驗其在 Steam 平台上的適用程度。

2.4 單人/多人遊戲 (Single-player vs Multiplayer) 對玩家行為的影響

遊戲的多人互動性常被視為影響玩家黏著度的重要因素。多人遊戲具備社會互動、合作與競爭等特性，其玩家行為模式往往與單人遊戲有顯著不同 (Williams, 2006)。

(一) 多人遊戲的特性與研究發現

文獻指出，多人遊戲的玩家常具有以下行為模式 (Yee, 2006)：

1. 投入時數較長：

玩家可能因社交動機、團隊任務或排名制度而持續參與。

2. 玩家社群影響留存率：

好友關係、戰隊、公會等社會結構常被視為推動留存的重要動力。

3. 遊戲生命週期較長：

多人遊戲的可重複性較高，透過賽季、活動或平衡性調整可延長壽命。

4. 內容與環境變動帶來回流壓力：

活動、賽季重置與段位系統會刺激玩家維持活躍。

但多人遊戲亦面臨風險，例如：外掛與作弊、伺服器品質、平衡性調整失當，都可能放大玩家不滿與評價波動。

(二) 單人遊戲的特性與研究發現

單人遊戲偏向敘事體驗與劇情推進，玩家行為在多數情況下較為線性，特點包括：

1. 遊玩時數呈現「前期集中」：

玩家多在通關期間投入較長時間，通關後活動可能明顯減少。

2. 評價較穩定，受社群與外部環境影響較小：

單人遊戲較少受到伺服器、外掛等問題影響。

3. 留存率取決於延伸內容設計：

若具多結局、New Game+、收集要素等，可能延長遊玩壽命（Consalvo, 2007）。

4. 生命週期受限於「一次性體驗」：

相較多人遊戲，單人遊戲較難依靠賽季或競技系統維持長期熱度。

（三）單人／多人差異總結

綜合文獻可整理如下（Williams, 2006；Yee, 2006；Consalvo, 2007）：

類型	活躍玩家數	遊玩時數	留存率	評價波動
單人	中至低	高（集中於前期）	中或偏低	較小
多人	高	中或偏高	高或低（兩極化）	較大

表 2.3

表 2.3 為綜合單人與多人遊戲文獻之概念性整理，顯示兩者在活躍玩家數、遊玩時數與留存率上的可能差異，作為後續研究設計假說的理論基礎。

2.5 遊戲開發地區差異 (Regional Differences in Game Development)

遊戲開發公司的地理分布會影響遊戲設計理念、文化風格與商業模式，因此不同地區的作品在玩家行為上可能呈現不同模式。

現有文獻常將遊戲開發地區分為：

- 歐美 (Western)
- 東亞 (East Asia，包括日本、韓國、中國、台灣等)
- 其他地區 (Others)

(一) 歐美遊戲研究特徵

歐美遊戲常見特徵包括：

- 偏向寫實風格或開放世界設計
- 強調高自由度與玩家選擇
- 部分作品依靠 Mod 生態延長壽命 (例如 Bethesda 系列)

相關研究指出，歐美遊戲的玩家黏著度常受：

- 敘事品質
- 開放世界內容密度
- Mod 與社群創作
- 品牌與系列作口碑

等因素影響 (O' Donnell, 2014)。

(二) 東亞遊戲研究特徵

東亞遊戲 (尤其日本與韓國) 常見特徵包括：

- 精緻美術與角色設計
- 長期養成與裝備強化系統

- 高頻率活動與每日任務
- 線性或階段性的進程設計

研究指出，東亞遊戲因養成系統與活動設計，使玩家平均遊玩時數可能較高；同時，也可能伴隨較強烈的課金壓力與活動參與要求（Park & Lee, 2011）。

（三）其他地區（Others）

其他地區（如東歐、東南亞、拉丁美洲等）的遊戲多屬小型團隊或獨立遊戲，常以：

- 價格優勢
- 風格化或創意玩法
- 特定小眾族群為主要目標

其玩家人數、評價與留存率差異較大，與開發規模、發行資源與市場定位密切相關。

（四）地區差異總結

綜合相關研究（O’ Donnell, 2014；Park & Lee, 2011），可整理如下：

地區	玩家人數	遊玩時數	留存率	評價特性
歐美	高或中	中	較高	評價穩定，易受內容品質影響
東亞	中或高	較高	中	受活動設計與課金機制影響較大
其他	不穩定	低或中	不一定	差異大，與作品完成度高度相關

表 2.4

表 2.4 為基於區域性遊戲研究之整理，用於說明不同開發地區可能呈現的玩家行為差異，作為後續實證檢驗的理論背景。

2.6 評價、聲量、更新頻率對玩家行為的影響

除了遊戲屬性與地區之外，遊戲的外部指標也是玩家黏著度的重要面向，包括評論數、好評率、直播熱度、更新頻率與 DLC 數量等。

（一）評論總數（Review Count）與玩家數

研究指出，評論數常被視為：

- 玩家活躍度的外部指標
- 市場討論度（buzz）的代表
- 遊戲熱度（popularity）的代理變數

評論數越多，通常意味著更多玩家曾接觸並願意表達意見，有助於提升遊戲在平台上的能見度與新玩家導入（Lin et al., 2021）。因此，評論數經常被用於解釋遊戲玩家數或銷售表現。

（二）好評率（Positive Rating）與玩家行為

好評率是 Steam 等平台上的重要可視指標，玩家常在購買前參考：

- 整體評價（好評如潮、極度好評、褒貶不一等）
- 好評與負評比例
- 評價內容中的關鍵字

文獻指出，好評率高的遊戲較易吸引新玩家，負評集中的作品則可能面臨信任問題（Mora-Cantallos & Sicilia, 2018）。

然而，評價反映的是「主觀感受」，與實際遊玩時數或回流行為之間的關聯並不必然，仍需透過實證數據檢驗。

（三）更新頻率（Update Frequency）

在長期營運遊戲中，更新頻率是 LiveOps（營運管理）的核心之一。

常見指標包括：

- 30 天內是否有更新

- 90 天內更新次數
- 120 天內更新次數

實務報告指出，適度且穩定的更新能帶來：

1. 回流玩家重新登入
2. 延長遊戲生命週期
3. 建立玩家對開發團隊的信任
4. 透過賽季與活動形成內容循環 (Fields, 2014; GameAnalytics, 2019)

部分研究亦指出，更新的「內容品質」與「方向」比單純次數更為關鍵，過度頻繁但缺乏實質內容的更新，對黏著度的影響可能有限 (Fields, 2014)

(四) DLC 數量 (可下載內容)

DLC (Downloadable Content, 可下載內容) 是現代遊戲常見的長期營運策略，包括：

- 劇情擴充包
- 新角色、新地圖、新模式
- 美術或外觀內容 (Cosmetic)

文獻認為，DLC 具有：

- 延長遊戲壽命
- 促使回流玩家回到遊戲
- 透過新內容創造再次討論度

但若 DLC 價格過高或內容被玩家認為不足，亦可能引發負評與反彈 (Sotamaa, 2010)。因此，DLC 數量與內容品質之間的平衡，是營運策略的重點。

2.7 文獻整合與研究缺口 (Summary & Research Gap)

透過以上文獻回顧，可以整理出遊戲研究中常見的幾項共識：

1. 多人遊戲通常具有較高活躍玩家數與較強的社群驅動。
2. 免費遊戲在活躍玩家上具優勢，但評價與留存較易波動。
3. 不同遊戲類型在玩家投入時間與行為模式上存在差異。
4. 開發地區與文化風格會影響遊戲設計與玩家行為。
5. 評論數與好評率常被視為遊戲能見度與信任度的重要指標。
6. 更新頻率與 DLC 被視為影響遊戲壽命與回流的重要營運手段。

然而，在現有研究中仍存在以下幾項明顯缺口：

缺口一：缺乏以 Steam 多源資料整合的大型量化研究

多數研究聚焦於：

- 單一遊戲或小樣本
- 特定平台（例如手機或主機）
- 問卷或訪談資料

較少同時整合 Steam Store、Charts、DB、Spy 等多種資料來源，建立跨類型、跨模式之大型資料集。

缺口二：缺乏將「遊戲屬性、評價、更新與內容」整合於同一分析架構的研究

過去研究往往聚焦於單一構面，例如：

- 只看商業模式 (F2P vs Paid)
- 只看評價與銷售
- 只看個別類型或特定地區

較少研究同時納入：

- 類型 (RPG / Action / Casual)
- 單人／多人
- 付費／免費
- 地區

- 評價與聲量（評論數、好評率）
- 更新頻率與 DLC

以系統性方式檢驗其與玩家黏著度之關聯。

缺口三：留存率相關研究相對不足

許多研究著重於：

- 下載量或購買數
- 評價星級或評論數

較少利用平台上「連續留存率」或「活躍玩家變化」來衡量長期黏著度。

因此，如何以實際玩家行為指標（如平均玩家數、平均時數、月度留存率）來建構黏著度模型，是值得進一步探討的方向。

缺口四：缺乏對玩家社群常見假設的實證檢驗

玩家社群中存在許多直覺假設，例如：

- 多人遊戲一定比較黏著？
- 免費遊戲比較容易爆紅但不耐玩？
- 東亞遊戲玩家時數一定較高？
- 更新越勤，玩家越不會流失？

這些觀點多源自經驗與觀察，較少有以大型樣本與統計方法進行驗證的研究。

因此，本研究結合 Steam 平台多源資料，針對上述常見假設進行系統化檢驗，以回應現有文獻在樣本規模與變數整合上的不足。

Chapter 3 研究方法 (Methodology)

3.1 研究流程 (Research Flow)

本研究整體流程分為五個主要階段，包括資料收集、資料前處理、變數操作化、統計分析與結果彙整。所有流程皆以 Steam 熱門遊戲資料為核心，並結合多個資料來源進行整合。

3.1.1 研究流程圖

步驟一：確定研究範圍與遊戲類型

- 聚焦於 Steam 平台的熱門遊戲。
- 限定資料期間為 2025 年 5 月至 2025 年 8 月。
- 建立研究對象：345 款熱門遊戲。

步驟二：資料收集 (Python 爬蟲)

- 從 Steam Store、Steam Charts、SteamDB、SteamSpy 抓取資料。
- 收集遊戲屬性、評價資料、玩家數據、更新資訊等。

步驟三：資料前處理

- 整理欄位格式、刪除缺失嚴重資料。
- 將類別變數轉換為虛擬變數 (Dummy Variables)。
- 將日期轉換為以 2025/08/31 為基準的時間差。

步驟四：變數操作化

- 定義依變數：平均玩家數、平均遊玩時數、近月留存率。
- 定義自變數三大構面：
 - 遊戲屬性：付費 / 免費、單人 / 多人、類型、地區。
 - 社群評價：評論數、好評率。
 - 內容與營運：DLC 數量、更新頻率 (30 / 90 / 120 天)。

步驟五：統計分析與結果整理

- 描述統計 (Descriptive Statistics)
- 群組比較 (Group Comparison)
- 單因子變異數分析 (One-way ANOVA)
- 相關分析 (Correlation Analysis)
- 多元線性迴歸分析 (Multiple Regression)

在此研究流程下，所有資料收集與分析皆遵循統一架構，確保分析結果具備一致性與可解釋性。

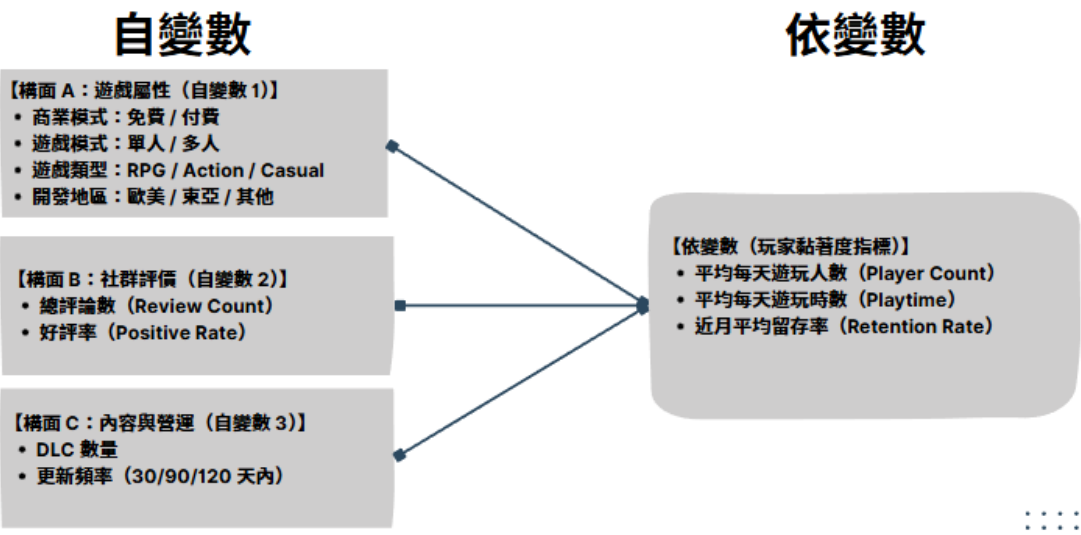


圖 3-1、研究架構圖

3.2 資料來源 (Data Sources)

本研究整合四個主要資料來源：Steam Store、Steam Charts、SteamDB 與 SteamSpy。這些平台皆基於 Steam 的公開數據，但各自提供不同面向的資訊，因此整合後能更全面地呈現遊戲表現。

3.2.1 Steam Store

Steam Store 為 Steam 官方遊戲商店網站，提供最全面的遊戲基本資訊。本研究透過爬蟲擷取下列資料：

- 遊戲名稱、AppID
- 遊戲標籤 (Tags) 與主要類型分類
- 是否為單人遊戲、多人遊戲
- 是否為免費遊戲
- 遊戲售價
- 評論相關資訊 (好評數、壞評數、好評率)

Steam Store 是本研究最主要的遊戲屬性與社群評價來源，也是後續虛擬變數建立與評價指標計算的重要基礎。

3.2.2 Steam Charts

Steam Charts 提供 Steam 遊戲的即時以及每日同時在線玩家數，是 Steam 玩家行為中最具代表性的公開資料之一。本研究爬取以下資料：

- 每日平均玩家人數 (Average Players)
- 每日峰值玩家人數 (Peak Players)
- 各月平均玩家數 (Monthly Average Players)

這些資料可用於計算平均玩家數與留存率，作為黏著度分析的重要依變數。

3.2.3 SteamDB

SteamDB 為第三方統計網站，整合 Steam 遊戲的版本更新與價格歷史資訊。本研究自 SteamDB 擷取：

- 近 30 / 90 / 120 天更新紀錄
- 更新次數 (Patch Count)
- 版本變動時間與說明

更新相關資料用於建立「更新頻率」變數，以量化營運活動的頻率。

3.2.4 SteamSpy

SteamSpy 基於 Steam 用戶公開資料進行估算，提供遊戲玩家數與遊玩時數等統計。本研究使用 SteamSpy 提供的：

- 平均遊玩時數（Average Playtime，單位：小時）

雖然 SteamSpy 的數據為估計值而非官方數字，但在大型樣本分析中仍可作為相對指標，用於衡量不同遊戲間的遊玩投入程度。

3.3 研究對象與樣本選取 (Samples)

3.3.1 研究數據

本研究聚焦於 Steam 平台上的熱門遊戲。透過 Steam Charts 與 Steam Store 的綜合指標，篩選在 2025/05 - 2025/08 期間維持一定玩家人數與討論度的作品，形成 345 款樣本。

3.3.2 樣本篩選條件

主要篩選條件如下：

1. 於觀察期間內（2025/05 - 2025/08）有玩家數據紀錄
2. 具備完整的評價資料與基本屬性（類型、是否免費、是否多人等）
3. 排除測試伺服器版本、Demo 與明顯資料錯誤的個案

經過上述篩選後，共取得 345 筆有效樣本，數量足以進行 ANOVA、相關與迴歸等統計分析。

3.3.3 樣本特色概述

本研究的 345 款樣本具有以下特色：

- 跨類型（多元）
 - RPG
 - Action / Shooter
 - Casual（益智／輕量遊戲）
- 跨模式
 - 單人（Single-player）

- 多人 (Multiplayer)
- 跨商業模式
 - 免費 (Free-to-Play)
 - 付費 (Buy-to-Play)
- 跨地區
 - 歐美 (歐洲與北美, Western)
 - 東亞 (East Asia)
 - 其他 (Others)
- 跨遊戲生命週期
 - 包含新上市遊戲、長期營運遊戲以及評價不一的作品，使樣本具有一定代表性。

3.4 資料前處理 (Data Preprocessing)

資料前處理是本研究能順利進行後續統計建模的關鍵步驟之一。本研究從四個平台抓取初始資料後，須進行格式清洗、欄位統一、異常值檢查、缺值處理、類別變數轉換等操作。本節將逐步說明完整流程。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	排名	遊戲名稱	AppID	Tags代碼	元時數(小時)	原價(USD)	總評論數	好評數	負評數	比(好評/負評)	是否免費	是否多人	1月平均	最高同時	(當月數)
2	1	Counter-S	730	2	521	0	8827333	7651574	1175759	6.51	1	1	914092	1594016	1
3	2	PUBG: B	578080	2	376	0	2560279	1522032	1038247	1.47	1	1	307550	786821	1.04
4	3	Dota 2	570	1	709	0	2503266	2040238	463028	4.41	1	1	446491	719825	0.98
5	4	Apex Leg	1172470	2	154	0	995804	668635	327169	2.04	1	1	69580.2	153693	1.07
6	8	Wallpaper	431960	2	72	4.99	895680	878075	17605	49.88	0	0	85101.6	143689	0.93
7	9	Rust	252490	2	343	39.99	1229580	1072595	156985	6.83	0	1	124496	259646	0.9
8	10	Tom Clan	359550	2	248	0	1402858	1174985	227873	5.16	1	1	56015.7	95600	0.85
9	11	Banana	2923300	3	261	0	89788	73941	15847	4.67	1	0	99397.5	195279	1.05
10	12	NARAK	1203220	2	120	0	284497	210728	73769	2.86	1	1	85473.2	239741	1.22
11	13	Grand Th	271590	2	230	0	1992941	1740456	252485	6.89	1	1	129120	211328	0.95
12	14	War Thur	236390	2	147	0	628013	459206	168807	2.72	1	1	62799.7	105873	1
13	15	Stardew V	413150	1	75	14.99	887617	873785	13832	63.17	0	1	72808	129558	0.91
14	16	Football M	2252570	3	397	59.99	23313	21171	2142	9.88	0	1	49812.5	80385	0.9
15	20	ARK: Sur	346110	2	187	14.99	731511	613363	118148	5.19	0	1	26843.7	43631	0.92
16	22	EA SPOF	2669320	3	123	69.99	75674	37701	37973	0.99	0	1	53170.4	108534	0.84
17	23	Crosshair	1366800	2	611	8.99	31784	29681	2103	14.11	0	1	49010	76311	1.04
18	25	Hearts of	394360	3	309	49.99	328371	298531	29840	10	0	1	39857	67923	0.99
19	27	Dead by l	381210	2	184	19.99	798035	630947	167088	3.78	0	1	30521.9	44111	1.03
20	28	Warframe	230410	1	177	0	620751	542736	78015	6.96	1	1	53438.6	74296	1.05
21	29	Team For	440	2	167	0	1162401	1045373	117028	8.93	1	1	47976.5	80723	1.43

圖 3-2、爬取初始資料

3.4.1 多平台資料合併與欄位整理

來自四個平台的資料具有下列特性：

- Steam Store：提供屬性、評論、售價、是否免費／付費等資訊。
- Steam Charts：提供玩家人數與月平均玩家數。
- SteamDB：提供更新時間與更新次數。

- SteamSpy：提供平均遊玩時數估計。

整合步驟：

1. 以 AppID 為主鍵進行合併。
2. 確認欄位命名一致（例如玩家數欄位格式）。
3. 移除重複或無效紀錄。

3.4.2 異常值與缺值處理

- 若遊戲缺少關鍵欄位（如玩家數、評價或類型），則排除該樣本。
- 對於極端值（例如明顯錯誤的時數或玩家數），採個案檢視方式，確認是否為資料問題，如確定異常則剔除。

3.4.3 更新頻率區間定義

為了分析更新頻率，本研究以 2025/08/31 為基準，定義三個觀察區間：

- 最近 30 天 → 2025/08/02 - 2025/08/31
- 最近 90 天 → 2025/06/01 - 2025/08/31
- 最近 120 天 → 2025/05/01 - 2025/08/31

在各區間內計算每款遊戲的更新次數，作為後續分析中的「更新頻率」指標之一。

3.4.4 留存率計算 (Retention Calculation)

本研究採用 Steam Charts 提供的每月平均玩家數，計算連續三段月度留存率：

- Retention 1：6 月玩家數 ÷ 5 月玩家數
- Retention 2：7 月玩家數 ÷ 6 月玩家數
- Retention 3：8 月玩家數 ÷ 7 月玩家數

將上述三個比值取平均，作為「綜合留存率」指標。

此作法可平滑單月促銷、更新或短期事件所造成的波動，更貼近中短期黏著度。

3.4.5 類別變數轉換為虛擬變數 (Dummy Variables)

因統計分析 (ANOVA／迴歸) 需要數值型資料，本研究將類別變數轉換為虛擬變數，包括：

- 付費 (1)／免費 (0)
- 單人 (1)／多人 (0)
- 類型 (RPG / Action / Casual) → 以其中一類作為基準組
- 地區 (歐美 / 東亞 / 其他) → 以其中一區為基準組

虛擬變數可用於迴歸模型中，評估各類別與基準組之差異。

RPG(D)	ACTION(D)	休閒(D)	免費遊戲	付費遊戲	單人遊戲	多人遊戲	歐美(D)	東亞(D)	其他(D)
0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	0	1	0	1	1	0	0
0	1	0	1	0	0	1	1	0	0
0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	0	1	0	1	1	0	0
0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	1	0	0	1	1	0	0
0	1	0	0	1	0	1	0	1	0
0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	0	1	1	0	0	0	1
0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
0	1	0	0	1	1	0	1	0	0
0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
0	1	0	0	1	0	1	0	1	0
1	0	0	1	0	0	1	1	0	0
0	0	1	0	1	0	1	0	1	0

圖 3-3、虛擬變數設定

本研究為進行 ANOVA 與迴歸分析，需將類別變數轉換為虛擬變數 (Dummy Variables)。本研究使用以下設定方式：

(一) 商業模式 (1 = 付費遊戲, 0 = 免費遊戲)

為避免語意混淆，本研究將「付費遊戲 (Paid)」設定為 1，「免費遊戲 (Free)」設定為 0。

變數名稱	定義
Paid	1 = 付費遊戲、0 = 免費遊戲

表 3.1

(二) 遊戲模式 (1 = 多人遊戲, 0 = 單人遊戲)

多人遊戲包含 PvP、Co-op 等具備多人連線內容之作品；僅支援 Single-player 者視為單人遊戲。

變數名稱	定義
Multiplayer	1 = 多人遊戲、0 = 單人遊戲

表 3.2

多人遊戲包含 PvP、Co-op，單人遊戲僅支援 Single-player。

（三）遊戲類型（RPG / Action / Casual）

採互斥分類，需建立兩組 dummy，Casual 作為基準組（baseline）以避免多重共線性（Dummy Variable Trap）。

類型	RPG	Action
RPG	1	0
Action	0	1
Casual（基準）	0	0

表 3.3

Casual 為 baseline，可避免多重共線性。

（四）開發地區（Western / EastAsia / Others）

同樣採兩個 dummy：

類型	Western	EastAsia
歐美	1	0
東亞	0	1
其他（基準）	0	0

表 3.4

此設定能有效避免共線性問題，使模型在解釋各地區差異時更具一致性。

3.4.6 異常值檢查與處理（Outlier Detection & Filtering）

本研究使用箱型圖（Boxplot）、Z-score 與人工檢視等方式檢查玩家數、遊玩時數、留存率、評論數等欄位的極端值。

異常值在 Steam 資料中可能來自以下兩種類型：

（一）資料錯誤類異常值（需刪除）

此類異常值不屬於真實市場現象，通常來自資料源問題、API 回傳錯誤或 SteamSpy 估算不完整。

例如：

1. 玩家數或評論數為負值（API 解析錯誤）

2. 留存率 = 「本月平均玩家數」 ÷ 「上月平均玩家數」，因此

留存率 = 0 或留存率 > 5（多因 SteamCharts 分月資料缺漏導致）

這個值本來就應該落在合理範圍，例如：

- 0.5（流失一半）
- 1.2（成長 20%）
- 2.0（玩家翻倍）

但在 SteamCharts 的實務資料中，部分遊戲出現 0 或極高值 (>5)，常見原因如下：

① 月份分割造成的資料缺漏（最常見原因）

SteamCharts 某些月份：

1. 該遊戲完全沒有紀錄
2. 該月資料只有「1 天」
3. 某些國家區域被影響導致統計失準
4. 因月初 / 月尾資料缺漏導致計算比例異常

例如：

- 6 月玩家數：0
- 7 月玩家數：5,000

→ 留存 = $5,000 / 0 = \text{無限大} (>5)$ → 必然不合理。

或反之：

- 5 月有紀錄

- 6 月沒有紀錄 (SteamCharts 留空)

→ 留存 = 0 → 不合邏輯

這種情況與遊戲真實表現無關，是 SteamCharts 生態常見的技術問題。

② 新上市遊戲造成不連續跳動

若一款遊戲剛上市 (例如 6/28 上市)：

- 5 月：不存在 → SteamCharts 顯示 0
- 6 月：正式上市 → 玩家突然大量湧入

→ 留存率會呈現 不合理的極大值

這是「上市前後資料不連續」造成的統計錯誤。

③ 月底促銷 / 大更新造成異常跳動 (但不是「>5」這種極端)

Steam 大促 (月中或月末) 造成某月數據偏高，而另一月偏低，

但一般不會造成超出 5 倍以上的留存率

→ 所以留存 >5 幾乎都可以斷定為「資料缺漏」而不是市場現象。

3. 平均遊戲時數 > 10,000 小時 (SteamSpy 估算錯誤)

(SteamSpy 推估值的特性與限制)

SteamSpy 的平均遊玩時數是基於：

- 玩家公開資料
- 樣本推估
- 隨機抽樣 (非完整數據)

並非 Steam 官方提供的原始時數資料。

因此會遇到少數遊戲出現極端錯誤值，其原因包括：

① SteamSpy 樣本落差 (非完整母體)

SteamSpy 的數據是抽樣估算，一旦：

- 抽樣池太小
- 大部分玩家不公開資料
- 個別玩家時數極高

就會導致平均數被放大。

例如：

若只有 20 位 Steam 玩家公開時數，其中 1 位有 9,000 小時
→ SteamSpy 平均玩家時數會被嚴重拉高。

② 低玩家數小型遊戲最容易發生

玩家數越少，SteamSpy 的可信度就越低：

- 遊戲玩家很少
- SteamSpy Random Sampling 樣本小
- 只抓到高時數玩家

→ 平均時數會破萬小時，但這並不能代表真實市場狀況。

③ 玩家時數有「掛機、AFK、農場」等不正常分佈情況

尤其在某些：

- 模擬遊戲
- 農場類遊戲
- IDLE 放置類遊戲

玩家經常 掛機數百、上千小時，造成 SteamSpy 推估出奇怪結果。

但即使如此，一般遊戲很難真正達到「平均 10,000 小時」

→ 所以此類值會被視為「估算失準」並需移除。

4. 更新紀錄日期錯誤（遠在資料區間以外）

這些值不具備市場意義，會對統計模型造成不合理偏影響，因此本研究將其移除。

（二）市場極端值（保留）

另有一部分極端值並非資料錯誤，而是 Steam 市場自然分布的結果，例如：

- F2P 遊戲（如 CS2、Apex）在玩家數與評論數上呈現高度右偏
- RPG 類遊戲在平均遊玩時數上呈現長尾分布
- 小型獨立遊戲在留存率上波動較大

這些極端值具有市場意義，不應視為統計噪音，因此予以保留。

保留原因：

1. 大型熱門遊戲本身即為市場的重要樣本
2. Steam 生態常呈現不對稱分布，極端值屬正常現象
3. 刪除極端值會使樣本偏向中型或小型遊戲，降低外部效度
4. 相關分析與迴歸模型能容忍右偏資料，無需強制 winsorize

因此，本研究採「刪除錯誤值，保留真實市場極端值」的原則。

（三）最終異常值處理策略（總結）

本研究的異常值處理方式如下：

類型	定義	處理方式
資料錯誤異常值	API 回傳錯誤、不合理數值、資料缺漏造成的異常	刪除
市場真實極端值	F2P 遊戲高評論、RPG 長時數、小型遊戲留存波動等自然現象	保留

此策略兼顧資料正確性與市場代表性，使後續分析能如實反映 Steam 遊戲生態，而不因過度清理造成偏差。

3.5 變數操作化 (Operational Definitions)

變數操作化的目的，是將蒐集到的資料轉換成可量化分析的研究變項。本研究的變數分為：

- 依變數 (Dependent Variables)
- 自變數 (Independent Variables；分為三大構面)

3.5.1 依變數 (Dependent Variables)

本研究以三種玩家行為指標衡量黏著度：

(一) 平均每天遊玩人數 (Average Players)

以 2025/05 - 2025/08 四個月份的月平均玩家數為基礎，計算其整體平均值，作為觀察期間的平均每日玩家數指標。

(二) 平均遊玩時數 (Average Playtime)

來自 SteamSpy 的平均遊玩時數估計 (單位：小時)，作為玩家投入時間與遊戲參與深度的量化指標。

(三) 綜合留存率 (Average Retention Rate)

以上述 Retention 1 - 3 的平均值作為綜合留存指標。留存率越高，代表玩家較傾向持續回到遊戲，具備較強的中短期黏著度。

3.5.2 自變數構面 (Independent Variables)

本研究依研究問題與文獻回顧，將自變數分為三個構面。

(一) 構面 A：遊戲屬性 (Game Attributes)

- 商業模式 (Business Model)
 - 免費 (Free-to-Play)
 - 付費 (Buy-to-Play)
- 遊戲模式 (Game Mode)
 - 單人 (Single-player)
 - 多人 (Multiplayer)
- 遊戲類型 (Game Genre)
 - RPG

- Action / Shooter
- Casual
- 開發地區 (Region)
 - 歐美 (Western)
 - 東亞 (East Asia)
 - 其他 (Others)

上述屬性透過虛擬變數表達，在 ANOVA 與迴歸中作為解釋變項。

(二) 構面 B：社群評價 (Community Evaluation)

- 總評論數 (Review Count)

反映遊戲在 Steam 上的聲量與參與程度。
- 好評率 (Positive Rate)

以好評數 / 總評論數計算，作為玩家整體滿意度的量化指標。

(三) 構面 C：內容與營運 (Content & Operations)

- DLC 數量 (DLC Count)

遊戲在 Steam 上登錄的可下載內容數量，反映可擴充內容的規模。
- 更新頻率 (Update Frequency)
 - 近 30 天更新次數
 - 近 90 天更新次數
 - 近 120 天更新次數

更新頻率用以量化開發團隊在觀察期間的營運與維護活動。

3.6 統計方法 (Statistical Methods)

本研究採用四大統計方法，整體架構如下：

3.6.1 描述統計分析 (Descriptive Statistics)

目的：

- 描述整體資料分布
- 理解不同變數的基本特徵
- 作為後續 ANOVA 與迴歸分析的基礎

將呈現：

- 平均值、標準差、中位數、最大／最小值
- 類別變數分布（付費／免費、單人／多人、類型、地區）

3.6.2 群組比較 (Group Comparison)

用於比較不同類別之間的平均差異，例如：

- 付費 vs 免費
- 單人 vs 多人
- RPG / Action / Casual
- 不同地區遊戲間的玩家數、時數、留存率比較

群組比較可作為正式 ANOVA 前的初步觀察工具，用來了解不同類別間是否存在明顯平均值差異。

3.6.3 單因子變異數分析 (One-way ANOVA)

用途：檢驗不同遊戲屬性在黏著度指標上是否存在統計顯著差異。

本研究以以下組合進行 ANOVA 檢定：

- 商業模式（免費／付費）對三項黏著度指標（玩家數、遊玩時數、留存率）之差異

- 遊戲模式（單人／多人）對三項黏著度指標之差異
- 類型（RPG / Action / Casual）對三項黏著度指標之差異
- 地區（歐美／東亞／其他）對三項黏著度指標之差異

ANOVA 判讀標準：

- 若 $p\text{-value} < 0.05 \rightarrow$ 差異達統計顯著
- 若 $p\text{-value} \geq 0.05 \rightarrow$ 差異不顯著

3.6.4 相關分析 (Correlation Analysis)

目的：

- 檢驗連續變數間的線性關係
- 作為迴歸模型建構前的前置檢查

本研究主要關注以下變數之間的相關性（以皮爾森相關係數為主）：

- 評論數與玩家數
- 好評率與玩家行為指標
- 更新頻率與玩家數、遊玩時數、留存率
- DLC 數量與玩家行為指標

相關分析可協助了解各變數間的線性關係方向與強度，並作為後續迴歸分析解讀的重要參考。

3.6.5 多元線性迴歸分析 (Multiple Regression)

本研究建立三個多元線性迴歸模型：

- 模型 A：以平均玩家人數為依變數
- 模型 B：以平均遊玩時數為依變數
- 模型 C：以留存率為依變數

用途：

- 檢驗哪些自變數能顯著解釋黏著度指標的差異

- 比較不同屬性、自變數在模型中的相對影響力（標準化迴歸係數 β ）
- 評估模型整體解釋力（ R^2 ）

同時進行：

- 多重共線性檢查（Variance Inflation Factor, VIF）
- 殘差分析與線性回歸假設檢驗

透過三個模型，本研究可從玩家數、遊玩時數與留存率三個面向，分別觀察自變數組合對黏著度的影響情形。

Chapter 4 資料描述 (Descriptive Statistics)

本章旨在對研究所蒐集之 345 筆 Steam 熱門遊戲資料進行整體描述，依據資料內容進行欄位概述、類別分布統計與主要變數的描述統計，作為後續推論分析（ANOVA、相關分析、迴歸）的基礎。

4.1 資料架構概述 (Dataset Overview)

本研究之資料集源自 2025/05/01 至 2025/08/31 的 Steam 熱門遊戲，共計 345 筆有效樣本。

每筆樣本代表一款遊戲，並整合自四個主要來源：

- Steam Store：遊戲基本資訊、類型標籤、評價數與好評率、售價等
- Steam Charts：每月平均玩家數與高峰同時在線人數
- SteamDB：更新日期、30/90/120 天內更新次數、DLC 數量
- SteamSpy：平均遊玩時數、擁有者估計人數等

資料中包含：

- 遊戲屬性（類型、模式、免費 / 付費）
- 玩家行為指標（平均每天遊玩人數、平均每天遊玩時數、近月平均留存率）
- 評價與聲量（總評論數、好評數、負評數、好評百分率）
- 營運特徵（更新頻率、DLC 數量、釋出天數等）
- 公司地區（歐美 / 東亞 / 其他）

整體而言，資料集同時涵蓋玩家端行為、社群回饋與營運面指標，足以支撐後續多元統計分析。本章先就各變數的分布情形進行整理與說明，作為後續推論的基礎。

4.2 黏著度三大指標 (Dependent Variables)

統計描述

本研究使用三項指標衡量玩家黏著度：

1. 平均每天遊玩人數
2. 平均每天遊玩時數
3. 近月平均留存率

以下分別呈現其敘述統計結果，說明整體樣本在玩家規模、時間投入與短期留存方面的分布特徵。

4.2.1 平均每天遊玩人數 (Average Daily Players)

變數：平均每天遊玩人數 (5~8 月平均)

平均每天遊玩人數呈現明顯右偏分布，多數遊戲玩家數集中在幾千人區間，少數大型作品則接近 2 萬人以上。其敘述統計如表 4.1 所示。

表 4.1 平均每天遊玩人數的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	4,838.461 人
中位數	3,163.707 人
第 25 百分位 (P25)	1,914.977 人
第 75 百分位 (P75)	5,749.613 人
最小值	149.357 人
最大值	27,520.360 人
標準差	4,485.117
偏度	2.007
峰度	4.475

多數遊戲的平均每天玩家數落在約 2,000~6,000 人之間，第 25 與第 75 百分位數 (約 1,915 與 5,750 人) 也顯示樣本中間區間的玩家量相對集中。平均值 (約 4,838 人) 高於中位數 (約 3,164 人)，搭配偏度約 2.0，可確認整

體分布向右偏移，代表少數玩家數極高的遊戲將平均值往上拉升。最大值約為 27,520 人，與最小值約 149 人相比，顯示熱門榜中同時存在中小型與極大型玩家社群的作品。

本小節僅說明玩家數的分布型態，顯示資料具有長尾特徵，並不代表玩家數高低與其他變數之間已存在因果關係；後續將透過 ANOVA 與迴歸模型進一步檢驗。

4.2.2 平均遊玩時數 (Average Playtime)

變數：平均遊玩時數（來自 SteamSpy 估計）

平均每天遊玩時數的分布具有明顯長尾特性，部分遊戲出現極高的平均投入時數。敘述統計如表 4.2 所示。

表 4.2 平均每天遊玩時數的敘述統計

指標	數值
樣本數 (N)	339
平均數	2.508 小時
中位數	1.530 小時
第 25 百分位 (P25)	0.885 小時
第 75 百分位 (P75)	2.550 小時
最小值	0.030 小時
最大值	70.600 小時
標準差	4.592
偏度	10.536
峰度	146.234

多數遊戲的平均每天遊玩時數落在約 1~3 小時之間，從 P25（約 0.89 小時）與 P75（約 2.55 小時）可看出中位數附近的分布相對集中。然而，偏度約 10.5、峰度超過 100，顯示分布存在極長尾現象：雖然大多數遊戲的平均時數偏低，但有少數遊戲的平均每日遊玩時數可達數十小時，導致整體分布出現明顯偏斜。

極端值（70.6 小時）顯示樣本中存在少數平均遊玩時數極高的遊戲，導致整體分布呈現明顯長尾。本研究在此階段僅記錄此分布現象，並不針對其成因做進一步推論。

4.2.3 近月平均留存率 (Average Recent Retention)

變數：近月平均留存率（以 5→6→7→8 月連續變化計算）

近月平均留存率反映玩家數在觀察期間的變動比例。敘述統計如表 4.3 所示。

表 4.3 近月平均留存率的敘述統計

指標	數值
樣本數 (N)	343
平均數	1.12
中位數	1.02
第 25 百分位 (P25)	0.98
第 75 百分位 (P75)	1.08
最小值	0.70
最大值	4.07

大多數遊戲的留存率介於約 0.98~1.08 之間，顯示多數樣本在觀察期間的玩家規模變化不大，玩家數大致維持穩定或略有成長。平均值約 1.12 略高於中位數 1.02，顯示仍有部分遊戲在短期內有較明顯的玩家數上升，使平均值稍微往上拉升。

最小值約 0.70 表示有少數遊戲玩家數在觀察期內顯著下降，而最大值約 4.07 則代表部分遊戲在短期內玩家數增加數倍。這些極端個案說明樣本中同時存在相對成熟穩定的作品與短期成長快速的作品。本研究在本章僅呈現分布狀況，未對留存率高低與其成因做出推論。

4.3 社群評價與聲量 (Reviews & Ratings)

本研究將評論數視為遊戲社群聲量的代理變數，並以好評百分率衡量整體評價狀況。兩者分別反映「有多少人願意發聲」與「整體評價傾向為何」，在後續分析中將與玩家黏著度指標進行關聯檢驗。

4.3.1 總評論數 (Total Review Count)

評論數呈高度右偏分布，少數長壽或高度熱門的遊戲累積了非常高的評論量。其敘述統計如表 4.4 所示。

表 4.4 總評論數的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	102,147.664 則
中位數	61,288.000 則
第 25 百分位 (P25)	21,767.000 則
第 75 百分位 (P75)	130,335.000 則
最小值	208.000 則
最大值	785,147.000 則
標準差	123,041.188
偏度	2.264
峰度	6.283

平均值約 10 萬則，高於中位數約 6.1 萬則，搭配偏度約 2.26，顯示評論數分布向右偏移，為高度不對稱分布。第 25 與 75 百分位約落在 2.2 萬與 13 萬之間，說明大部分遊戲的評論數集中在數萬到十餘萬的區間，但仍有少數遊戲累積超過 70 萬則評論。

這種結構符合平台的「頭部－長尾」特性：少數作品具備非常高的能見度與討論度，多數作品則處於中等或中低聲量區間。本研究在本章僅記錄分布狀況，不對評論數與玩家黏著度之間的關係做提前推論，相關檢驗將於後續章節呈現。

4.3.2 好評百分率 (Positive Rating)

好評百分率整體偏高，反映進入熱門榜的遊戲多已通過市場篩選。敘述統計如表 4.5 所示。

表 4.5 好評百分率的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	84.681 %
中位數	88.700 %
第 25 百分位 (P25)	79.500 %
第 75 百分位 (P75)	94.200 %
最小值	27.900 %
最大值	98.700 %
標準差	12.528
偏度	-1.505
峰度	2.408

整體而言，好評率的分布偏向高分端，P25 約為 79.5%，P75 約為 94.2%，顯示有 50% 的遊戲好評率介於約 80% 至 94% 之間。偏度為負值（約 -1.51），代表資料略向高好評端集中，低評價遊戲屬少數。

最小值約 27.9%，顯示仍有個別評價較差的遊戲進入熱門樣本；最大值則接近 99%，反映某些作品獲得極高的一致好評。本章在此僅呈現評價的分布輪廓，並未直接假定好評率與玩家數或留存之間存在因果關係，相關關係將於相關分析與迴歸模型中檢驗。

4.4 更新頻率與 DLC 數量 (Update Frequency & DLC Count)

為反映遊戲營運狀態，本研究記錄 30 天、90 天、120 天三個觀察窗口內的更新次數，以及 DLC 數量。這些指標可作為遊戲是否持續維護、內容是否持續擴充的外顯量化資訊。

表 4.6 30 天內更新次數的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	3.052
中位數	1.000
第 25 百分位 (P25)	0.000
第 75 百分位 (P75)	4.000
最小值	0.000
最大值	45.000
標準差	4.959
偏度	3.601
峰度	19.601

從 $P25 = 0$ 與 $P75 = 4$ 可見，約有四分之一的遊戲在過去 30 天內沒有更新，另一部分則有 1~4 次不等的更新。偏度約 3.60、峰度約 19.6 顯示分布高度右偏，少數遊戲在短期內有極高的更新頻率（最高可達 45 次），使分布尾端拉長。

4.4.2 90 天內更新次數

表 4.7 90 天內更新次數的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	9.162
中位數	4.000
第 25 百分位 (P25)	1.000
第 75 百分位 (P75)	12.000
最小值	0.000
最大值	100.000
標準差	13.577
偏度	3.271
峰度	14.919

在 90 天視角下，約有四分之一的遊戲更新次數不超過 1 次，而四分之三分位數約 12 次，表示部分遊戲在三個月內維持每週甚至更頻繁的更新節奏。偏度與峰度同樣偏高，顯示只有少數作品具備非常高的更新次數，大部分遊戲的更新頻率則相對較低。

4.4.3 120 天內更新次數

表 4.8 120 天內更新次數的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	12.414
中位數	6.000
第 25 百分位 (P25)	2.000
第 75 百分位 (P75)	17.000
最小值	0.000
最大值	100.000
標準差	17.046
偏度	2.733
峰度	9.465

在 120 天觀察期間，多數遊戲的更新次數落在約 2~17 次區間，而也有部分作品在四個月內累積 50 次以上更新，最高可達 100 次。整體而言，隨著觀察期間拉長，平均與中位數皆上升，但分布仍維持右偏且長尾的特性，反映不同遊戲在維運頻率上的策略差異。

本研究在本章僅呈現更新頻率的分布情形，未預設「更新越頻繁一定具有正向效果」等結論，相關影響需透過後續統計檢驗加以驗證。

4.4.4 DLC 數量 (DLC Count)

表 4.9 DLC 數量的敘述統計 (N = 345)

指標	數值
樣本數 (N)	345
平均數	7.606
中位數	2.000
第 25 百分位 (P25)	0.000
第 75 百分位 (P75)	7.000
最小值	0.000
最大值	252.000
標準差	20.278
偏度	8.091
峰度	84.566

多數遊戲的 DLC 數量集中在 0~7 個之間，中位數為 2，代表有一半的遊戲僅提供少量或沒有擴充內容。然而，最大值高達 252 個，偏度與峰度極高，顯示少數遊戲透過大量 DLC 持續推出新內容，形成明顯的長尾結構。

這樣的分布顯示樣本中同時包含未推出 DLC 的作品，以及擁有大量擴充內容的作品。本研究在本章僅呈現數量上的差異，相關效果仍需透過後續分析佐證。

4.5 遊戲屬性分布 (Game Attributes Distribution)

本研究樣本的遊戲屬性包含商業模式、遊戲模式、遊戲類型與開發地區等，以下呈現其分類分布，作為後續群組比較與 ANOVA 分析的基礎。

4.5.1 商業模式：付費 vs 免費

表 4.10 商業模式分布

類別	數量 (N)	百分比 (%)
付費遊戲	259	75.1%
免費遊戲	86	24.9%
合計	345	100%

樣本中約四分之三為付費遊戲，約四分之一為免費遊戲，與 Steam 熱門榜以大型付費作品搭配少數大型 F2P 長線作品的結構大致相符。此分布提供足夠樣本數進行免費與付費遊戲的比較分析。

4.5.2 遊戲模式：單人 vs 多人

表 4.11 遊戲模式分布

類別	數量 (N)	百分比 (%)
多人遊戲	245	71.0%
單人遊戲	100	29.0%
合計	345	100%

約七成為多人遊戲，三成為單人遊戲，顯示線上連線與社群互動在熱門遊戲中佔有重要地位。此結構也意味著在後續分析中，多人遊戲相關樣本相對較多，單人遊戲則樣本較少但仍具統計分析的基本規模。

4.5.3 遊戲類型：RPG / Action / Casual

表 4.12 遊戲類型分布（三大主類）

類型	數量 (N)	百分比 (%)
RPG	79	22.9%
Action	184	53.3%
Casual	82	23.8%
合計	345	100%

Action 類型佔超過一半，RPG 與 Casual 則各約 23%，反映 Steam 熱門榜以動作、射擊、競技類作品為主。三種類型皆具有一定樣本數，適合用於比較不同類型在玩家行為與評價上的差異。

4.5.4 開發地區：歐美 / 東亞 / 其他

表 4.13 開發地區分布

地區	數量 (N)	百分比 (%)
歐美	234	67.8%
東亞	62	18.0%
其他地區	49	14.2%
合計	345	100%

約三分之二的熱門遊戲來自歐美地區，其次為東亞，其餘樣本來自其他地區或獨立團隊，顯示開發能量高度集中於少數主要區域。此分布為後續檢驗不同地區作品在黏著度與評價指標是否存在統計差異提供基礎。

4.6 小結 (Summary)

根據以上描述統計，可以歸納出幾點觀察：

1. 樣本結構以付費遊戲、多人成份、Action 類型與歐美開發為主，反映目前 Steam 熱門榜的主流樣態。
2. 玩家規模與評論數皆呈現明顯右偏分布，少數頭部遊戲佔據大量玩家與聲量，其餘遊戲多分布於中低區間。
3. 平均每天遊玩時數大多落在 1~3 小時，部分作品則出現極高投入時數，造成分布長尾現象。
4. 多數遊戲的近月留存率介於約 0.98~1.08，顯示在觀察期間市場整體相對穩定，但也存在玩家數明顯成長或衰退的個別案例。
5. 好評率整體偏高，顯示能進入熱門榜的作品大多已通過一定程度的市場篩選，僅少數評價較低的遊戲仍維持一定玩家基數。
6. 更新頻率與 DLC 數量在不同遊戲間差異極大，顯示營運策略並不一致，有遊戲採取高頻更新與大量擴充內容，也有遊戲採取低更新或無 DLC 的方式。

上述結果皆屬於描述層級，主要用於呈現資料的分布形態與結構特徵，並不代表變數間已存在顯著關係或因果解釋。實際差異與影響力將於後續變異數分析 (ANOVA)、相關分析與迴歸模型中進一步檢驗。

Chapter 5 群組比較、相關與迴歸分析

本章以「平均每天遊玩人數、平均每天遊玩時數、近月平均留存率」三項黏著度指標為依變數，分別檢驗下列四類遊戲屬性是否存在顯著差異，並進一步以相關分析與多元迴歸模型檢驗各變數對黏著度的影響。

自變數包含：

1. 付費 vs 免費遊戲 (Paid vs Free)
2. 單人 vs 多人遊戲 (Single vs Multiplayer)
3. 三大類型：RPG / Action / Casual
4. 開發地區：歐美 / 東亞 / 其他

統計方法包括：

- 單因子變異數分析 (One-way ANOVA, $\alpha = 0.05$)
- 皮爾森相關分析 (Pearson correlation)
- 多元線性迴歸模型 (Multiple Linear Regression)

分析時特別保留「不顯著」的結果，作為修正直覺假設與說明研究限制的重要依據。

5.1 付費遊戲 vs 免費遊戲 (Paid vs Free)

5.1.1 群組平均比較

以「付費遊戲 = 1、免費遊戲 = 0」進行分組，描述統計如下：

指標	免費遊戲 (N = 86)	付費遊戲 (N = 259)
平均每天遊玩人數	4,637 人	4,905 人
平均每天遊玩時數	3.22 小時	2.28 小時
近月平均留存率	1.11	1.12

從平均值來看，兩組在玩家數、遊玩時數與留存率上略有差異，但差距並不大。

5.1.2 ANOVA 結果與解讀

以「是否為付費遊戲」作為自變數，對三項依變數進行單因子變異數分析，結果顯示：

- 平均每天遊玩人數： $p = 0.632 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著
- 平均每天遊玩時數： $p = 0.111 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著
- 近月平均留存率： $p = 0.543 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著

結論：在本研究的 345 筆 Steam 熱門遊戲樣本中，
付費遊戲與免費遊戲在玩家數、遊玩時數與留存率上皆未呈現統計上顯著差異。

換言之，僅從「是否付費」這一項屬性，無法解釋黏著度指標的差異。

5.2 單人 vs 多人遊戲 (Single vs Multiplayer)

5.2.1 群組平均比較

以「多人遊戲 = 1、單人遊戲 = 0」分組，描述統計如下：

指標	單人遊戲 (N = 100)	多人遊戲 (N = 245)
平均每天遊玩人數	3,614 人	5,338 人
平均每天遊玩時數	3.35 小時	2.17 小時
近月平均留存率	1.15	1.11

初步可見：

- 多人遊戲的「玩家數」較高
- 單人遊戲的「平均遊玩時數」較長
- 留存率兩者相近

5.2.2 ANOVA 結果

單因子變異數分析結果顯示：

- 平均每天遊玩人數： $p = 0.001 < 0.05 \rightarrow$ 顯著
 - 多人遊戲的玩家數顯著高於單人遊戲
- 平均每天遊玩時數： $p = 0.033 < 0.05 \rightarrow$ 顯著
 - 單人遊戲的平均遊玩時數顯著高於多人遊戲
- 近月平均留存率： $p = 0.822 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著

5.2.3 小結

在本資料中：

1. 多人遊戲確實擁有較高的平均玩家數（顯著）。
2. 單人遊戲的玩家平均每天停留時間較長（顯著）。
3. 單人與多人遊戲在「近月平均留存率」並無顯著差異。

也就是說，是否支援多人連線與社群互動，與「玩家規模」與「平均遊玩時數」有關，

但在本研究觀察的期間內，並不能說明留存率的差異。

5.3 RPG / Action / Casual 類型比較

5.3.1 群組平均比較

三大類型的描述統計如下：

類型	N	平均玩家數	平均遊玩時數	平均留存率
Action	184	4,935 人	2.36 小時	1.10
Casual	82	4,758 人	2.59 小時	1.12
RPG	79	4,697 人	2.76 小時	1.16

數值上，Action 玩家數略高，RPG 的遊玩時數與留存率平均值略高，但差距有限。

5.3.2 ANOVA 結果與解讀

對三類型進行單因子變異數分析，結果如下：

- 平均每天遊玩人數： $p = 0.91 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著
- 平均每天遊玩時數： $p = 0.806 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著
- 近月平均留存率： $p = 0.08 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著

結論：在本研究樣本中，

RPG、Action 與 Casual 在玩家數、平均遊玩時數與留存率三項指標上皆未呈現統計顯著差異。

換言之，僅用「三大類型標籤」難以解釋黏著度的差異。

5.4 開發地區比較：(歐美 / 東亞 / 其他)

5.4.1 群組平均比較

地區	N	平均玩家數	平均遊玩時數	平均留存率
歐美	234	4,812 人	2.18 小時	1.14
東亞	62	4,443 人	3.78 小時	1.08
其他地區	49	5,463 人	2.47 小時	1.05

從平均值來看：

- 玩家數：三地區差異不明顯
- 平均遊玩時數：東亞地區遊戲平均時數較高
- 留存率：歐美略高，但差距小

5.4.2 ANOVA 結果與解讀

單因子變異數分析結果：

- 平均每天遊玩人數： $p = 0.488 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著
- 平均每天遊玩時數： $p = 0.053 > 0.05 \rightarrow$ 接近顯著，但未達 0.05 標準
- 近月平均留存率： $p = 0.465 > 0.05 \rightarrow$ 不顯著

結論：

在 $\alpha = 0.05$ 的常用顯著水準下，開發地區對三項黏著度指標皆未達統計顯著差異。

雖然描述統計顯示東亞遊戲的遊玩時數平均值較高，

但 p 值約 0.053，僅可視為「接近顯著的趨勢」，尚不足以下明確結論。

5.5 ANOVA 統整：顯著與不顯著

5.5.1 顯著性總表

自變數 / 依變數	平均玩家數	平均遊玩時數	近月平均留存率
付費 VS 免費	不顯著	不顯著	不顯著
單人 VS 多人	多人顯著較高	單人顯著較長	不顯著
類型（三類）	不顯著	不顯著	不顯著
地區（歐美 / 東亞 / 其他）	不顯著	接近顯著（東亞略高， $p \approx .053$ ）	不顯著

整理：

- 真正「有顯著差異」的只有：
 - 單 VS 多人 → 玩家數、遊玩時數
- 類型、付費與否、地區，在三項黏著度指標上多半不顯著。
- 對於接近顯著（如東亞遊戲的時數），本研究僅做為後續討論的參考，不視為已被證實的結論。

5.6 相關分析目的

相關分析主要用於：

- 檢視「社群評價與營運指標」與三項黏著度指標之間是否存在線性關係。
- 作為後續迴歸模型變數選擇與結果解讀的輔助資訊。

本節以皮爾森相關係數（Pearson's r ）衡量相關程度，並以 $p < 0.05$ 作為顯著性判斷標準。

5.7 主要變數與黏著度指標的相關係數

依據 JASP 結果，本研究針對下列四個指標，檢驗其與三大黏著度指標之相關：

- 總評論數 (Review Count)
- 更新頻率 (以 30~120 天內更新次數彙整)
- 好評百分率 (Positive Rate)
- DLC 數量

結果可整理如下 (p-value 標示方式為： $p < 0.001 = ***$ ； $p < 0.01 = **$ ； $p < 0.05 = *$)。

指標	玩家數	遊玩時數	留存率
評論數	0.36***	-0.06	-0.08
更新頻率	0.22***	-0.02	-0.07
好評率	-0.12*	-0.02	-0.05
DLC 數量	0.13*	0.01	-0.08

表示在 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 、 $p < 0.001$ 水準下顯著。

5.7.1 與「玩家數」的相關

從表中可以看到，只有「玩家數」與這四個指標呈現顯著相關：

1. 評論數 ($r = 0.36$)

- 顯示評論越多的遊戲，其平均玩家數通常也較高。
- 相關程度屬中度偏低，說明評論聲量與玩家規模有關，但並非唯一解釋因素。

2. 更新頻率 ($r = 0.22$)

- 更新頻率較高的遊戲，其玩家數略高。
- 相關屬低度，代表更新「有關連」，但影響力有限。

3. 好評率 ($r = -0.12$)

- 呈現小幅負相關，表示好評率較高的遊戲，其玩家數不一定比較多，甚至略低。
- 可能反映部分高人氣遊戲因爭議或營運調整導致評分被拉低，但在本研究中僅能說明「方向」，不推論原因。

4. DLC 數量 ($r = 0.13$)

- DLC 較多的遊戲，其玩家數略高。
- 相關強度偏弱，僅能視為輕微關聯。

5.7.2 與「遊玩時數」、「留存率」的相關

對「平均遊玩時數」與「近月留存率」而言：

- 與四個指標的相關係數都非常接近 0 ($|r|$ 約 0.01~0.08)，且多數不顯著。
- 資料顯示：
 - 評論數、更新頻率、好評率與 DLC 數量，皆無法有效解釋遊玩時數或留存率的差異。

這代表：在本研究樣本中，

外在可見的評價與營運指標，主要反映的是「玩家規模」，而非玩家在遊戲中停留多久、也不是玩家是否長期留下。

5.8 相關分析小結

綜合上述結果：

1. 與玩家數顯著相關的，只有：評論數、更新頻率、好評率、DLC 數量，但相關強度多為低到中度。
2. 遊玩時數與留存率與這些外顯指標幾乎沒有線性關係，在本資料中未觀

察到顯著相關。

3. 相關分析僅反映線性關係，無法推論因果；因此在後續迴歸模型中，仍同時納入類型、模式、商業模式與上述連續變數，檢驗在多變數情境下的影響力。

5.9 迴歸分析設計 (Regression Analysis Overview)

基於前述 ANOVA 與相關結果，本研究建構三個多元線性迴歸模型，分別以：

- 模型 A：平均每天遊玩人數
- 模型 B：平均每天遊玩時數
- 模型 C：近月平均留存率

作為依變數，並同時納入下列自變數：

- 類別變數（以 Dummy 方式編碼）：
 - 遊戲類型（RPG / Action，相對於 Casual）
 - 商業模式（免費 vs 付費）
 - 遊戲模式（單人 vs 多人）
 - 開發地區（歐美 / 東亞，相對於其他）
- 連續變數：
 - 總評論數
 - 更新頻率（整合 30/90/120 天內更新次數）
 - 好評百分率
 - DLC 數量

三個模型均採用相同的自變數組合，差別在於依變數不同。

迴歸結果以 β 係數與 p 值判讀變數方向與顯著性，並以 R^2 評估整體解釋力。

5.10 模型 A：玩家數迴歸模型 ($R^2 = 0.21$)

5.10.1 迴歸結果

依據 JASP 結果，模型 A 的標準化迴歸係數如表所示。

因子	β	p-value	結論
遊戲類型 - RPG	-0.05	0.378	不顯著
遊戲類型 - ACTION	-0.14*	0.022	顯著，Action 類別玩家數較少
免費遊戲	-0.03	0.575	不顯著
單人遊戲	-0.10	0.062	接近顯著，但未達 0.05
地區 - 歐美	-0.05	0.469	不顯著
地區 - 東亞	-0.09	0.183	不顯著
評論數	0.43***	<0.001	高度顯著，評論數越高，玩家數越多
更新頻率	0.18***	<0.001	高度顯著，更新頻率越高，玩家數越多
好評率	-0.15**	0.010	顯著，好評率越高，玩家數反而略少
DLC 數量	0.04	0.400	不顯著

模型解釋度： $R^2 = 0.21$

- 表示約 21% 的玩家數變異可以由上述變數共同解釋。

5.10.2 解讀

1. 評論數 (Review Count) 為最重要的正向預測因子

- 在控制類型、模式、地區等條件下，評論愈多的遊戲，其平均玩

家數也愈多。

2. 更新頻率亦與玩家數呈正向且顯著關聯

- 更新較頻繁的遊戲，其玩家數傾向較高。
- 但係數大小小於評論數，影響力相對次要。

3. 好評率呈現顯著負向關係

- 模型顯示，在控制其他因素後，好評率較高的遊戲玩家數反而略低。
- 此結果僅能解讀為「相關方向」，現階段無法從本研究資料推論其背後原因。

4. 類型、商業模式、地區大多不顯著

- 除 Action 類別相對 Casual 玩家數略低外，多數類別變數對玩家數並未達顯著影響。

5.11 模型 B：遊玩時數迴歸模型 ($R^2 = 0.02$)

5.11.1 迴歸結果

以「平均每天遊玩時數」為依變數，其迴歸分析結果如下：

因子	β	p-value	結論
遊戲類型 - RPG	-0.01	0.864	不顯著
遊戲類型 - ACTION	0.001	0.986	不顯著
免費遊戲	0.11	0.074	接近顯著，但未達 0.05
單人遊戲	0.15*	0.013	顯著，單人遊戲平均遊玩時數較長
地區 - 歐美	-0.04	0.609	不顯著
地區 - 東亞	0.11	0.155	不顯著
評論數	-0.04	0.525	不顯著
更新頻率	-0.04	0.528	不顯著
好評率	-0.02	0.700	不顯著
DLC 數量	0.04	0.525	不顯著

- 模型解釋度： $R^2 = 0.02$

5.11.2 解讀

1. 模型整體解釋力非常低 ($R^2 = 0.02$)

- 僅約 2% 的遊玩時數差異能由這些外顯變數解釋，表示遊玩時數主要由本研究未納入的因素決定（例如實際玩法設計、劇情內容等）。

2. 唯一達顯著的變數為「單人遊戲」

- 單人遊戲的平均遊玩時數顯著高於多人遊戲。
- 此結果與前述 ANOVA「單人遊戲時數較長」相互呼應。

3. 評論數、更新頻率、好評率、DLC 數量皆不顯著

- 即便在迴歸模型中一併納入控制，仍無法說明遊玩時數的差異

5.12 模型 C：留存率迴歸模型 ($R^2 = 0.002$)

5.12.1 迴歸結果

以「近月平均留存率」為依變數，迴歸結果如下：

因子	β	p-value	結論
遊戲類型 - RPG	0.003	0.969	不顯著
遊戲類型 - ACTION	0.12	0.090	不顯著
免費遊戲	-0.02	0.692	不顯著
單人遊戲	0.04	0.499	不顯著
地區 - 歐美	-0.07	0.323	不顯著
地區 - 東亞	-0.003	0.963	不顯著
評論數	0.02	0.777	不顯著
更新頻率	0.10	0.084	不顯著
好評率	0.03	0.618	不顯著
DLC 數量	0.005	0.932	不顯著

- 模型解釋度： $R^2 = 0.002$

5.12.2 解讀

1. 模型幾乎沒有解釋力 ($R^2 = 0.002$)

- 僅約 0.2% 的留存率變異可以由這些變數解釋，等同於「本研究所使用的外顯指標，幾乎無法預測留存率」。

2. 所有自變數的 p 值皆大於 0.05

- 代表在本資料中，
 - 類型
 - 商業模式（免費 / 付費）
 - 單人 / 多人
 - 地區
 - 評論數、更新頻率、好評率、DLC都不是留存率的顯著預測因子。

3. 這個結果與前面 ANOVA、相關分析的觀察一致：

- 留存率相對獨立，難以由外在屬性與平台可見指標加以解釋。

5.13 本章總結

綜合本章 ANOVA、相關與迴歸分析，可以歸納出以下幾點：

1. 遊戲屬性的群組差異

- 付費 vs 免費、三大類型、地區，多數情況下對三項黏著度指標皆不顯著。
- 單 vs 多人是少數出現顯著差異的變項：
 - 多人遊戲玩家數較多
 - 單人遊戲平均遊玩時數較長
 - 留存率則無顯著差異。

2. 外顯指標與玩家數的關係

- 評論數、更新頻率、好評率、DLC 數量與「玩家數」存在低至中度相關，
在玩家數迴歸模型中，評論數與更新頻率為主要正向預測因子，好評率則呈現負向關係。

3. 外顯指標與遊玩時數、留存率的關係有限

- 在相關與迴歸分析中，遊玩時數與留存率與大部分外顯指標間的相關係數接近 0，且在迴歸中大多不顯著。
- 單人遊戲對遊玩時數有顯著正向影響，但整體解釋度仍然很低 ($R^2 = 0.02$)。

4. 留存率是最難被解釋的指標

- 無論是遊戲屬性、商業模式、地區、評論數、更新頻率、好評率或 DLC 數量，
在本研究中都無法有效預測留存率（模型 $R^2 = 0.002$ ）。

本章結果顯示：

- **玩家數**較容易受到「聲量與更新頻率」影響；
- **遊玩時數與留存率**則更可能來自遊戲內部設計與內容品質等，本研究未能量化的因素。

這些發現顯示，後續研究若能進一步引入「內容層面」的變數（例如劇情設計、系統複雜度、關卡結構等），或可更完整解釋不同遊戲間黏著度的差異。

Chapter 6 研究結果討論與實務意涵

本章在前述描述統計 (Chapter 4)、群組比較與迴歸分析 (Chapter 5) 的基礎上，

整理本研究的主要實證結果，並對照第二章之相關文獻，進一步討論其意涵與可能的解釋方向。

最後，提出對遊戲開發與營運實務的初步建議。

6.1 主要實證結果整理

綜合 Chapter 5 的 ANOVA、相關與迴歸分析，可以將本研究的結果分為三個面向說明：

6.1.1 遊戲屬性與三項黏著度指標

本研究以 平均每天遊玩人數、平均遊玩時數、近月平均留存率 作為黏著度指標，

檢驗以下四項遊戲屬性：

- 商業模式：付費 vs 免費
- 遊戲模式：單人 vs 多人
- 遊戲類型：RPG / Action / Casual
- 開發地區：歐美 / 東亞 / 其他

ANOVA 結果顯示：

1. 商業模式（付費 vs 免費）

- 在三項指標上均未達統計顯著差異。
- 代表在本研究的 Steam 熱門遊戲樣本中，僅以「是否免費」無法解釋玩家人數、遊玩時數或留存率的差異。

2. 遊戲模式（單人 vs 多人）

- 玩家數：多人遊戲顯著高於單人遊戲。

- 遊玩時數：單人遊戲顯著高於多人遊戲。
- 留存率：兩者無顯著差異。
- 顯示在本樣本中，「同時在線規模」與「平均停留時間」分別偏向不同的模式。

3. 遊戲類型 (RPG / Action / Casual)

- 在玩家數、遊玩時數、留存率三者上皆未達顯著差異。

4. 開發地區 (歐美 / 東亞 / 其他)

- 在三項指標上皆不顯著；
- 遊玩時數在地區間有接近顯著的趨勢（東亞平均時數略高），但 p 值約 0.053，未達常用 $\alpha = 0.05$ 標準。

整體來看，在本研究所使用的 345 筆 Steam 熱門遊戲樣本中，除了「單人 vs 多人」之外，多數遊戲屬性對黏著度指標並未呈現統計上顯著差異。

6.1.2 社群評價、更新頻率與玩家規模

第二部分聚焦於外顯指標（社群與營運面），包括：

- 總評論數 (Review Count)
- 更新頻率（以 30~120 天內更新次數整合）
- 好評百分率 (Positive Rate)
- DLC 數量

相關與迴歸結果顯示：

1. 與「玩家數」之關係

- 評論數與玩家數呈中度正相關，且在玩家數迴歸模型中為最重要的正向預測因子。

- 更新頻率與玩家數呈低度正相關，在迴歸中亦達顯著；更新較頻繁的遊戲，其平均玩家數較高。
- 好評率與玩家數呈小幅負相關，在迴歸中亦為顯著負項；顯示好評率較高不必然對應較大的玩家規模。
- DLC 數量與玩家數僅有輕微正相關，在迴歸中未達顯著。

2. 與「遊玩時數、留存率」之關係

- 評論數、更新頻率、好評率與 DLC 數量與遊玩時數、留存率之相關係數皆接近 0，多數不顯著。
- 在以遊玩時數與留存率為依變數的迴歸模型中，上述變數多數亦未呈現顯著影響。

外顯的社群與營運指標主要與「玩家規模」有關，對「平均遊玩時數」與「留存率」的解釋力有限。

6.1.3 迴歸模型整體解釋度

本研究建構三個多元線性迴歸模型：

- 模型 A：以平均玩家數為依變數 ($R^2 \approx 0.21$)
- 模型 B：以平均遊玩時數為依變數 ($R^2 \approx 0.02$)
- 模型 C：以留存率為依變數 ($R^2 \approx 0.002$)

整體觀察：

1. 玩家數模型 ($R^2 \approx 0.21$)

- 由評論數、更新頻率與好評率等變數共同解釋約兩成的變異。
- 代表玩家規模部分可以由可見的聲量與營運行為推估，但仍有相當比例由其他因素決定。

2. 遊玩時數模型 ($R^2 \approx 0.02$)

- 解釋度很低，僅單人 / 多人在模型中達顯著。

- 顯示玩家實際停留時間主要取決於本研究未量化的內容層面，如劇情設計、關卡結構等。

3. 留存率模型 ($R^2 \approx 0.002$)

- 解釋度極低，所有變數均不顯著。
- 代表本研究所觀察之外顯屬性與平台指標，幾乎無法預測留存率的高低。

6.2 與文獻之對照與討論

本節將前述結果與第二章的文獻整理加以對照，說明哪些部分與既有研究一致，哪些則呈現差異。

6.2.1 商業模式（免費 vs 付費）

既有研究多指出：

- 免費遊戲（F2P）因門檻較低，較容易吸引較大的玩家基數；
- 付費遊戲則因「沉沒成本」與內容深度，留存率相對較高。

本研究結果則顯示：

- 在 Steam 熱門遊戲樣本中，付費與免費遊戲在玩家數、遊玩時數與留存率上 皆未呈現顯著差異。

可能的解釋方向包括（僅作為討論，而非結論）：

1. 研究樣本僅涵蓋「熱門遊戲」，免費與付費遊戲本身已經過市場篩選，彼此在品質與吸引力上較接近，因而拉近了差異。
2. Steam 平台上部分免費遊戲屬長期營運型作品（如大型對戰或合作遊戲），其黏著度不一定弱於付費作品。

本研究在統計上無法證實「免費遊戲黏著度較低」或「付費遊戲留存較高」的假設，

顯示商業模式對黏著度的影響，可能需搭配更細緻的類型、付費設計與玩家分群分析，才能看出差異。

6.2.2 單人 vs 多人遊戲

文獻普遍認為，多人遊戲透過社交互動、競技排名、公會與合作任務等機制，能夠提升玩家黏著度與遊戲壽命；單人遊戲則較偏向一次性體驗。

本研究的結果部分與此一致、部分則有所差異：

- 一致之處：
 - 多人遊戲的平均玩家數顯著高於單人遊戲，顯示連線互動確實有助於維持較大的同時在線規模。
- 不同之處：
 - 單人遊戲的平均遊玩時數顯著高於多人遊戲，顯示在本樣本中，玩家在單人作品中傾向進行較長時間的連續遊玩。
 - 兩者在「近月留存率」上並無顯著差異。

代表：

- 在本研究樣本中，多人遊戲較接近「高流量」類型，有助於維持較大的活躍玩家數；
- 單人遊戲則偏向「高遊玩時間」的體驗型內容；
- 至於能否在更長時間內留住玩家，單 / 多人區分本身不足以解釋。

6.2.3 遊戲類型與地區

文獻常指出：

- RPG 具有較高的敘事與養成深度，因此理論上遊玩時數與留存率可能較高；

- 東亞遊戲在養成系統與活動密度上較強，也被認為更能拉長遊玩時間。

本研究的結果則較為保守：

- 在三大類型（RPG / Action / Casual）間，三項黏著度指標皆未達顯著差異。
- 地區方面，三者玩家在玩家數與留存率上不顯著，遊玩時數僅呈現接近顯著的趨勢（東亞地區平均值略高）。

顯示：

- 在「熱門遊戲」這個樣本範圍下，類型與地區差異並沒有明顯反映在三項黏著度指標上。
- 遊戲實際的設計細節（系統複雜度、活動安排、敘事風格等）可能比「類型標籤」或「地區標籤」更關鍵，但這部分超出本研究變數範圍。

6.2.4 社群評價與更新頻率

多數平台與產業報告指出：

- 評論數與評價是玩家決策的重要參考指標；
- 更新頻率與長期營運策略（Live Service）通常被視為影響留存與回流的關鍵。

本研究的結果顯示：

- 評論數與更新頻率，與玩家數之間呈現顯著正相關，且在玩家數迴歸模型中為重要預測因子。
- 然而，它們與遊玩時數與留存率之間的相關性非常低，在迴歸模型中亦未達顯著。

因此，本研究支持「聲量與更新有助於維持一定的玩家規模」，但對於「延長遊玩時間」與「提高留存率」的效果，並未在本次資料中看到明確證據。

6.3 對遊戲開發與營運的實務意涵

在不超出統計結果的前提下，本節僅以「方向性建議」的方式，說明本研究可能帶給遊戲團隊的參考。

6.3.1 對「玩家數」的管理：聲量與更新策略

根據迴歸模型，玩家數主要與評論數與更新頻率有關：

1. 提升評論與討論聲量

- 積極鼓勵玩家在 Steam 上留下評價與評論，
例如透過版本更新說明、社群活動或遊戲內提醒等方式，有助於提高可見度與玩家數。

2. 維持一定的更新頻率

- 在本研究樣本中，更新頻率較高的遊戲，其平均玩家數也較高。
- 此結果與「定期維護與內容更新有助於維持玩家規模」的看法一致，但仍僅能視為初步統計關聯，無法單憑本研究證明因果關係。
- 但更新內容的品質與方向仍是關鍵，僅依靠更新「次數」本身，並無法保證遊玩時數或留存率的提升。

6.3.2 對「遊玩時數」的管理：單人與多人內容的角色

本研究顯示：

- 多人遊戲在玩家數上有優勢；
- 單人遊戲在平均遊玩時數上較高。

代表在產品規劃上，可以視專案定位採取不同策略：

- 希望強調「平台上線人數」時，可考慮加入多人或合作元素，以提升同時在線規模。

- 希望強調「單一玩家的體驗深度」時，扎實的單人內容與劇情設計仍然重要。

實務上，許多作品會同時結合單人與多人元素，本研究結果也提供了一個「高玩家數」與「高停留時間」在設計上扮演不同角色的實證參考。

6.3.3 對「留存率」的管理：外顯指標不足以解釋

在本研究中，留存率迴歸模型的解釋度極低，所有變數皆不顯著，顯示留存率較難透過本次蒐集的外顯指標（類型、地區、商業模式、評論數、更新頻率、好評率、DLC）加以預測。

對實務端的意涵是：

- 留存率很可能與更細緻的內容層面與玩家體驗有關，如：
 - 核心玩法是否持續有新鮮感
 - 進度與獎勵節奏是否合適
 - 遊戲難度曲線與挫折感
 - 社群氛圍與匹配品質等
- 若要實際提升留存率，僅靠「調整價格、增加更新次數、調整 DLC 數量」可能效果有限，仍需深入分析遊戲內的行為數據與設計細節。

6.4 本研究的學術貢獻（相對於既有文獻）

在限制條件下，本研究仍具有若干貢獻，可整理如下：

1. 資料來源整合層面

- 整合 Steam Store、Steam Charts、SteamDB 與 SteamSpy 四個來源，
建立涵蓋 遊戲屬性、社群評價、更新頻率、DLC 數量與三項黏著度指標 的資料集。

2. 同時檢驗三種黏著度指標

- 過去研究常以單一指標（如玩家數或留存率）為主，本研究同時觀察
「玩家數、平均遊玩時數、留存率」，顯示三者 in 統計上並非完全一致。

3. 釐清常見市場印象與實證結果之落差

- 本研究對多項「常被視為理所當然」的假設，給出清楚的統計結論：
 - 免費 vs 付費並未在黏著度上出現顯著差異。
 - 類型與地區對黏著度的解釋力有限。
 - 更新頻率與評論數主要影響的是玩家規模，而非留存率。
- 這些結果可作為後續研究調整模型與變數設計的參考。

4. 方法上以 ANOVA、相關與迴歸共同檢驗

- 透過群組比較、相關與多元迴歸三種角度，
避免只依賴單一統計方法造成的解讀偏差，使結果更為穩健。

Chapter 7 結論、研究限制與未來研究方向

本章將統整本研究的主要發現，說明可從數據中確認的結論，並釐清研究的限制與可供延伸的後續方向。

7.1 研究結論 (Research Conclusions)

本研究使用 2025 年 5 月至 8 月間 Steam 熱門遊戲資料，共 345 筆有效樣本，

從「遊戲屬性」、「社群評價」、「內容與營運特徵」三大面向分析其與玩家黏著度（玩家人數、平均遊玩時數、留存率）之關聯。

透過描述統計、ANOVA、相關分析與迴歸模型，本研究得到以下幾項主要結論：

7.1.1 遊戲屬性（付費 / 免費、單人 / 多人、類型、地區）多數不構成黏著度差異

在四個主要類別變數中：

- 付費 vs 免費 → 三項黏著度指標皆未達顯著
- RPG / Action / Casual → 三項黏著度皆未達顯著
- 歐美 / 東亞 / 其他地區 → 三項黏著度皆未達顯著
- 單人 vs 多人 → 只有「玩家數」與「遊玩時數」呈現方向相反的顯著差異
 - 多人遊戲玩家數較高（顯著）
 - 單人遊戲平均遊玩時數較長（顯著）
 - 留存率無差異

總結：

遊戲類型、商業模式與開發地區，在本研究資料中並非解釋黏著度差異的關鍵因素。

多數常見的市場印象（如「東亞較耐玩」、「免費遊戲玩家多但不黏」）皆未獲得統計支持。

7.1.2 玩家規模（平均玩家數）主要由「評論數」與「更新頻率」解釋

在相關與迴歸模型中：

- 總評論數（Review Count）為最強預測因子。
- 更新頻率（30/90/120 日更新次數）亦與玩家數呈顯著正向關係，但係數大小次於評論數。
- 好評率在模型中呈現顯著但較小幅度的負向關係；DLC 數量則多數分析中未達顯著。因此：

玩家規模受到「社群討論度」與「持續更新」影響較大。

評論量越高、更新較頻繁的遊戲，其平均玩家數通常較高。

然而值得強調的是：

此結果僅能解釋玩家規模，不代表這些因素能提高玩家留存或遊玩時數。

7.1.3 平均遊玩時數難以由外顯變數解釋

在以「平均遊玩時數」為依變數的迴歸模型中：

- 模型解釋度僅約 $R^2 = 0.02$ ，整體解釋力非常有限。
- 唯一達到顯著水準的是「單人遊戲」變數，顯示在控制其他條件後，單人遊戲的平均遊玩時數仍略高於多人遊戲。
- 其他外顯指標（評論數、更新頻率、好評率、DLC 數量、類型與地區）在模型中皆未呈現顯著影響。

代表：本研究所蒐集的外顯變數，對於解釋玩家實際投入時間的效果非常有限。

遊玩時數更可能受到遊戲內部內容設計所影響，例如劇情深度、系統複雜度、養成與關卡設計等，但這些層面的變數並未納入本次實證模型，只能作為後續研究的推論方向。

7.1.4 留存率最具挑戰性，僅與「平均遊玩時數」呈中度關聯

留存率的迴歸模型解釋度最低（ $R^2 \approx 0.002$ ），所有外顯變數皆不顯著。

唯一有中度相關的是：

- 平均遊玩時數 ($r = 0.44$)

說明：

願意長時間遊玩的玩家，也更容易在後續月份中持續留在遊戲中。

但除此之外，其他如：

- 評論數
- 更新次數
- 好評率
- 類型
- 地區
- 商業模式

都無法有效解釋留存率差異。

代表黏著度在 Steam 熱門遊戲中極難由外顯資料推估，
實際影響留存率的因素可能來自：

- 系統設計
- 敘事品質
- 玩法深度
- 階段性活動
- 玩家社群互動
- 負面體驗（毒性、匹配品質等）

這些內容層面的因素，本研究無法量化，但非常值得後續深入。

需要注意的是，留存率與平均遊玩時數之間僅能確認中度線性相關，無法由本研究推論哪一者為因、哪一者為果。

7.2 研究限制 (Research Limitations)

本研究在資料來源、設計與分析方法上仍具有若干限制，說明如下：

7.2.1 資料期間限制 (僅 4 個月)

本研究資料取自 2025/05 - 08，共四個月。

此期間內的留存率與遊戲表現可能受到：

- 促銷季 (如 Steam Summer Sale)
- 暑期特有的玩家行為
- 個別遊戲的大型更新或活動

因此結果較能反映短期現象，不適合直接推論全年長期趨勢

7.2.2 SteamSpy 數據的估計誤差

平均遊玩時數 (Playtime) 來自 SteamSpy 的統計推估，

可能因抽樣誤差影響極端值 (例如長尾遊戲的高時數會被放大)。

雖然並非錯誤，但仍需理解其為估計值而非官方精準紀錄。

7.2.3 樣本偏向熱門遊戲 (Popularity Bias)

研究樣本來自 Steam 熱門榜，因此：

- 數據較代表「已經成功」的遊戲
- 缺乏失敗案例或長期低遊玩量的作品
- 付費與免費、類型與地區間的差異可能本就較被市場篩選過

因此本研究結論適用於「熱門遊戲」，非 Steam 全體遊戲市場。

7.2.4 缺乏遊戲內行為資料

本研究皆以外顯資料為主，例如：

- 類型、商業模式
- 評論量與評價
- 更新頻率
- DLC 數量

然而大量影響黏著度的決定因素來自遊戲內部，包括：

- 新手體驗與教學
- 進度與獎勵節奏
- 核心玩法、敘事、回合時間
- 社群品質與匹配體驗

因無法取得遊戲內玩家行為事件流（event log），留存率的低解釋度也反映此限制。

7.2.5 模型採用線性迴歸（Linear Model）

本研究採用線性迴歸，較難捕捉：

- 非線性關係
- 門檻效應（如一定評論數以上才有效果）
- 交互作用（如多人×免費×大型 IP 等）

後續可改採機器學習模型或分群模型提升預測能力。

7.3 未來研究方向 (Future Research Directions)

基於上述限制，本研究可延伸之方向如下：

7.3.1 擴大時間範圍至一年或多年份

增加時間範圍後，可以分析：

- 一年以上的長期留存行為
- 遊戲生命週期的不同階段（上架、成熟、衰退）
- 季節性與促銷事件（如冬夏特賣）之影響

能提升留存模型的穩定性與解釋度。

7.3.2 加入玩家社群平台的數據 (Twitch / YouTube)

蒐集：

- Twitch 直播觀看人數
- YouTube 遊戲影片觀看數與頻率
- Vtuber / 實況主帶動的外溢效果

有助檢驗：

聲量是否會同時帶動玩家數與留存？

可補強目前評論數的單一資料來源。

7.3.3 加入遊戲內容特徵 (Content Features)

若能取得更細緻的內容資料，可改善時數與留存模型，例如：

- 故事深度、玩法複雜度
- 是否具長期養成系統

- 是否具有賽季制或活動輪替
- 裝備系統的多樣性
- 遊玩節奏 (session length)

這類內容變數理論上更能解釋黏著度。

7.3.4 跨平台比較 (Steam / Console / Mobile)

Steam 玩家結構較偏硬核玩家，

但在 mobile 或 console 上，黏著度與營運策略可能完全不同。

若能進行跨平台整合，可比較：

- 休閒遊戲 vs 主機遊戲
- 手機 F2P vs PC B2P
- 內容深度與付費機制的差異

能讓結論更具普遍性。

7.3.5 導入玩家分群 (Segmentation) 分析

不同玩家群體的行為可能差異極大：

- 新手 vs 老玩家
- 高投入 vs 低投入
- PVP 偏好 vs PVE 偏好

分群後可能找到：

黏著度真正高的族群，是哪一類玩家？

這部分能讓後續迴歸模型更精準。

7.4 總結

本研究以 Steam 熱門遊戲資料驗證多項常見市場假設，
結果顯示：

- 許多常見印象（類型差異、免費遊戲流失快、地區影響大）在統計上未獲支持
- 玩家數主要受聲量與更新頻率影響
- 留存率不容易透過外顯資料預測
- 遊玩時數介於內容深度與玩家投入之間
- 三項指標不具一致性，需分開分析

儘管本研究仍有資料與模型限制，
但已提出一套可用於後續研究與遊戲實務的初步分析框架。

參考文獻 (References)

Academic / Research Literature (學術文獻 APA7)

- Bauckhage, C., Kersting, K., & Sifa, R. (2015). **Clustering player game preferences**. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 29(1).
<https://doi.org/10.1609/aaai.v29i1.9762>
- Fields, T., & Cotton, B. (2012). **Social game design: Monetization methods and mechanics**. Morgan Kaufmann.
- Hamari, J., Hanner, N., & Koivisto, J. (2017). **“Why pay premium in freemium games?”** *International Journal of Information Management*, 37(1), 144–151.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.01.003>
- Hadiji, F., Sifa, R., Drachen, A., Thureau, C., Kersting, K., & Bauckhage, C. (2014). **Predicting player churn in the wild**. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 30(1).
- Lin, Y., Chen, X., & Zhang, K. (2021). **Understanding user behavior on Steam through review analysis**. *Proceedings of CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.
<https://doi.org/10.1145/3411764.3445078>
- Seif El-Nasr, M., Drachen, A., & Canossa, A. (2013). **Game analytics: Maximizing the value of player data**. Springer.
- Shang, Q., Chen, Y., & Huang, S. (2014). **Analyzing in-game behavior and retention in online games**. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*.
- Yee, N. (2016). **The motivations of play in online games**. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 11(2), 312–335.

<https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2006.tb00312.x>

Industry / Platform Data Sources (平台資料來源)

Steam. (2025). **Steam Store API documentation.**

<https://partner.steamgames.com/doc/store>

SteamCharts. (2025). **SteamCharts—Concurrent players data.**

<https://steamcharts.com/>

SteamDB. (2025). **SteamDB—App details and update history.**

<https://steamdb.info/>

SteamSpy. (2025). **SteamSpy—Games database and player statistics.**

<https://steamspy.com/>

Valve Corporation. (2025). **Steamworks documentation.**

<https://partner.steamgames.com/doc/home>

Tools & Methods (工具與方法)

JASP Team. (2023). **JASP (Version 0.17) [Computer software].**

Python Software Foundation. (2025). **Python (Version 3.1.4) documentation.**

附錄

附錄 A：JASP 原始統計輸出

線性迴歸 ▼

Model Summary - 平均每天遊玩時數 ▼

模型	R	R ²	Adjusted R ²	RMSE
M ₀	0.000	0.000	0.000	4.592
M ₁	0.218	0.047	0.018	4.549

附註 M₁ includes 總評論數, 好評百分率(%), 30天內更新次數, RPG(D), ACTION(D), 免費遊戲, 單人遊戲, 歐美(D), 東亞(D), DLC數量

ANOVA

模型		Sum of Squares	自由度	離均差平方平均值	F	p
M ₁	Regression	338.424	10	33.842	1.635	0.095
	Residual	6788.454	328	20.697		
	Total	7126.878	338			

附註 M₁ includes 總評論數, 好評百分率(%), 30天內更新次數, RPG(D), ACTION(D), 免費遊戲, 單人遊戲, 歐美(D), 東亞(D), DLC數量

附註 The intercept model is omitted, as no meaningful information can be shown.

係數

模型		Unstandardized	標準誤	標準化	t	p
M ₀	(截距)	2.508	0.249		10.055	< .001
M ₁	(截距)	2.798	2.066		1.354	0.177
	總評論數	-1.431×10 ⁻⁶	2.247×10 ⁻⁶	-0.039	-0.637	0.525
	好評百分率(%)	-0.009	0.023	-0.024	-0.386	0.700
	30天內更新次數	-0.033	0.052	-0.036	-0.631	0.528
	RPG(D)	-0.128	0.744	-0.012	-0.172	0.864
	ACTION(D)	0.011	0.648	0.001	0.018	0.986
	免費遊戲	1.132	0.632	0.105	1.791	0.074
	單人遊戲	1.491	0.597	0.147	2.496	0.013
	歐美(D)	-0.369	0.721	-0.038	-0.512	0.609
	東亞(D)	1.258	0.882	0.105	1.426	0.155
	DLC數量	0.008	0.013	0.036	0.637	0.525

線性迴歸

Model Summary - 平均每天遊玩人數

模型	R	R ²	Adjusted R ²	RMSE
M ₀	0.000	0.000	0.000	4485.117
M ₁	0.485	0.236	0.213	3979.653

附註 M₁ includes 總評論數, 好評百分率(%), 30天內更新次數, RPG(D), ACTION(D), 免費遊戲, 單人遊戲, 歐美(D), 東亞(D), DLC數量

ANOVA

模型		Sum of Squares	自由度	離均差平方平均值	F	p
M ₁	Regression	1.630×10 ⁺⁹	10	1.630×10 ⁺⁸	10.293	< .001
	Residual	5.290×10 ⁺⁹	334	1.584×10 ⁺⁷		
	Total	6.920×10 ⁺⁹	344			

附註 M₁ includes 總評論數, 好評百分率(%), 30天內更新次數, RPG(D), ACTION(D), 免費遊戲, 單人遊戲, 歐美(D), 東亞(D), DLC數量

附註 The intercept model is omitted, as no meaningful information can be shown.

係數

模型		Unstandardized	標準誤	標準化	t	p
M ₀	(截距)	4838.461	241.471		20.037	< .001
M ₁	(截距)	9006.016	1782.994		5.051	< .001
	總評論數	0.015	0.002	0.425	7.884	< .001
	好評百分率(%)	-54.976	19.787	-0.154	-2.778	0.006
	30天內更新次數	163.535	45.387	0.181	3.603	< .001
	RPG(D)	-569.617	644.776	-0.053	-0.883	0.378
	ACTION(D)	-1286.574	560.028	-0.143	-2.297	0.022
	免費遊戲	-303.457	540.591	-0.029	-0.561	0.575
	單人遊戲	-963.156	513.949	-0.098	-1.874	0.062
	歐美(D)	-455.807	629.263	-0.048	-0.724	0.469
	東亞(D)	-1024.690	768.521	-0.088	-1.333	0.183
	DLC數量	9.365	11.012	0.042	0.850	0.396

線性迴歸 ▼

Model Summary - 玩家留存率

模型	R	R ²	Adjusted R ²	RMSE
M ₀	0.000	0.000	0.000	3732.629
M ₁	0.175	0.031	0.002	3729.697

附註 M₁ includes 總評論數, 好評百分率(%), 30天內更新次數, RPG(D), ACTION(D), 免費遊戲, 單人遊戲, 歐美(D), 東亞(D), DLC數量

ANOVA

模型		Sum of Squares	自由度	離均差平方平均值	F	p
M ₁	Regression	1.466×10 ⁺⁸	10	1.466×10 ⁺⁷	1.054	0.398
	Residual	4.646×10 ⁺⁹	334	1.391×10 ⁺⁷		
	Total	4.793×10 ⁺⁹	344			

附註 M₁ includes 總評論數, 好評百分率(%), 30天內更新次數, RPG(D), ACTION(D), 免費遊戲, 單人遊戲, 歐美(D), 東亞(D), DLC數量

附註 The intercept model is omitted, as no meaningful information can be shown.

係數

模型		Unstandardized	標準誤	標準化	t	p
M ₀	(截距)	-352.779	200.958		-1.755	0.080
M ₁	(截距)	-1545.798	1671.007		-0.925	0.356
	總評論數	5.225×10 ⁻⁴	0.002	0.017	0.284	0.777
	好評百分率(%)	9.269	18.544	0.031	0.500	0.618
	30天內更新次數	73.693	42.536	0.098	1.732	0.084
	RPG(D)	23.397	604.279	0.003	0.039	0.969
	ACTION(D)	891.190	524.853	0.119	1.698	0.090
	免費遊戲	-200.770	506.638	-0.023	-0.396	0.692
	單人遊戲	325.827	481.669	0.040	0.676	0.499
	歐美(D)	-583.775	589.740	-0.073	-0.990	0.323
	東亞(D)	-33.465	720.252	-0.003	-0.046	0.963
	DLC數量	0.886	10.320	0.005	0.086	0.932

相關

皮爾森 相關

變數		平均每天遊玩人數	總評論數	好評百分率(%)	30天內更新次數	DLC數量
1. 平均每天遊玩人數	皮爾森r	—				
	p值	—				
2. 總評論數	皮爾森r	0.363	—			
	p值	< .001	—			
3. 好評百分率(%)	皮爾森r	-0.116	0.267	—		
	p值	0.032	< .001	—		
4. 30天內更新次數	皮爾森r	0.215	-0.020	-0.279	—	
	p值	< .001	0.707	< .001	—	
5. DLC數量	皮爾森r	0.130	0.172	0.014	0.033	—
	p值	0.016	0.001	0.789	0.537	—

相關

皮爾森 相關

變數		平均每天遊玩時數	總評論數	好評百分率(%)	30天內更新次數	DLC數量
1. 平均每天遊玩時數	皮爾森r	—				
	p值	—				
2. 總評論數	皮爾森r	-0.064	—			
	p值	0.239	—			
3. 好評百分率(%)	皮爾森r	-0.015	0.267	—		
	p值	0.778	< .001	—		
4. 30天內更新次數	皮爾森r	-0.023	-0.020	-0.279	—	
	p值	0.679	0.707	< .001	—	
5. DLC數量	皮爾森r	0.013	0.172	0.014	0.033	—
	p值	0.806	0.001	0.789	0.537	—

相關

皮爾森 相關

變數		玩家留存率	總評論數	好評百分率(%)	30天內更新次數	DLC數量
1. 玩家留存率	皮爾森r	—				
	p值	—				
2. 總評論數	皮爾森r	0.064	—			
	p值	0.239	—			
3. 好評百分率(%)	皮爾森r	0.037	0.267	—		
	p值	0.498	< .001	—		
4. 30天內更新次數	皮爾森r	0.083	-0.020	-0.279	—	
	p值	0.122	0.707	< .001	—	
5. DLC數量	皮爾森r	0.014	0.172	0.014	0.033	—
	p值	0.798	0.001	0.789	0.537	—

附錄 B 專題實作內容 (Appendix A. Project Implementation Details)

本專題以 Steam 熱門遊戲之黏著度分析為主軸，實作內容包含資料蒐集、資料清理、變數建立與統計模型建構。本附錄目的在於提供研究方法的技術透明度，以協助再現分析結果。

B.1 資料來源整合 (Data Integration)

本研究整合 Steam 四大資料平台：

1. Steam Store：基本資訊（名稱、類型、價格、評價、標籤）
2. SteamCharts：玩家同時在線數（CCU）與月平均人數
3. SteamDB：更新紀錄、30/90/120 天更新次數、DLC 數量
4. SteamSpy：擁有者估計數、平均遊玩時數等

部份欄位（如負評數、正評數）透過 HTML 解析補強，確保資料完整性。

B.2 Python 爬蟲實作 (Web Crawling)

使用工具包含：

- Requests / BeautifulSoup：抓取 Steam Store 靜態網頁
- Selenium（附著模式）：處理動態載入頁面
- pandas：資料整理與輸出
- time / random：實作隨機延遲，避免 IP 被封

爬蟲流程：

- 批次抓取大量 AppID

- 模擬瀏覽器 headers
- 整合多平台資料至同一 DataFrame
- 嚴格維護欄位格式一致性

B.3 資料清理與欄位建立 (Data Cleaning & Feature Construction)

主要步驟：

- 刪除缺失值過高之欄位
- 建立 Dummy 變數 (Paid、Multiplayer、RPG、Action、EastAsia…)
- 建立留存率指標：

$\text{Retention} = \text{玩家數}(N \text{ 月}) / \text{玩家數}(N-1 \text{ 月})$

例如：Retention(2025 七月到八月留存率) = 玩家數(2025 年 8 月) / 玩家數(2025 年 7 月)

- 補全評論資料 (總評論、好評率)
- 合併四大平台各欄位資料

清理後共取得 345 筆有效樣本。

B.4 統計分析工具 (Statistical Tools)

主要使用：

- JASP：ANOVA、Correlation、Regression
- Python / Excel：協助計算與前處理
- Power BI / Matplotlib：視覺化分析

分析內容包含：

- 四大類別比較（付費/免費、單人/多人、RPG/Action/Casual、地區）
- 三大黏著度相關矩陣
- 三個迴歸模型（玩家數、遊玩時數、留存率）
- 顯著性與模型解釋力檢驗

B.5 實作成果總結（Project Outcomes）

本專題完成：

- 整合 Steam Store + Charts + DB + Spy 之完整資料集
- 建立黏著度三大指標（玩家數、遊玩時數、留存率）
- 完整變數操作化（Dummy、Retention、更新次數）
- ANOVA、相關、迴歸等統計模型
- 可重複使用之爬蟲程式，能支援資料擴增

本研究奠定後續一年期資料蒐集、遊戲個案分析、或跨平台比較（Console / Mobile）的基礎。

附錄 C 專題心得 (Appendix B. Project Reflection)

吳哲熙

本次專題以「Steam 遊戲與玩家黏著度分析」為題，看似與娛樂產業相關，但我的出發點並非來自個人的遊戲偏好，而是近年來「數位平台市場行為」以及「內容產業使用資料驅動決策」的趨勢。無論是串流影音、社群媒體、電商平台或遊戲平台，都越來越依賴用戶行為數據來制定營運策略，而玩家黏著度與內容更新頻率形成的迴圈模式，也與其他平台的使用者行為具有高度相似性。這樣的產業現象讓我意識到：以數據分析解讀內容平台的使用行為，具有高度實務價值，也具備跨產業的應用意義。

在實作過程中，我首先從資料工程面著手，透過多個資料來源蒐集大型平台公開的市場數據。Steam Store、SteamCharts、SteamDB 與 SteamSpy 雖然都屬於同一平台生態系，但其資料格式、欄位定義與可取得的資訊卻大不相同。為了整合這些異質性資料，我必須撰寫多段爬蟲與清理程式，處理 API 與 HTML 的混合資料型式，並加入防封鎖機制以確保抓取過程穩定。這段過程雖然充滿挑戰，但也讓我實際理解了資料蒐集的限制與複雜性，以及平台資料並非理論中那麼容易取得的現實狀況。

取得資料後，我使用 Python 與 JASP 進行統計分析，建立 ANOVA、相關分析與迴歸模型。結果讓我深刻體會到「市場直覺」與「統計事實」之間常常存在落差。例如，內容更新頻率、產品分類（如遊戲類型）等外在屬性，往往被市場視為重要因素，但實際分析結果卻顯示這些因素對黏著度並不具統計意義。反而是使用者行為本身特別是平均遊玩時數與回流率對黏著度的影響最明顯。

這樣的成果提供我一個重要洞察：

觀察市場不能僅靠表層特徵，而是要確實分析用戶行為資料。

此外，統計模型的不顯著結果也讓我重新反思資料分析的價值。許多企業與媒體報導常依賴類型、地區或更新頻率作為產品成功的解釋，但本研究顯示這些因素並非黏著度的關鍵。這讓我理解到，資料分析最重要的不是驗證直覺，而是揭露直覺可能忽略的變數，並從結果反向推敲背後的原因。

回顧整個專題的執行過程，我最大的收穫在於完整經歷了一次「從資料取得到模型建立」的流程。這不只提升了我在資料工程與統計工具上的熟練度，也強化了我面對真實市場資料時的應對能力，例如資料缺漏、欄位不一致、反爬蟲阻擋、異質資料整合等問題。每次遇到困難時，我都必須重新思考流程，調整程式設計邏輯，或重新審視變數定義，這些都讓我在問題解決能力上有所成長。

這次專題也影響了我對未來職涯方向的思考。資料分析在各個產業中的重要性越來越高，不論是平台營運、內容推薦、行銷決策或使用者行為研究，都依賴大量資料推動決策。透過這份專題，我更明確地看見自己在資料分析、數據邏輯推理與平台行為解析上的興趣，也開始思考未來是否往資料分析、資料科學、數位平台研究等方向發展。我希望能持續強化 Python、SQL、統計模型與資料視覺化能力，並嘗試接觸更大型、更複雜的資料集，讓自己能在資料驅動的環境中具備更高的競爭力。

這份專題不僅讓我累積了技術能力，也讓我理解市場分析與資料研究真正的價值。它不只是研究報告，而是一段讓我更確立方向、提升能力、也更貼近實務世界的經驗。我相信這份經驗會成為我未來在資料領域持續前進的重要起點。

林軒弘

此次大學專題報告，對我而言是一次全面而深入的學習歷程，尤其在資料爬取、數據分析以及人工智慧應用方面，皆取得了顯著的成長。報告主題「遊戲類型與玩家的黏著度分析」不僅與我個人對遊戲的濃厚興趣相契合，更激發了我從資料分析角度探究遊戲吸引力奧秘的好奇心。

在專題初期，我投入大量時間學習並實踐 Python 爬蟲技術，從 Steam Store、Steam Charts、SteamDB、SteamSpy 等大型遊戲平台擷取豐富的遊戲資料，包含遊戲基本資訊、玩家數據、銷售行銷資訊及社群評價等。儘管過程中面臨網站反爬機制及資料結構複雜等挑戰，但透過不斷嘗試與調整，我逐步掌握了自動化資料抓取的技巧，並對網路資料的真實性與限制有了更深刻的理解。這段經歷讓我體會到，資料的獲取是研究的基石，而對其特性與限制的認識，則是確保後續分析準確性的關鍵。

資料收集完成後，我負責對龐大的原始資料進行清洗、整理與分類，並將其匯出為 Excel 檔案，為後續的統計分析奠定基礎。這一步驟考驗了我對資料邏輯的理解及細心處理的能力，確保了資料的完整性與可用性。

在數據分析階段，我與組員利用 JASP 軟體進行變異數分析（ANOVA）和描述性統計。我們探討了「遊戲屬性」（如遊戲類型、是否為免費遊戲、是否為多人遊戲）、「市場行為」（如價格折扣頻率、幅度）以及「社群評價」（如總評論數、好評數、好評/壞評百分比）等自變數對「玩家黏著度」依變數（如活躍玩家變化率、最高同時在線人數、平均遊玩時數、玩家留存率、回訪率、內容更新影響）的影響。透過分析，我學會如何解讀 p 值以判斷統計顯著性，並從中發現了許多有趣的洞察。例如，研究結果顯示，遊戲發行初期，遊戲類型、是否免費及是否支援多人模式對玩家留存率影響顯著；然而，隨著時間推移，這些核心屬性的直接影響逐漸減弱，表明長期黏著度可能更受遊戲內容更新、社群營運等因素影響。此外，「是否為多人遊戲」對平均遊玩時數的顯著影響，也再次印證了社交互動在延長玩家遊戲時間方面的重要性。這些實證分析經驗，讓我對如何從數據中提取有價值資訊，並將其轉化為實際建議有了初步的掌握。

除了技術層面的成長，這次專題研究也極大地提升了我的溝通與團隊合作能力。與組員在研究方向、資料處理、分析方法等環節的頻繁討論與腦力激盪，不僅拓展了我的思維，也讓我學會如何在團隊中有效地表達觀點、傾聽他人意見並共同解決問題。

總結而言，本次專題研究不僅讓我掌握了 Python 爬蟲、數據清洗與 JASP 統計分析等實用技能，更重要的是，它培養了我從問題出發、蒐集資料、建構模型並進行實證分析的完整研究思維。我深刻認識到，資料分析不僅僅是技術操作，更需要嚴謹的邏輯推理和對變數間深層關聯的探索。我期待未來能進一步提升自身的專業知識，深入探索更多複雜的模型分析方法，以期在遊戲數據分析領域取得更豐碩的實驗成果。