

國立臺灣師範大學科技與工程學院圖文傳播學系

碩士論文

Department of Graphic Arts and Communications

College of Technology and Engineering

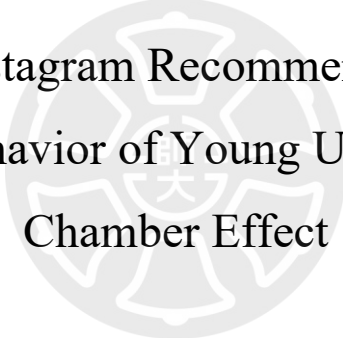
National Taiwan Normal University

Master's Thesis

Instagram 推薦機制對年輕用戶社交行為與

同溫層效應之影響

The Influence of Instagram Recommendation Mechanisms
on the Social Behavior of Young Users and the Echo
Chamber Effect



祝嘉妤

Zhu, Jia-Yu

指導教授：劉立行 博士

Advisor: Liu, Li-Hsing, Ph.D.

中華民國 114 年 6 月

June 2025

摘要

隨著社群媒體的快速崛起，越來越多人透過這些平台進行日常互動和企業推廣。Instagram 作為一個以視覺內容為核心、深受年輕族群喜愛的平台，因其高度依賴推薦機制而備受關注。本研究以 Instagram 為對象，檢視 Instagram 用戶是否因平台推薦機制而影響社交行為，同時探討同溫層效應於平台互動中的展現。本研究採用量化問卷調查法，以 18 至 34 歲具 Instagram 使用經驗者為對象，共回收有效樣本 333 份。問卷設計包含四大構面：「互動意願」、「社交拓展」、「興趣強化」與「同溫層效應」，並透過單一與多元迴歸分析進行資料處理與假設驗證。研究結果顯示，Instagram 推薦機制能有效促進用戶的互動意願與社交拓展，並強化其原有的興趣偏好。進一步分析指出，這些互動行為亦能顯著預測同溫層效應的程度，特別是當用戶的內容興趣越集中時，與使用者的互動參與度也跟著提升。此外，性別與年齡對於推薦機制所影響的社交行為並無顯著差異，顯示平台演算機制已趨向以使用行為為主的個人化推薦模式。

關鍵詞：Instagram、推薦機制、社交行為、同溫層效應

Abstract

With the rapid rise of social media, more and more people are using these platforms for daily interactions and business promotion. Instagram, a visual-centric platform particularly popular among young people, has attracted much attention due to its heavy reliance on recommendation algorithms. This study focuses on Instagram and examines whether its recommendation mechanism influences users' social behaviors, while also exploring how the echo chamber effect manifests in platform interactions. A quantitative questionnaire survey was conducted among users aged 18 to 34 with Instagram experience, yielding a total of 333 valid responses. The questionnaire consisted of four key dimensions: "Interaction Intention," "Social Expansion," "Interest Reinforcement," and "Echo Chamber Effect." Data were analyzed using simple and multiple regression analyses to test the proposed hypotheses. The findings show that Instagram's recommendation mechanism effectively enhances users' interaction intention and social expansion, while also strengthening their existing interest preferences. Further analysis revealed that these interactive behaviors significantly predict the level of the echo chamber effect, especially as users' content interests become more focused, leading to greater interaction participation. Additionally, no significant differences were found in social behaviors influenced by the recommendation mechanism across gender and age groups, indicating that the platform's algorithm increasingly favors behavior-based personalized recommendations.

Keywords: Instagram, algorithm, social behavior, echo chamber effect

目次

摘要	II
ABSTRACT	III
目次	IV
表目錄	VI
圖目錄	VII
第一章 緒論	1
第一節 研究背景與動機	1
第二節 研究目的與問題	4
第三節 研究範圍與限制	5
第四節 研究流程	6
第二章 文獻探討	7
第一節 推薦機制發展與現況	7
第二節 同溫層效應	14
第三節 Instagram 介紹與社交行為相關理論	19
第四節 文獻探討小結	27
第三章 研究設計與實施	28
第一節 研究架構與假設	28

第二節	研究方法	30
第三節	研究對象	32
第四節	問卷設計與實施	33
第五節	資料分析方法	35
第四章	資料分析與結果	37
第一節	樣本描述性分析	37
第二節	信度與效度分析	39
第三節	各構面的相關分析	46
第四節	獨立樣本 T 檢定與單因子變異數分析	47
第五節	迴歸分析	55
第五章	結論與建議	60
第一節	研究假設檢定	60
第二節	研究結論	62
第三節	未來建議	64
參考文獻	65
附錄	74

表目錄

表 2-1	Instagram 歷年演算機制與影響整理	9
表 2-2	2024 年 Instagram 演算機制與變化	10
表 2-3	社群媒體平台特性整理	20
表 3-1	研究假設對應之理論與解釋	28
表 3-2	用戶社交行為之衡量題項與來源	29
表 3-3	各構面預試之信度分析	29
表 4-1	樣本描述性統計結果	38
表 4-2	各構面之平均數與標準差	40
表 4-3	信度分析	43
表 4-4	各構面 KMO 與 Bartlett 球形檢定	44
表 4-5	因素分析	45
表 4-6	各構面之相關係數表	46
表 4-7	不同性別與各構面之差異分析表	49
表 4-8	不同年齡層與各構面之差異分析表	51
表 4-9	每日使用 Instagram 時數與各構面之差異分析表	54
表 4-10	推薦機制與各構面之迴歸分析表	57
表 4-11	互動意願、社交拓展與興趣強化對同溫層效應之迴歸分析表	59

圖目錄

圖 1-1	研究流程	6
圖 2-1	臺灣網路使用者（16 至 64 歲）社群媒體平台每月使用圖	20
圖 2-2	2024 年全球 Instagram 用戶分布	23
圖 2-3	2024 年台灣 Instagram 用戶分布	23
圖 3-1	研究架構圖	27



第一章 緒論

本章節共有四小節，包含「研究背景與動機」、「研究目的與問題」、「研究範圍與限制」及「研究流程」。

第一節 研究背景與動機

社群媒體已深植於青少年文化，成為他們日常生活中不可或缺的一部分，許多青少年表示自己幾乎無時無刻都在線上(Anderson & Jiang, 2018)。眾所皆知，青少年使用社群媒體主要動機是與他人聯繫(Lenhardt, 2015)。即使社群媒體是虛擬的，有學者們將社群媒體視為一種獨特而不同社會情境(Nesi et al., 2018)。社群媒體是具明確定義的互動場所，擁有獨特的語言與符號，使用者的身分、權利和義務皆是透過他們與他人的社交經驗來定義的(Laor, 2022)。有研究指出，社群媒體不只是對人際關係有幫助，更是必不可少的存在。如果無法使用社群媒體，他們在人際互動上的需求將無法得到滿足(West et al., 2024)。隨著智慧型手機普及以及社交媒體的快速發展，社群平台已成為現代人日常生活重要的一部分。截至 2024 年 1 月，臺灣擁有 1920 萬活躍社群媒體用戶，相當於台灣總人口的 80.2%。此外，臺灣有 88.5% 的總網路用戶使用至少一個社群媒體平台，顯示出台灣民眾對社群媒體的高度依賴。

Kemp(2024)指出，社群媒體的使用量在 2020 年第二季達到歷史新高，當時許多國家因 COVID-19 疫情而採取不同形式的封鎖措施。即便如此，使用率至今仍然居高不下，且主要使用者為晚期青少年與剛成年的年輕人。截至 2024 年初，台灣共有 1920 萬社群媒體用戶，佔總人口的 80.2%。在 2024 年 1 月，台灣 88.5% 的網路使用者至少使用一個社群媒體平台，其中 18 歲以上的社群媒體用戶數達 1728 萬，相當於總人口的 85%；Instagram 在台灣擁有 1135 萬用戶，約佔全體人口的

47.4%。年輕人使用 Instagram 的頻率更高且更為活躍，因為其平台以視覺化和簡短的形式提供資訊與社交連結，特別符合年輕用戶的需求。年輕用戶喜歡在 Instagram 上傳圖像和故事，因為 Instagram 是他們互動的主要地方，其平台的視覺語言也成為他們創造和分享社交環境的一部分(Laor, 2022)。

然而，隨著社交媒體功能逐年進步，平台的推薦機制亦變得越來越個性化及精細化，許多人開始關注其對社會互動和信息傳播的影響。過去研究顯示，這些推薦機制可能會促成同溫層效應，社群用戶在平台上逐漸被限制在與自己觀點相符的小圈子內，從而減少了不同觀點之間的交流與互動。這種現象不僅改變了社群平台用戶的個人社交行為，還可能進一步導致社會整體變得更加分化。Ehret (2024)指出由人工智慧 (AI) 演算法和用戶共同生成數據與內容的循環，是人們當前運用知識的主要情境，尤其是在 TikTok 和 Instagram 等社群媒體平台上。Sallah et al. (2024)的實驗研究中提出了一種有效的虛假帳戶檢測方法，針對 Facebook 和 Instagram 的偽帳戶問題應用了 NSGA-II 演算法進行特徵選擇。研究結合 AdaBoost 分類器，成功減少了資料集中 70%的特徵數量，顯示出該方法在保持分類效能的同時顯著優化了計算時間。

過去 Instagram 的研究方向多關注於心理健康與自我認同，及數位行銷與消費行為，比如 Zhao et al. (2023)透過結合主觀和客觀的使用測量，調查特定類型的 Instagram 使用與心理健康之間的關係。Kim et al. (2023)比較 Instagram 上兩種不同的廣告格式，探討其對年輕女性時尚消費者的影響。然而，隨著社群發展，近幾年開始出現對社群媒體推薦機制的相關研究，人們逐漸關注推薦機制帶來的影響。Kamino & Kita (2024)研究指出，Instagram 等圖像分享平台的用戶常在單一貼文中添加多個主題標籤，以提升其他用戶搜尋該圖像的機會。然而，有些貼文的內容與其添加的主題標籤不匹配。為了有效利用這類社群媒體平台，準確且相關的主題標籤至關重要，因此有必要預測「高度相關」的主題標籤。而 Argyris et al. (2020)探

討了視覺一致性對提高消費者品牌參與度的影響，並使用深度學習演算法對 Instagram 的影響者行銷進行了實證研究，發現當追隨者參與影響者的貼文時，品牌連結會變得更強。儘管過往已有演算法研究，但幾乎都是討論如何改善演算法機制及行銷影響，並沒有特別探討演算法下的推薦機制帶給用戶社交方面的實際影響。因此，本研究希望針對推薦機制及推薦機制帶來的同溫層效應，探討用戶的社交行為及互動模式。

基於上述背景，本研究旨在探討 Instagram 推薦機制與同溫層效應如何影響用戶的社交行為，並深入分析推薦機制是否加速了同溫層效應的形成，進而對用戶的互動模式產生深遠影響。本研究的動機來自於當代社會對社交媒體的廣泛應用及其引發的社會現象，尤其關注推薦機制如何潛移默化地改變了社交媒體使用者的行為模式。由於 Instagram 是年輕族群最常使用的社群媒體之一，因此成為本研究的主要研究對象，探索推薦機制是否對用戶的社交意願、偏好及多元觀點的接觸產生了影響。

第二節 研究目的與問題

基於上述研究背景與動機，本研究目的與研究問題分別如下：

壹、研究目的

本研究以年輕族群平時常用的 Instagram 作為研究對象與主題，檢視 Instagram 用戶是否因平台推薦機制操作，提升與平台用戶社交的意願，同時藉此探討同溫層效應對 Instagram 用戶的社交影響。本研究的主要目的在探討 Instagram 推薦機制如何影響用戶的社交行為，以及同溫層效應在 Instagram 上的影響。具體而言，本研究目的如下：

- 一、探討 Instagram 推薦機制對用戶社交拓展的影響。
- 二、探討 Instagram 推薦機制是否提升用戶與他人互動意願。
- 三、分析 Instagram 推薦機制是否強化用戶既有的興趣偏好。
- 四、探討用戶的互動意願、社交拓展及興趣強化等行為是否與 Instagram 平台上的同溫層效應具正向關聯。

貳、研究問題

根據上述研究目的，本研究發展下列研究問題：

- 一、Instagram 推薦機制是否會影響用戶的社交拓展？
- 二、Instagram 推薦機制是否會提升用戶與他人互動意願？
- 三、Instagram 推薦機制是否會加深用戶的既有興趣偏好？
- 四、用戶在 Instagram 上的互動意願、社交拓展與興趣強化，是否會促成同溫層效應的加劇？

第三節 研究範圍與限制

依據研究目的，以及實際研究過程中之考量，以下為本研究所訂定的研究範圍與限制說明。

壹、研究範圍

本研究以年輕族群常用的社群媒體平台 Instagram 為研究對象，聚焦於其推薦機制及同溫層效應對用戶社交行為的影響。主要探討 Instagram 推薦機制是否透過個性化推送提升用戶的社交意願，並分析其如何影響用戶的社交行為，特別是在促進用戶與其他用戶互動方面的作用。此外，研究也試圖了解推薦機制是否加深用戶既有的興趣偏好，進而導致用戶更傾向與擁有相似興趣或觀點的同溫層用戶互動。最後，本研究進一步檢視推薦機制是否顯著強化同溫層效應，減少用戶與不同觀點者互動的機會。本研究以問卷調查與數據分析為主要方法，討論 Instagram 推薦機制與同溫層效應對用戶社交行為的影響。

貳、研究限制

關於本研究之研究限制如下所述：

- 一、本研究之樣本選取主要集中於年輕族群，可能無法全面反映其他年齡層用戶的行為模式及觀點，從而影響研究結果的普遍適用性。
- 二、由於研究對象僅限於 Instagram，本研究的結論未必適用於其他社群媒體平台。此外，本研究資料蒐集於特定時間段內，未能涵蓋長期觀察的變化，可能影響對推薦機制和用戶行為動態的全面理解。
- 三、本研究未進一步探討各構面間的相互關係，例如「興趣強化」是否對「互動意願」具有間接影響，後續研究可朝向結構方程模型（SEM）或中介效果分析進行擴展。

第四節 研究流程

本研究之研究流程共分為六個階段（圖 1-1）：

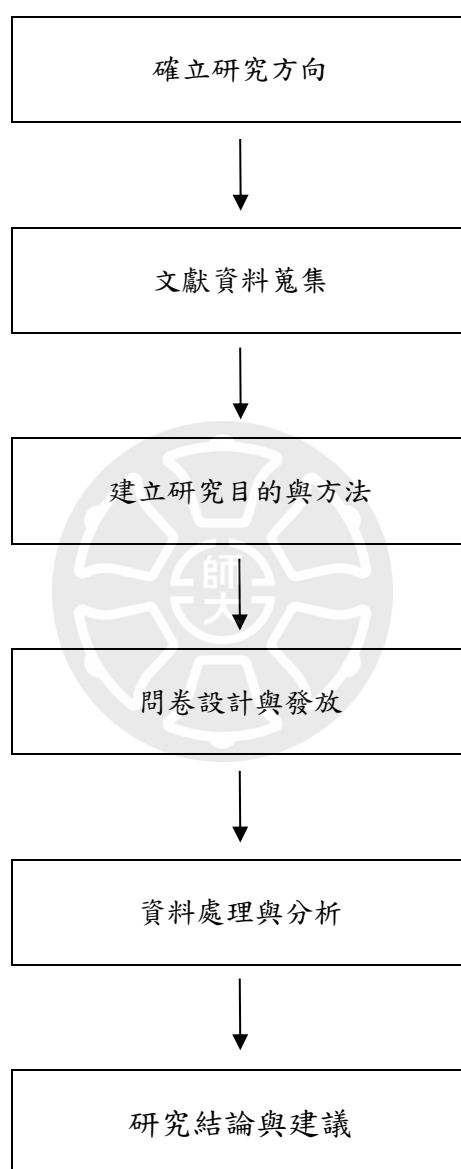


圖 1-1 研究流程

第二章 文獻探討

本章節共有四小節，包含「推薦機制發展與現況」、「同溫層效應」、「Instagram 介紹與社交行為相關理論」、及「文獻探討小結」。

第一節 推薦機制發展與現況

壹、推薦機制介紹與發展

推薦機制是一種運算程序，透過特定的規則與步驟將輸入資料轉化為個人化的內容輸出(Kitchin, 2016)。推薦機制是一組有限的規則，用來執行一系列操作以提供針對特定需求的建議，並具備五個重要特徵：有限性、確定性、輸入、輸出和有效性(Knuth 1997)。Moschovakis(2002)認為，推薦機制是一種「可定義的遞歸過程」，包含部分排序的域集合，透過轉換映射來確定推送狀態，並透過值映射來確定最終呈現的結果。由此可知，推薦機制是一套明確的運作規則與步驟，用於解決內容分發問題或執行推送任務。換句話說，推薦機制是一種實現個人化體驗的邏輯思維。

早期的推薦機制主要用於數據檢索與分類，但隨著大數據與機器學習技術的崛起，推薦機制不僅能處理龐大的數據，還能根據用戶的行為模式進行預測和內容推送。特別是在社交媒體領域，推薦機制的應用改變了用戶獲取資訊的方式，演變成一種高度個人化的內容分發系統。在數位世界中，推薦機制被廣泛應用於各種平台，例如搜尋引擎會利用推薦規則快速篩選和排列結果、社群媒體平台會根據使用者行為來調整推送的內容。生於數位時代，推薦機制已融入我們的日常生活，影響了我們與社群媒體、電子商務平台及各種線上服務的互動。這些系統透過複雜的推薦邏輯提供個人化內容，旨在呈現相關資訊和產品，增強用戶體驗(Wang & Liu, 2023)。

推薦機制運作程度的提高等因素，已經對社群媒體的營運及用戶體驗產生了根本性的變化。推薦機制作為參與者互動的主要外部實體，再加上參與者用來描述它的擬人化語言，使得它不僅僅是社交媒體網站的一部分，也不只是實現與其他用戶互動的工具，推薦機制介於兩者之間，成為用戶與自我互動的橋樑。更重要的是，推薦機制是一個用戶可以參與、影響甚至操縱的實體，用戶因此能夠在某種程度上控制其所呈現的內容(Bhandari & Bimo, 2022)。此外，Beer (2016)探討了推薦機制的社會影響力，強調其不僅透過運作邏輯改變社會，也通過其概念的傳播影響社會規範和知識建構。他指出，推薦機制在現代社會中具有強大的說服力，影響了人們的行為方式及對事物應該如何呈現的理解。這種對推薦機制的理解和應用，逐漸形塑了更廣泛的理性與規範，使其在社會中扮演了關鍵角色。

貳、Instagram 推薦機制

Instagram 的推薦機制會根據不同的因素來決定內容的相關性，包括收到的按讚、留言、貼文本身內容以及標籤。而且會優先推廣那些產生最多互動的貼文，將它們放在搜尋結果的最上方，標註為「精選貼文」(Barquero Cabrero et al., 2023)。Facebook 和 Instagram 等社群媒體平台，透過分析用戶的互動，個性化顯示動態消息，確保用戶看到最可能吸引他們的貼文和廣告，即展示了推薦機制如何幫助用戶在大量資訊中進行篩選，使他們的線上體驗更加有條理、個性化且高效(Meisner et al., 2024)。

Instagram 執行長 Adam Mosseri 曾親自在官方網站解釋 Instagram 的推薦機制，表示平台的每個部分（Feed、Reels、Stories 和搜索頁面等）都會依據用戶的使用習慣和目的，而產生不同的推送邏輯。Feed、Stories 及 Reels 會依據用戶關注的朋友、家人和最親近的人的平台動向，推薦可能用戶會喜歡的內容。相反地，搜索頁面則是依據用戶本身搜尋的內容，推薦類似內容給用戶。平台決定推送什麼內容給用戶主要是根據發布的貼文資訊、用戶資料、用戶活動紀錄、用戶與他人的

互動訊息，而動態則是根據花幾秒鐘在貼文上、對其進行評論、按讚、轉發並點擊個人資料照片，透過這一連串的資訊來預測用戶會感興趣的內容 (IG HERO, 2025)。

隨著版本不斷更新與功能改良，Instagram 推薦機制也持續自我優化，為了提供用戶量身訂做的內容體驗，使用戶可以通過搜尋和點擊內容來刷新自己的頁面推薦，形成自己想要看的內容版面。然而，這種高度個性化的內容推薦也使得用戶被限制在特定的資訊範圍內，無法輕易接觸到不同類型或多元化的內容。

Instagram 的演算機制經歷了數次演進，從最初依據時間線顯示內容，轉變為基於用戶行為的智能推送。如今，平台會根據用戶的瀏覽記錄、按讚、留言和私訊等行為，動態調整所呈現的內容，以最大化用戶的參與度和平台黏著度。這不僅增加了用戶停留在平台的時間，也使得用戶所接收到的資訊更加貼近個人興趣。本研究依據文獻將 Instagram 歷年演算機制與影響彙整如下表 2-1：

表 2-1 Instagram 歷年演算機制與影響整理

年份	演算機制與變化	影響與特點
2010	無演算法，純按時間軸排序	按時間順序顯示貼文，最新的貼文出現在最上方。
2016	引入演算法排序，取代時間順序	依據用戶興趣、互動頻率、貼文熱門程度優先推送「最佳內容」。
2018	加入「使用頻率」與「關注數量」響排序，更新排序邏輯	官方解釋演算法運作方式，基於「興趣、時間性、關聯性」來決定貼文排序。
2019	探索頁面強化	強調個人化推薦，根據過往行為推薦內容，強化社群參與。
2020	推出 Reels	推出短影片功能，更注重用戶行為數據，演算法針對 Stories、Reels 與 Explore 分開運作，新增「Shop」功能，強調電商與短影音 (Reels)。

2021	公開演算法計算原則，內容推薦優化	強調個人化體驗與內容相關性，用戶可選擇查看按時間排序的「關注」或自定義的「最愛」貼文。
2022	更多 AI 介入推薦，根據用戶行為推薦更多個性化內容	短影音成為焦點，鼓勵原創內容。小型創作者獲得更多曝光機會，適應短影片趨勢。
2023	更精細化個人化推送	提供用戶更多控制權，根據 Feed、Stories、Reels、Explore 各自目標（聯繫、娛樂、探索）調整排序信號，減少演算法干預。
2024	新增「原創性」作為關鍵指標	強調原創內容，減少轉發或重複內容的曝光，鼓勵創作者製作獨特貼文以提升可見度。

資料來源：本表根據 Instagram 官方部落格、Meta 年度報告、Kallas (2023)、Cotter (2019)、Bucher (2018)等資料彙整。

表 2-2 2024 年 Instagram 演算機制與變化

面向	演算機制與變化	影響與特點
2024 年整體演算法目標	以「興趣」、「互動」、「相關性」為核心，新增「原創性」作為關鍵指標。	強調原創內容，減少轉發或重複內容的曝光，鼓勵創作者製作獨特貼文以提升可見度。
Feed 排序	依據用戶過去互動歷史、貼文品質與新鮮度排序，新增「Views」（觀看次數）作為重要信號。	觀看次數高的貼文優先顯示，使創作者專注於吸引眼球的開頭內容，比如第一張圖片或影片開頭前幾秒。
Stories	優先顯示親密關係（如頻繁互動的帳號）內容，加入「停留時間」（Dwell Time）作為排序因子。	用戶與特定帳號的互動深度影響曝光，品牌需提升內容的吸引力，以延長觀看時間。

Reels	演算法獨立運作，強調娛樂性與分享性，限制「TikTok 回收內容」（水印或低品質轉發）的推薦。	原創短影片獲得更多曝光，小型創作者有機會透過高參與度 Reels 脫穎而出，與 TikTok 競爭加劇。
Explore 頁面	根據用戶行為數據（如點讚、搜尋歷史）推薦內容，新增「多樣性」因子避免重複推送相似內容。	提供更廣泛的探索體驗，幫助新帳號觸及潛在受眾，但需製作高辨識度內容脫穎而出。
內容限制	加強對聚合帳號（Aggregators）的曝光限制，降低非原創或批量轉發內容的優先級。	鼓勵個人與品牌創作者投入原創策略，減少依賴轉貼的帳號影響力。
創作者支持	優化小型創作者的曝光機會，調整推薦邏輯讓低粉絲數帳號的優質內容進入 Explore 與 Reels 推薦。	新手創作者更易被發現，但需保持內容一致性與品質維持增長。

資料來源：本表根據 Instagram 官方部落格、Meta 公司新聞稿及相關學術與產業報導（如 Kallas, 2023）等資料彙整。

參、推薦機制對社群媒體的影響

社群媒體的推薦機制具有強大的影響力，以前所未有的規模塑造著資訊流動和人際互動。儘管其帶來的社會影響越來越受到批評，但這些推薦機制大多仍然缺乏透明度，增加了理解和監督的難度(Gausen et al., 2024)。推薦機制會根據使用者的偏好和態度來調整內容推送，從而影響社會觀念的形成和敘事框架，特別在兩極化議題上可能對政策制定、政治溝通及公共辯論造成影響。用戶傾向接收符合自身世界觀的訊息，並形成兩極化群體，進一步助長錯誤訊息的擴散。此外，不同平台在資訊傳播上的同質性模式有顯著差異，像是 Reddit 允許用戶調整推薦邏輯，而

Facebook 和 Twitter 則不提供此功能，反映出社交媒體間的明顯區別(Cinelli et al., 2021)。

社群媒體平台根據用戶的線上行為，以及透過數據監控的方法收集數據，從而建立用戶類別。更進一步複雜化資訊網絡分析的是，推薦機制在社群網站中最終用戶互動中的普遍「不可見性」(Eslami et al., 2015)。由於推薦機制驅動的社交媒體來源的興起，自我展示的過程變得非常複雜，這些推薦機制模糊了用戶對其受眾和環境的認知。人們在形成民間理論時會從不同的資訊來源獲取訊息，而這些理論比先前認為的更加複雜、多面向和可塑性，這說明了將民間理論融入社群媒體系統和自我呈現理論的重要性(DeVito et al., 2018)。由此可知，推薦機制對整體社會的訊息傳播與互動模式產生了極大的影響。

同時，亦有研究討論社群媒體的推薦機制對於學生的影響，包含使用動機與吸引力。大多數學生了解 Google、YouTube、Instagram 和 Facebook 等熱門網站使用推薦機制來收集大量個人數據，但仍然認為這些網站的便利性無法取代，因此難以放棄使用。許多人對這些網站利用他們的點擊行為進行廣告推銷感到憤怒，但仍然無法抵抗不受監管的媒體環境所帶來的吸引力。部分學生則使用混淆推薦機制的策略保護隱私。網路上豐富的資訊選擇，使他們對在推薦機制驅動的平台上接觸的新聞持懷疑及不信任的態度(Head et al., 2020)。學生表示自己不常主動在社群媒體上搜尋內容，更喜歡由平台自動推送的內容。然而，當要求他們在社群媒體上主動搜尋某個特定主題時，大多數人會使用平台的搜尋功能，少數人會嘗試透過向下滑動主頁來找相關內容(de Groot et al., 2023)。

品科技 (2024) 文章指出，當前社群媒體平台的演算法系統，透過個人化推薦機制有效提升使用者的參與度與使用體驗。以 Facebook 為例，若使用者經常與健身相關貼文互動，系統便會自動推播更多與運動、營養或健康活動有關的內容。這類高度相關的推播機制，通常會引發更高的互動率，例如按讚、留言與分享等行為，

進一步加深用戶黏著度與平台依賴。然而，這樣的推薦模式亦可能造成資訊環境的同質化，使得使用者所接收到的內容愈趨集中，限制了多元觀點的接觸與思辨能力。

此外，演算法推薦所衍生的過濾機制，也逐漸加劇資訊孤島與同溫層現象的擴大。根據皮尤研究中心的報告指出，社群平台的演算法過濾可能使使用者長期暴露在觀點一致的內容中，導致對公共議題的理解日益片面化。儘管個人化內容提升了使用者的滿意度，卻也伴隨著過濾氣泡的風險，排除了異質意見的出現。並認為未來的演算法設計可嘗試結合對話式人工智慧，透過與用戶進行深層次互動，理解潛在需求，並主動推送可能拓展其視角、而非僅侷限於過往興趣的資訊，以提升平台資訊多樣性與公共討論的品質。



第二節 同溫層效應

壹、同溫層概念介紹

「同溫層效應」(Echo Chamber Effect)，也稱為「迴聲室效應」或「過濾泡泡」(filter bubbles)，指的是社群網站會記錄用戶的使用歷程，例如瀏覽、按讚、分享和互動等。網上具有相似興趣的用戶往往會聚集在一起，最終形成一個同質化的群體，這種現象被稱為迴聲室(Jamieson & Cappella, 2008)。這些資料經由大數據分析後，透過推薦機制推送符合使用者偏好的相關消息，並將無興趣或負面的訊息排除在外。這樣的機制會加強特定觀點或資訊，導致使用者在信息上形成一種封閉、強化的環境。

過濾泡泡(Filter bubble)指的是個性化推薦機制根據使用者的個人資料與偏好，選擇性篩選內容，決定使用者會看到或不會看到的資訊所累積的影響(Bucher, 2012)。這些內容通常是符合使用者喜好、需求或觀點一致的資訊。這種做法可能使使用者被排除在不同觀點或資訊之外，從而導致認知過於狹窄，甚至形成單一化或意識形態化的思維模式。而迴聲室效應(filter bubbles)是關於媒體影響的一個主要概念，並且已被廣泛討論。儘管這一概念可以追溯到傳統媒體研究，但隨著社群媒體的廣泛使用，它變得越來越受到關注(Aydin et al., 2022)。

線上迴聲室的形成可能是社群媒體所促進的基本認知與社會過程的自然產物。具體而言，人類傾向受到接觸到的資訊與意見影響，同時也會排斥不愉快或意見不同的社交聯繫。這些特性讓社會影響力與社交網絡的重組共同促進迴聲室的快速生成。當「影響力強」與「普遍取消關注行為」同時發生時，迴聲室的形成速度明顯加快，遠遠超過單一因素發揮作用時的情況(Sasahara et al., 2021)。亦有研究討論到，選擇性曝光被視為迴聲室的主要特徵，是一種社會現象，使用者傾向於只接觸

他們願意相信的資訊。有觀點認為，選擇性曝光主導了社群媒體上的內容消費，而不同的社群平台可能會引發截然不同的動態。社交網路比人際對話提供更多相互衝突的觀點，而社群媒體用戶則偏好消費與自己偏好一致的內容。此外，現今短視頻平台已過度依賴推薦機制來吸引用戶的注意力。推薦機制透過收集用戶的行為數據來了解用戶的偏好，並據此推送精準且連續的資訊。隨著這種資訊匹配越來越精確，它逐漸加劇了群體極化，這種現象很可能最終導致迴聲室的形成，讓用戶只接收到與自己觀點相符的資訊(Gao et al., 2023)。

從過濾泡泡(Filter bubble)到迴聲室效應，許多研究皆指出，推薦機制有可能讓用戶僅接觸到與其觀點一致的內容，即將不同立場的聲音排除在外。然而，這不僅限制了用戶的資訊來源，也可能強化其原有的認知偏差，進一步促使社會觀點極化。同溫層效應的概念最早在傳統媒體時代出現，但隨著數位技術和社群媒體的興起，現象愈加顯著。隨著資訊透過社群媒體和通訊技術擴散，某些資訊變得更容易被搜尋、理解和複製。在資訊豐富的環境中，認知選擇的四種力量，包含信念一致性、負面性、社會性及預測性，深刻影響訊息的演化。選擇信念一致的訊息會導致觀點日益兩極化。偏好負面訊息則會放大風險，同時忽略潛在益處。偏好社會訊息會引發羊群效應，削弱創新探索；而偏好預測模式可能導致過度擬合與風險行為的增加(Hills, 2019)。

貳、推薦機制在同溫層效應中的作用

資訊過度擴散使人們傾向個人化內容，並迴避與自己觀點不符的資訊。推薦機制則透過系統平台和依據瀏覽記錄運作的搜尋引擎，為我們完成了這個過程(Hills, 2019)。同溫層的形成並非偶然，而是由多種因素共同推動。推薦機制本身便是同溫層效應的催化劑。推薦機制透過數據分析，優先向用戶推送與其興趣和行為相符的內容，這樣的過濾機制減少了用戶接觸異質性資訊的機會。其次，用戶的自主選擇也助長了同溫層的形成。許多用戶傾向於關注那些擁有相似價值觀或興趣的帳

號，這進一步強化了社交圈的同質性。

前述文獻提及，同溫層效應是指人們傾向於在自己的社交圈中與擁有相似價值觀或興趣的人互動，並形成一個封閉的社交環境，排斥異質性的資訊與觀點。即使此現象在傳統的社會中存在已久，但現今隨著社群媒體的發展，尤其是推薦機制技術的應用，同溫層效應會變得更加顯著。Reviglio & Agosti (2020)在文中提到，媒體內容的個人化可能限制資訊多樣性，並透過技術層面，如可供性；個人層面，如選擇性暴露，以及社會層面，如共享實踐，形成交織的資訊過濾過程，這導致了個人層面的過濾泡沫和群體層面的迴聲室，而前者主要由技術驅動，後者則根植於數位時代之前的社會現象。推薦機制主權指的是一個人對自己推薦機制生活的專屬控制權，這是一種道德權利。廣泛地說，指的是公民和民主機構在推薦機制的生活中，對個性化推薦機制及其相關設計選擇做出自主決策的權利與能力。這裡的關鍵問題即是自我決定權，戰場則是用戶是否能夠在個性化設定上，根據自己的意願做出真正的選擇。

許多社群媒體平台會根據推薦機制選出「熱門」或「最相關」的故事來建立內容提要。這些工具雖然能幫助用戶更好地控制他們的資訊和新聞環境，讓內容消費變得更容易管理，並減少資訊過載，但它們也有可能讓用戶接觸到重複的資訊和單一的觀點，而形成所謂的「同溫層效應」。換句話說，如果用戶經常關注、按讚或互動的是娛樂內容，那麼推薦機制就會推送更多娛樂類的內容。隨著用戶不斷進行個性化設定，並依賴推薦機制來調整資訊流，他們個人的數位娛樂環境可能會逐漸被單一觀點的內容所主導(Auxier & Vitak, 2019)。

在社交媒體的環境下，同溫層效應的加劇部分源自於平台的設計邏輯。以Instagram 為例，推薦機制會根據用戶過去的行為推送與其偏好相符的內容，這無形中強化了用戶的既有觀點，使他們難以接觸到多元化的資訊。因此，同溫層效應不僅反映了個人行為，還深受社群平台運作機制的影響。

參、同溫層效應在社群媒體的影響

在社群媒體上，研究顯示同溫層效應限制了接觸多元觀點的機會，並偏向和強化既有的敘事與意識形態。人類的思維和行為容易受到所接觸的信息和觀點的影響，特別是對於不喜歡的、令人不愉快的社會關係(Sasahara et al., 2021)。社群媒體平台透過選擇用戶接觸的資訊並幫助他們管理社交關係，可能會加強同質性和確認偏誤，這是指用戶傾向於只關注與自己既有信念一致的資訊(Nickerson, 1998)。事實上，線上用戶通常會自然地尋找並認同與自身信念相符的資訊，而經常忽略相反的觀點(Bakshy et al., 2015)。Flynn et al. (2017) 表示，無論用戶處於何種資訊回音室，他們可能仍會傾向相信錯誤訊息或虛假新聞，這其實是社交媒體資訊與分發系統中的推薦機制，根據用戶需求所定制的文化產品所導致的結果。

根據 Cinelli et al. (2021) 的研究，社交媒體平台上的回音室效應與同溫層效應是高度相關的。推薦機制不僅使用戶更容易接觸到與其偏好一致的內容，還會推動同質性社交圈的形成。這樣的回音室效應在 Instagram 平台上尤為明顯，因為用戶的互動主要基於視覺內容，這使得用戶在心理上更容易形成強烈的「類群效應」。Instagram 貼文與短影音具有高度視覺化與個性化的特性，使每位用戶都能塑造一種全新的「網絡身份」。用戶能透過創作圖文影音、社交互動及平台個性化的推薦機制，打造出屬於自己的網絡形象。然而，這樣的社交生態也可能促使同質性社交圈的出現，進而加強同溫層效應。

Aydin et al. (2022) 研究指出，像 Instagram 和 Twitter 這類平台，因其扁平化的訊息層次和主題標籤的使用，為不同觀點的聚集和交鋒提供了條件。在同溫層效應中，用戶更傾向於與持相似觀點者互動，強化原有信念，進一步推動社會分化。然而，這些平台也成為多元討論的場域，意見的交鋒有助於揭示不同群體之間的觀點差異，從而深化對特定社會議題的理解。

此外，亦有研究者針對其他社群媒體進行相關討論。Bucher (2012)探討了 Facebook 推薦機制如何影響資訊的可見性，以及其對用戶的社交行為的潛在影響。研究指出，推薦機制權力使得內容的可見性具有高度選擇性，導致某些用戶或內容可能面臨「隱形的威脅」。透過這種機制，平台不僅塑造了用戶接觸資訊的方式，也對用戶的互動方式及內容創造產生深遠影響。Bessi (2016)則探討了人格特質如何影響用戶在 Facebook 的同溫層效應中形成的行為模式。研究發現，不同同溫層中的使用者具備相似的人格特徵，而這些特徵會影響他們對資訊的選擇與偏好。基於確認偏誤與選擇性暴露的作用，用戶傾向加入與自身價值觀一致的社群，並進一步強化其既有信念。研究結果表明，同溫層效應不僅與資訊的傳播有關，還受到個體人格特徵的顯著影響，這些特徵促使用戶積極參與支持特定敘述的行為，加深了社群的兩極化現象。



第三節 Instagram 介紹與社交行為相關理論

壹、社群媒體發展與影響

社群媒體已成為現代生活中不可或缺且無處不在的一部分。社群媒體的獨特之處在於它提供遠端社交功能，能讓用戶表達自我並使他們的社交網路可見(Boyd & Ellison, 2007)。各種社群媒體平台打破了時間與空間的限制，促進跨越時空的溝通，豐富並維繫了人際關係，增強了社會聯繫。透過這些平台，個人能與家人、朋友和熟人保持聯繫，自由分享資訊並即時互動，進一步提升了歸屬感和身份認同(Van Bavel et al., 2024)。人們可以透過網路連結擴展社交圈，建立有意義的友誼。然而，在龐大的線上社交網絡中，社交媒體用戶與多數聯繫的關係通常較為鬆散，不是短暫相識，就是僅偶爾互動以獲取資訊或提供少量支持(Ellison et al., 2011)。社群媒體網站和行動應用程式已成為推動全球公民意見形成、新聞消費和資訊分享的重要力量(Walker & Matsa, 2021)。

隨著文字、視訊和音訊訊息的快速傳播，社交網路的興起已深刻改變人類生活。如今的社交關係不僅限於面對面互動，而是透過社群媒體連結線上和線下的關係，形成虛擬社群和線上平台。使用者透過這些平台創建、分享並交換各種意見和經驗，以文字、圖片、音樂和影片等形式展現多樣化的內容(Liao et al., 2022)。多項研究發現，越來越少的年輕人將 Facebook 和 Instagram 等社群媒體平台用於教育或學術目的，大多數年輕人更喜歡使用它們進行社交和交流(Prescott et al., 2015)。亦有研究指出，Instagram 在正式與非正式學習上具有潛在的社交媒體優勢。社群媒體不僅能有效連結正式與非正式學習環境，還能作為實用的輔助學習工具，在語言學習中扮演著不可忽視的角色。語言教師應鼓勵學習者充分運用這些社群媒體及行動學習應用程式，透過持續接觸目標語言，促進學習成效並提升整體語言能力。(Gonulal, 2019)。

截至 2024 年 10 月，全球共有 52.2 億社群媒體用戶，相當於全球人口的 63.8%，且多個社交媒體平台每個月擁有超過 10 億多活躍用戶。台灣社群媒體用戶數為 1920 萬，相當於總人口的 80.2% (Kemp, 2024)。根據下圖 2-1，可以看到 Line 以 90.9% 的使用率排名第一，顯示它在台灣的社交媒體使用中佔有主導地位。Facebook 排名第二，使用率為 85.1%。Instagram 排在第三，為 68.1%。Facebook Messenger 和 TikTok 使用率分別佔有 61.0% 和 37.6%。其他平台如 Twitter (X)、WeChat、iMessage、WhatsApp 和 Telegram 也有一定的使用率。這些數據反映出台灣人使用社交媒體的習慣，其中 Line 和 Facebook 仍是最受歡迎的兩大平台，而 TikTok 和 Instagram 則顯示出較為年輕族群的偏好。

Partipost 社群研教室 (2024) 指出台灣社群媒體用戶數量約佔 80.2%，位居於全球第 10 名，等於每人平均擁有 6.5 個社群帳號。Facebook 至今仍為重要的社群媒體平台，其主要使用者年齡集中於 25 至 44 歲之間，且男女比例大致相當。然而，現今使用者在 Facebook 上發文的頻率已有所下降，較常用於瀏覽新聞或娛樂相關內容。相較之下，Instagram 仍維持其圖文社群領導地位，全球用戶已達 3 億人，在台灣的總使用人數約為 1,135 萬人。根據數據顯示，女性用戶比例 (56%) 略高於男性 (44%)，主要使用者年齡集中於 20 至 29 歲 (約佔 37%)，其次為 30 至 39 歲族群 (約佔 26%)。而 13 至 19 歲的用戶僅約 69 萬人，顯示 Z 世代的社群媒體使用習慣已有顯著改變，Instagram 對其而言已不再是主要使用平台之一。從 Instagram 近年積極推動平台功能多元化的趨勢中可觀察到，除了傳統的圖片貼文外，「限時動態」與「Reels」等形式亦逐漸成為用戶進行內容經營與社交互動的重要工具。

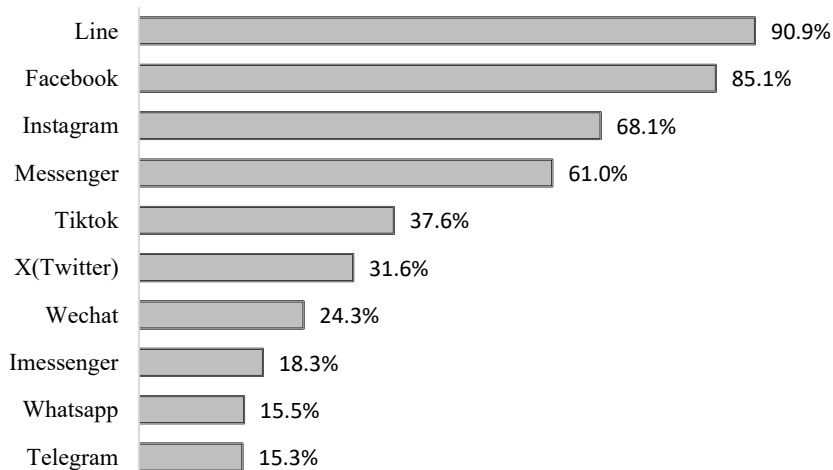


圖 2-1 臺灣網路使用者（16 至 64 歲）社群媒體平台每月使用圖

表 2-3 社群媒體平台特性整理

研究內容	使用者族群與社交互動特性	演算法推薦機制的影響	社交互動模式	平台影響力與廣泛性	參考文獻
Instagram	主要為年輕族群（Z 世代、千禧世代），社交互動頻繁，依賴視覺內容	透過用戶行為（按讚、留言、觀看）個性化推薦，強化興趣與社交互動	具備限時動態、Reels、貼文等多種互動形式，影響社群認同與互動	全球 20 億月活躍用戶，品牌、創作者與社群互動的重要平台	台北行銷事務所 (2024)； Aydin et al. (2022)； (Meisner et al., 2024)
Facebook	主要為年長族群，熟人社交為主，互動頻率較低	以關係網絡為主，推薦機制影響較弱	以朋友、家人為主的熟人社交，互動模式較單一	用戶數較多，但互動活躍度下降	台北行銷事務所 (2024)； 鄭雅文 (2015)； Bailo et al. (2021)

Tiktok	年輕族群為主，內容消費導向，互動性較低	以興趣為導向的推薦機制，社交互動較少	以短影音為主，互動多為觀看與按讚，社交影響有限	內容消費量高，但社交層面影響力較低	啟程教育學院 (2024); Ehret (2024); Obreja. (2024)
X(Twitter)	以新聞、時事討論為主，偏公共議題	主要推薦熱門話題，較少強調個人化推薦	以轉推、留言為主，主要聚焦公共議題討論	主要影響新聞與政治討論，社交互動較少	IEO 國際財經科技前沿觀察 (2023); Aydin et al. (2022); (Cinelli et al., 2021);

資料來源：本研究自行整理



貳、Instagram 介紹與現況

Instagram 是一個以視覺內容為主的社群媒體平台，短視頻及限時動態功能吸引了大量年輕用戶。互動性和個性化的使用功能，不僅增強了用戶間的互動，也促使用戶們在平台上建立更緊密的社交連結。Instagram 以其豐富的視覺功能，讓用戶能夠分享、瀏覽和評論照片、影片及限時動態，並記錄日常生活、回憶或心情，無論是透過圖像或文字呈現。此外，Instagram 也提供結交新朋友或維持現有關係的機會，並能讓用戶與全球各地的其他人互動(Lee et al., 2015)。Aydin et al. (2022) 指出，Instagram 和 Twitter 相比其他社群媒體平台有兩個重要特徵，包含訊息系統採用扁平層次結構，不依賴聯絡程度如家人或朋友，以及支援主題標籤功能，可自動聚合所有包含相同主題標籤的貼文。

Instagram 滿足使用者的需求包括對他人的監視、社交互動以及自我表達 (Sheldon & Bryant, 2016)。圖像相比文字更能讓使用者傳達廣泛的訊息，是 Instagram 能持續成長的原因之一，且圖像訊息有時無法僅用言語表達，例如氛圍和情感 (Song et al., 2018)。社群媒體平台經常設置「喜歡」按鈕，為用戶提供了一種便利的社交驗證機制，使用者的追蹤者數量也成為評估其社會影響力的另一個指標。比如，Instagram 的「藍色勾號」標誌通常頒發給擁有大量追隨者及顯著影響力的個人，用戶透過「喜歡」和他人的認可來建立、維持及評估彼此關係的品質。當我們分享獲得他人認可的內容或表達符合他人觀點的意見時，通常也會獲得相應的認可。此外，內容創作者會利用按讚和追蹤的數據來評估哪些內容能達到更高的覆蓋率和受認可程度。相對而言，這些創作者和用戶會選擇使用流行且具吸引力的內容，來追求更多的按讚和追蹤者 (Lim & Tan, 2024)。

Statista(2024)統計顯示(見圖 2-2)，Instagram 全球用戶中，超過六成為 18 至 34 歲的年輕人群體，31.7%的用戶年齡介於 18 歲至 24 歲，30.6%的用戶年齡介於 25 歲至 34 歲。由此可發現，Instagram 用戶大多集中於年輕族群。由於年輕族群的喜好涉獵廣泛，加上平台時常推出新功能，使得資訊傳播推廣更加快速。截至 2024 年初，台灣共有 1,135 萬名 Instagram 使用者，34 歲以下的人口佔總用戶 7 成，其中 25 歲至 34 歲的比例最高 (Kemp, 2024)。其以視覺為主導的特性使其在全球範圍內成為最具影響力的社群媒體之一。Instagram 上的照片、影片、限時動態 (Stories)、短影片 (Reels) 等功能，無形中塑造了現代人的社交方式和互動模式。特別是推薦機制的發展，改變了用戶所接觸的資訊種類與數量，進一步影響他們的社交行為與決策。

根據 Partipost 社群研教室 (2024) 整理，2024 年 Instagram 台灣用戶年齡分布，主要年齡層為 20 至 29 歲，擁有 425 萬名用戶，佔整體 37%；其次為 30 至 39 歲，擁有 300 萬名用戶，約佔 26%；再來為 40 至 49 歲，仍擁有 195 萬名用戶。

然而，13 至 19 歲的使用者比例顯著低於其他年齡層，可以看出 Z 世代的使用習慣改變，不再將 Instagram 當作主要使用的社群平台。

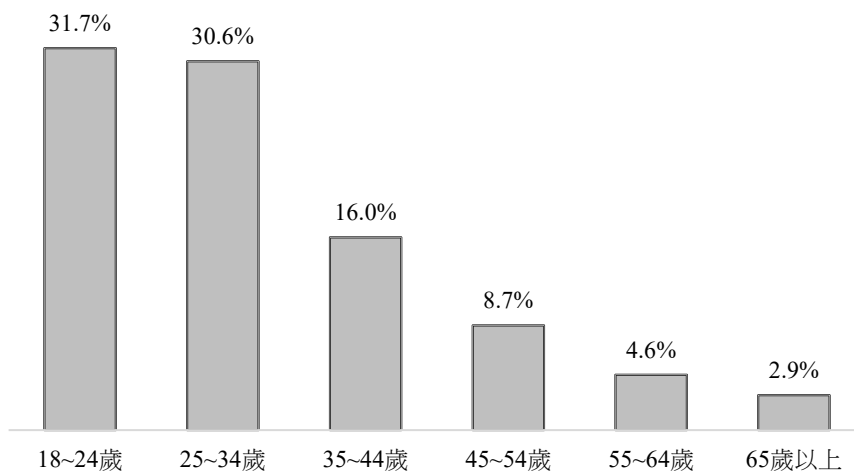


圖 2-2 2024 年全球 Instagram 用戶分布

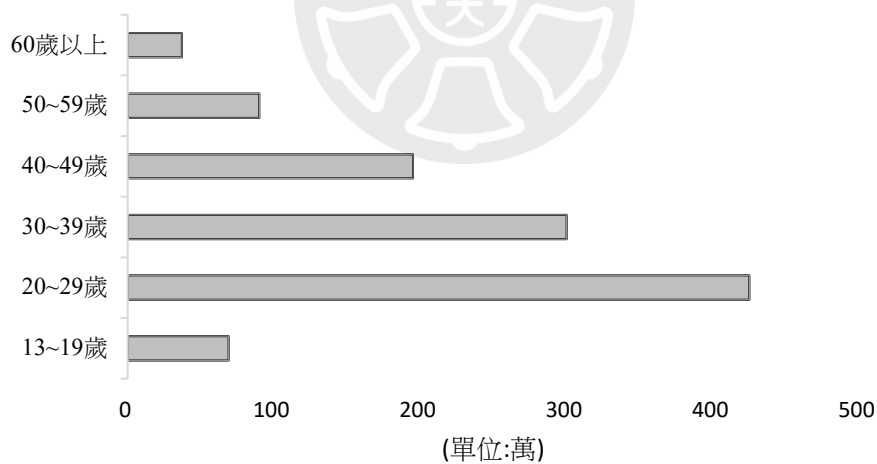


圖 2-3 2024 年台灣 Instagram 用戶分布

參、Instagram 用戶社交行為與相關理論

Instagram 是一款照片分享的手機應用程式，用戶可以拍照、添加濾鏡，並將照片分享到平台本身，以及其他平台如 Facebook 和 Twitter (Stec, 2015)。在 Instagram 上，用戶可以通過各種形式的貼文發布與自己相關的資訊，例如照片、自拍、短影片和文字說明(Lee et al., 2015)。此外，Instagram 還提供多種廣告格式，讓企業能夠分享產品資訊，並透過吸引注意力的視覺內容激發觀眾的興趣。這些廣告讓用戶能夠自由控制接收到的資訊量，並能透過互動式貼紙(如民意調查、測驗、問題)等功能，與品牌或其他用戶進行交流，進一步促進購物環境中的社交互動。Instagram Stories 則擁有多項高度互動的功能，透過增強用戶控制和雙向通訊功能並允許自訂這些功能，使社群媒體互動性更進一步，例如允許用戶參加測驗和投票，並顯示即時結果(Kim et al., 2023)。

Instagram 是一種垂直媒體，一些帳戶擁有數千名粉絲，但彼此之間並不一定有互動關係。想在 Instagram 上成功，不只需要有大量粉絲，還要盡量少追蹤其他帳號，藉此傳遞「很多人關注我，但我不在乎他們」的訊號。而且，如果用戶沒有追蹤某個帳號，該帳號的內容就不會出現在用戶的提要中，自然也不會引起注意。與 Facebook 不同的是，Instagram 貼文更多是鼓勵粉絲與貼文互動，而不是與創作者互動。更重要的是，Instagram 貼文的核心目的並非建立雙向互動，而是透過追蹤者之間的互動來維持和擴大影響力(Etienne & Charton, 2024)。

社會資本理論 (Social Capital Theory) 認為，人際關係與網絡連結能為個人帶來資源、資訊與支持，有助於社會互動與信任的建立 (Putnam, 2000)。在社群媒體的使用情境中，Instagram 推薦機制透過演算法連結用戶與更多潛在的社交對象，使其能夠跨出原有社交圈，接觸到多元社群，進而促進社交拓展與網絡資源的累積 (Ellison et al., 2007)。此外，社會臨場感(Social Presence)理論指出，人們在媒體環境中感受到他人存在的程度會影響其互動意願(Short, Williams, & Christie, 1976)。

當 Instagram 推薦與用戶相關的貼文，如朋友的動態或高關聯度的內容，會讓用戶覺得社交距離縮短，進而提高互動意願。

同時，選擇性接觸理論(Selective Exposure Theory)強調，人們偏好選擇與自身觀點或興趣一致的資訊(Stroud, 2008)。Instagram 的推薦機制不斷推送用戶常觀看的內容，使其興趣更加集中與深化(Tewksbury & Rittenberg, 2012)。這種現象與「演算法飼養皿(Algorithmic Filter Bubble)」概念相符，顯示演算法會加強用戶對特定議題的關注，形成資訊接收的封閉性(Pariser, 2011)。此過程亦與同溫層效應相關，社群媒體推薦機制讓用戶主要接觸與自身觀點相似的內容與人群，進一步強化原有立場與行為模式(Cinelli et al., 2021)。



第四節 文獻探討小結

透過上述文獻可知，Instagram 主要通過點讚、留言、分享等互動方式進行，然而隨著推薦機制的進步與優化，用戶們的互動模式也會變得更加個性化。用戶們不僅會依據自身興趣選擇關注對象，還會根據平台推薦機制推送的內容來調整自己的社交行為，從而影響了他們與不同社群之間的互動機會。這種以推薦機制為驅動的互動方式，讓用戶的選擇更加多元化，但同時也改變了他們與不同社群的接觸機會和互動頻率。

此外，Instagram 的推薦機制通過記錄用戶的行為數據（例如點擊、瀏覽歷史及互動頻率）來進行精準內容推薦，這使得用戶可以在平台上接收到更符合個人偏好的資訊。儘管這種個性化的推薦機制有效提升了用戶的參與度與使用黏著度，但也可能導致資訊接收的單一化，逐漸形成過濾泡沫或迴聲室現象。當用戶習慣於接收特定類型的內容時，與異質觀點的接觸機會可能會大幅減少，從而影響其多元社會觀點的形成。

研究亦指出，社群媒體平台的互動模式會受到用戶社會背景的影響，例如文化差異、教育水平及社交圈層次。這些因素不僅決定了用戶在平台上的使用行為，還影響了他們與不同群體的互動傾向。例如，某些用戶可能更傾向於與同溫層內的個體進行互動，而忽略來自不同文化或價值觀的觀點，進一步加強了推薦機制促成的資訊隔離現象。

總體而言，Instagram 作為一種高度互動的社群媒體工具，其推薦機制和用戶行為之間形成了一種相互作用的循環。用戶的選擇和偏好不僅驅動了推薦機制的優化，推薦機制亦反過來影響了用戶的互動方式及資訊接收範圍。這種動態的互動模式顯示，社群媒體在促進社交聯繫與資訊傳播的同時，也需要更加關注如何平衡個性化推薦與多元化資訊接觸之間的關係。

第三章 研究設計與實施

本章節共有五小節，包含「研究架構與假設」、「研究方法」、「研究對象」、「問卷設計與實施」及「資料分析方法」。

第一節 研究架構與假設

壹、研究架構

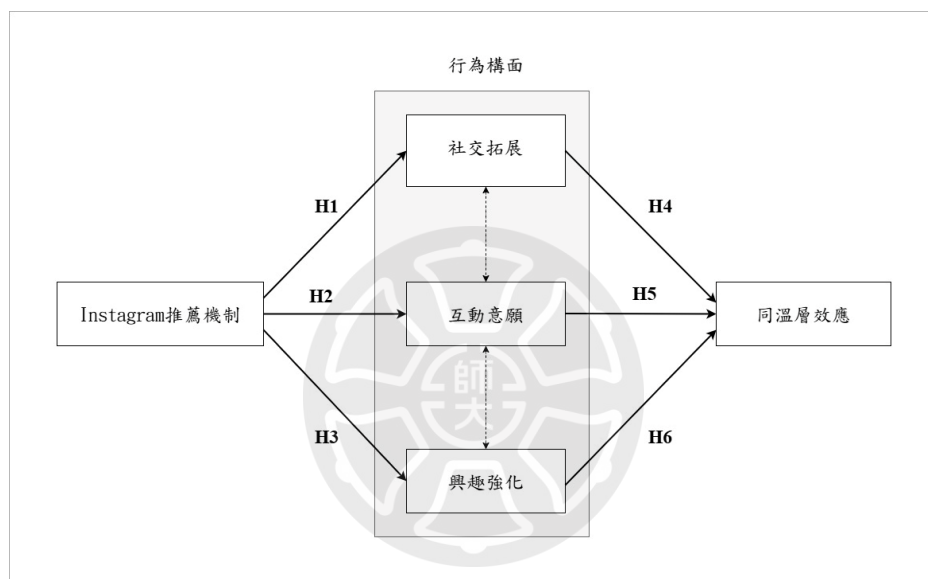


圖 3-1 研究架構圖

貳、研究假設

H1：Instagram 推薦機制與用戶的社交拓展具有顯著正向關係。

H2：Instagram 推薦機制與用戶的互動意願具有顯著正向關係。

H3：Instagram 推薦機制與用戶的興趣強化具有顯著正向關係。

H4：用戶的社交拓展對同溫層效應具有顯著正向影響。

H5：用戶的互動意願對同溫層效應具有顯著正向影響。

H6：用戶的興趣強化對同溫層效應具有顯著正向影響。

表 3-1 研究假設對應之理論與解釋

研究假設	理論	解釋
H1：「Instagram 推薦機制」與「社交拓展」呈正相關	社會資本理論	Instagram 推薦機制有助用戶發現與原本不熟悉社群的新連結，建立橋接型社會資本，拓展社交網絡。
H2：「Instagram 推薦機制」與「互動意願」呈正相關	社會臨場感理論	當推薦內容來自熟悉對象或高度關聯內容時，用戶會感覺到社交的即時性與存在感，進而提高互動意願。
H3：「Instagram 推薦機制」與「興趣加深」呈正相關	選擇性接觸理論	用戶傾向選擇與自身興趣一致的內容，推薦機制強化這種行為，使興趣更集中與深化。
H4、H5、H6：用戶的「互動意願、社交拓展、興趣強化」與「同溫層效應」呈正相關	同溫層效應	使用者在社群媒體上展現較高的互動意願、積極拓展社交關係，並持續深化個人興趣，會更容易在平台上受到個性化推薦機制影響，頻繁接觸與自身觀點或喜好相近的內容與人群，進而加速同質性社交圈的形成，導致社交互動日益侷限於相似觀點的使用者之間，形成同溫層效應。

資料來源：本研究自行整理

第二節 研究方法

本研究採用量化研究方法，以問卷調查為主要數據收集工具，透過問卷來測量 Instagram 推薦機制對用戶互動意願、社交拓展、興趣偏好、及同溫層效應的影響。問卷共設計四個構面：推薦機制對社交拓展的影響、推薦機制對互動意願的影響、推薦機制對興趣強化的影響，以及推薦機制對同溫層效應的呈現與影響。

由於問卷中並未設計單一題項以衡量受試者對「Instagram 推薦機制」整體感知，因此本研究採用四個構面之平均分數，作為用戶對 Instagram 推薦機制影響的綜合性指標。此四構面均為平台演算法所可能引發的行為結果，且經信度分析後，Cronbach' s α 值皆達可接受標準，具備合併分析之合理性。

本研究問卷題項皆採用選擇題設計，採用 Likert 五點量表（1 分為「完全不符合」，5 分為「非常符合」）衡量受試者之回答。各構面設計 4 至 5 題對應項目，量測 Instagram 推薦機制於不同層面上的影響。問卷構面與題項彙整如表 3-2 所示：

表 3-2 用戶社交行為之衡量題項與來源

構面	題項	參考文獻
互動意願	<ol style="list-style-type: none">1. Instagram 推薦的內容讓我更容易參與與其他用戶的討論與意見交流。2. Instagram 推薦的內容讓我更容易與朋友建立聯繫並增加互動。3. Instagram 推薦的內容讓我更容易認識新朋友，進而提升互動意願。4. 當 Instagram 推薦的內容是朋友或常互動對象的內容時，我更願意參與留言或討論。5. 當 Instagram 推薦的內容符合我的興趣時，我更容易與朋友一起討論。	曾逸軒 (2018)；

<p>社交拓展</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Instagram 幫助我融入原本較少接觸的社群。 2. Instagram 讓我建立了一個能提供社交支持的網絡。 3. 在 Instagram 上，我願意認識朋友的朋友，並樂於與他們互動。 4. 相較於現實生活，我在 Instagram 上互動的朋友更多。 	<p>林明秀 (2019)； Chen et al.(2022)</p>
<p>興趣強化</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 您是否認為 Instagram 的推薦內容符合您的興趣？ 2. 您是否會透過 Instagram 認識與自己有相同興趣的人？ 3. Instagram 上的內容是否會影響您對某些主題的興趣強度？ 4. 您是否會因為 Instagram 的推薦內容而改變關注的主題或興趣？ 	<p>阮文成 (2016)； Swart (2021)</p>
<p>同溫層 效應</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 我在 Instagram 上會傾向接收與我想法一致的資訊。 2. 我在 Instagram 上會傾向選擇觀看符合我既有信念的內容。 3. 當 Instagram 推薦的內容與我的觀點一致時，我更願意點讚、留言或分享。 4. 我在 Instagram 上主要接收到的資訊來自與我有相似觀點的朋友或社群。 5. 我在 Instagram 上討論時，通常會分享與我的社群大多數人相同立場的內容。 	<p>江義平等 (2019)； 劉建志 (2020)</p>

資料來源：本研究自行整理

第三節 研究對象

根據研究目的和文獻討論，Instagram 作為年輕族群偏好的互動平台，透過推薦機制向用戶推薦內容，可能影響其社交行為與互動偏好，尤其是促進與相似興趣或觀點的用戶互動。可見，年輕族群對於社群媒體的依賴度較高，在日常生活中頻繁使用 Instagram。因此，本研究對象為 18 至 34 歲 Instagram 活躍用戶，透過問卷調查法，採用便利抽樣的方式發放問卷，收集樣本期間為 2025 年 2 月底至 3 月底。



第四節 問卷設計與實施

本研究問卷共有兩部分，第一部分為基本資料，包含性別、年齡、使用 Instagram 時間與目的。第二部分為 Instagram 使用經驗，包含 Instagram 推薦機制對互動意願、社交行為、用戶興趣及同溫層效應的影響，正式問卷詳見附錄。

壹、問卷設計

一、基本資料

首先了解基本資料之背景變項，初步篩選符合本研究之可用回收問卷。內容包含受測者之性別、年齡、平均每天使用 Instagram 時間，以及使用 Instagram 主要目的。

二、Instagram 使用經驗

本構面分為四個構面，依序為 Instagram 推薦機制對互動意願的影響、Instagram 推薦機制對社交行為的影響、Instagram 對用戶興趣的強化與互動偏好，以及 Instagram 同溫層效應的呈現與影響。題目皆採用量表方式作答，以 Likert 五點量表將選項分為：非常同意、同意、普通、不同意、非常不同意，並依程度高低分別給予 5 分、4 分、3 分、2 分、1 分。

貳、問卷預試

本研究於正式問卷發放前，為檢測問卷之信度與效度，使用 SPSS 23.0 統計軟體進行預試問卷的信效度分析，總共回收 110 份有效預試問卷，並採用 Cronbach' s alpha 進行各構面內部一致性分析。根據 George & Mallery (2003) 提出的信度標準，Cronbach' s α 值介於 0 至 1 之間，當 α 值達 0.7 以上即表示信度具有可信性(如表 3-3 所示)。分析結果顯示，「互動意願」與「社交行為」構面的信度略低於 0.7，表示相關題項仍須進行修正。因此，本研究進一步執行項

目分析與因素分析，針對信效度較低之題項進行調整，包含修改措辭與刪除不適切題目，並完成正式問卷之編製（詳見附錄）。

表 3-3 各構面預試之信度分析

構面名稱	題數	Cronbach's α
互動意願	5	.684
社交拓展	6	.672
興趣加深	5	.719
同溫層效應	6	.752

資料來源：本研究自行繪製



第五節 資料分析方法

本研究問卷回收後，以「信度分析」檢測問卷各構面信度，以及「敘述性統計分析」、「皮爾森相關係數分析」、「單因子變異數分析」及「迴歸分析」，以下描述各分析方法處理的內容項目：

壹、信度分析

本研究利用 Cronbach's α 係數進行信度分析，以檢驗問卷各構面題項的內部一致性，確保量表具有良好的信度。根據 George & Mallery (2003) 提出信度值之標準，Cronbach's α 值在 0 至 1 之間，值 0.7 以上表示信度可信，值介於 0.7 至 0.8 表示信度良好，值大於 0.9 表示信度十分優良。

貳、敘述性統計分析

本研究透過敘述性統計分析，描述受訪者的基本資料及 Instagram 使用情況，包括年齡、性別、每日使用時間、主要使用目的及對推薦內容的滿意程度等。此分析用以了解樣本的基本特徵，並為後續深入分析奠定基礎。此外，針對 Instagram 推薦機制對用戶互動意願、社交行為及同溫層效應影響的相關題項，進行平均數與標準差的計算，分析受訪者對各項問題的整體傾向，呈現數據的分佈情況及整體趨勢。

參、皮爾森相關係數分析

本研究以 SPSS23.0 統計軟體進行皮爾森相關係數分析，探討 Instagram 推薦機制對用戶社交行為各構面之間的相關性。相關係數 (r 值) 範圍介於 -1 至 1，正相關表示兩變數呈同向變化，負相關則表示反向變化。本研究檢驗各構面間的相關強度與方向，以了解個性化推薦、興趣偏好強化與同溫層效應對用戶互動意願的影響程度。

肆、獨立樣本 T 檢定

本研究經由 SPSS 23.0 統計軟體進行單因子變異數分析，檢驗不同人口統計變項（如每日使用時間）對 Instagram 推薦機制影響下的社交行為構面是否存在顯著差異。透過比較各組平均數的差異，進一步了解不同背景特徵對用戶互動意願、興趣偏好及同溫層效應的影響程度。

伍、單因子變異數分析

本研究經由 SPSS 23.0 統計軟體進行單因子變異數分析，檢驗不同人口統計變項（如年齡、性別）對 Instagram 推薦機制影響下的社交行為構面是否存在顯著差異。透過比較各組平均數的差異，進一步了解不同背景特徵對用戶互動意願、興趣偏好及同溫層效應的影響程度。

陸、迴歸分析

本研究利用多元迴歸分析，檢測 Instagram 推薦機制、互動意願、社交拓展、興趣強化及同溫層效應對用戶社交行為的影響。研究目的在於了解這些因素是否會顯著影響用戶與其他用戶的互動行為，並檢視這些變數之間的關聯性。

第四章 資料分析與結果

本章節共有五小節，包含「樣本描述性分析」、「信度與效度分析」、「各構面的相關分析」、「獨立樣本 T 檢定與單因子變異數分析」及「迴歸分析」。

第一節 樣本描述性分析

壹、問卷回收概況

本研究使用便利抽樣，於社交平台發放網路問卷，研究對象為 18 至 34 歲之 Instagram 年輕用戶。收集樣本時間自 2025 年 2 月 27 日至 3 月 27 日止，共回收 351 份，扣除無效問卷後，有效問卷 333 份。

貳、樣本資料分析

本研究針對 333 份有效問卷，進行描述性統計分析。人口統計變數共 4 題，包含性別、年齡、平均每天使用 Instagram 時間，以及使用 Instagram 主要目的，樣本描述性統計結果如表 4-1 所示。

一、性別

本研究的受測者以女性居多，女性共計 232 人，佔 69.6%，男性共計 101 人，佔 30.3%。

二、年齡

本研究有效問卷中，受測者年齡 18 至 24 歲共計 207 人，佔 62.2%，25 至 34 歲共計 126 人，佔 37.8%。

三、平均每天使用 Instagram 時間

在受測者平均每天使用 Instagram 時間的部分，平均每天使用少於 30 分鐘共

計 36 人，佔 10.8%，平均每天使用 30 分鐘至 1 小時共計 101 人，佔 30.3%，平均每天使用 1 小時至 2 小時共計 106 人，佔 31.8%，平均每天使用 2 小時以上共計 90 人，佔 27%。

四、使用 Instagram 主要目的

受測者使用 Instagram 主要目的的排序中，「瀏覽貼文或限動」整體平均排名為 1.55，在所有選項中排名第一，其次是「娛樂消遣」，平均排名為 2.31，再者為「與親友互動聊天」，平均排名 2.95，而「獲取時事資訊」則為整體排序為第四，平均排名 3.19。

表 4-1 樣本描述性統計結果

項目	選項	樣本數	百分比
性別	男	101	30.3%
	女	232	69.6%
年齡	18-24 歲	207	62.2%
	25-34 歲	126	37.8%
平均每天使用 Instagram 時間	少於 30 分鐘	36	10.8%
	30 分鐘至 1 小時	101	30.3%
	1 小時至 2 小時	106	31.8%
	2 小時以上	90	27%
使用 Instagram 主要目的	瀏覽貼文或限動	排序 1: 207	62.1%
		排序 2: 80	24%
		排序 3: 36	10.8%
		排序 4: 10	3%
	獲取時事資訊	排序 1: 32	9.6%
		排序 2: 69	20.7%

	排序 3: 116	34.8%
	排序 4: 116	34.8%
娛樂消遣	排序 1: 69	20.7%
	排序 2: 131	39.3%
	排序 3: 93	27.9%
	排序 4: 40	12%
與親友互動聊天	排序 1: 25	7.5%
	排序 2: 53	15.9%
	排序 3: 88	26.4%
	排序 4: 167	50.1%

資料來源：本研究自行繪製

參、各構面之整體平均與變異情形

透過問卷回收資料之描述性統計結果，可觀察出 Instagram 用戶在四個研究構面上的整體反應表現如下，詳細題項之平均分數與標準差如表 4-2 所示：

一、社交拓展 (M = 3.74, SD = 0.81)

為四構面中平均分數最低者，顯示用戶透過 Instagram 認識新朋友或建立全新社群的機會相對較少。雖然演算法能提升互動意願與興趣連結，但其在擴展原有社交圈、促進跨群體接觸方面的效益仍相對有限，尚未明顯突破既有社群邊界。

二、互動意願 (M = 3.99, SD = 0.62)

分數僅次於興趣強化，代表受測者普遍願意針對推薦內容進行互動，例如留言、按讚或轉發。用戶不僅是被動接受推薦資訊，也會積極參與平台上的社交活動，展現出平台在促進互動參與方面的實質效果。

三、興趣強化 (M = 4.10, SD = 0.55)

為四個構面中平均分數最高者，顯示多數用戶認為 Instagram 的推薦內容與自身興趣高度相關，能有效促進原本關注主題的深入發展。此結果反映出平台演算法對於興趣類型的判斷與推薦相當精準，具有強化用戶內容偏好的效果，也說明用戶對演算法所產生的內容貼合感普遍具有高度認同。

四、同溫層效應 (M = 3.88, SD = 0.60)

多數用戶表示，Instagram 推薦的內容通常傾向與自己原有興趣或觀點相符，代表同質性資訊的出現頻率相對較高。這顯示出演算法可能在不自覺中加強了資訊同溫層的形塑，也可能對用戶接觸異質觀點的機會造成一定限制。

表 4-2 各構面之平均數與標準差

構面	題項	平均數	標準差
社交拓展	1. Instagram 的推薦內容讓我更容易接觸到原本較少往來的社群，增加我的社交範圍。	3.6	.853
	2. Instagram 透過推薦功能幫助我找到有相似興趣的人，並建立穩定的社交連結。	3.6	.779
	3. 當 Instagram 推薦的朋友與我的現有朋友有共同連結時，我更願意與對方互動。	3.9	.796
	4. 相較於現實生活，我更常透過 Instagram 推薦的內容或朋友來發起互動。	3.7	.812
互動意願	5. 當 Instagram 推薦的內容與熱門討論話題相關時，我更容易參與留言或討論。	4	.752
	6. Instagram 推薦的內容讓我更容易	4.1	.731

	與現有朋友產生互動，例如留言、標記或分享內容。		
	7. Instagram 推薦的內容讓我更容易接觸到新朋友，並提高與他們互動的可能性。	3.6	.879
	8. 當 Instagram 推薦的內容來自我經常互動的對象時，我會更願意參與留言或討論。	3.9	.803
	9. 當 Instagram 推薦的內容符合我的興趣時，我更容易與他人主動發起對話或討論。	4.1	.714
興趣強化	10. 當 Instagram 的推薦內容符合我的興趣時，我更容易點讚、留言或分享。	4	.743
	11. Instagram 的推薦內容讓我開始關注過去未曾關心的主題，進而提升我在該主題上的互動頻率。	4	.781
	12. Instagram 經常推薦與我過去觀看或互動過的內容相似的主題，使我更傾向與有相同興趣的用戶互動。	4.2	.717
	13. 長期觀看 Instagram 推薦的內容，使我對某些特定主題的參與度與討論意願逐漸提升。	4	.755
同溫層效應	14. 我在 Instagram 上會優先觀看或接收與我想法一致的內容。	4.1	.812
	15. 當 Instagram 推薦的內容與我的觀點一致時，我更願意點讚、留言或分享。	4.2	.751
	16. 我在 Instagram 上主要接收到的資訊來自與我有相似觀點的朋友或社群，讓我更難看到不同觀點的內容。	3.8	.873

17. 我在 Instagram 上討論時，通常會分享與我的社群大多數人相同立場的內容。	3.8	.794
18. 長期觀看 Instagram 上相似觀點的內容，使我對不同立場的觀點接受度降低。	3.3	.835

資料來源：本研究自行繪製



第二節 信度與效度分析

壹、信度分析

本研究問卷分為四個構面，分別為互動意願、社交拓展、興趣強化及同溫層效應。經過預試之信效度分析，並修改問卷題項後，針對正式問卷重新進行信效度分析。本研究之信度分析採用 Cronbach' s α 係數，檢驗問卷各構面題項的內部一致性。依照 George & Mallery (2003) 提出信度值標準，值 0.7 以上表示信度可信，值介於 0.7 至 0.8 表示信度良好，值大於 0.9 則表示信度十分優良。本研究之信度分析中，各構面 Cronbach' s α 係數皆大於 0.7，表示各構面題項具有內部一致性，如表 4-3 所示。

表 4-3 信度分析

構面名稱	題數	Cronbach's α
互動意願	4	.813
社交拓展	5	.837
興趣加深	5	.735
同溫層效應	4	.752
總量表	18	.908

資料來源：本研究自行繪製

貳、效度分析

問卷效度檢測方面，本研究進行效度分析前，先利用 Kaiser-Meyer-Olkin 取樣適切性檢定(KMO)與 Bartlett 球形檢定。KMO 值 0.5 以上表示適合作因素分析，KMO 值越高，表示題項間的共同因素越多，且 Bartlett 球形檢定的顯著性必須 ≤ 0.05 ，表示試題間有高度相關，兩者皆達成則適合作因素分析。

本研究問卷檢測所有構面 KMO 值皆 0.5 以上，表示各構面的題項間皆具有相關性，適合作因素分析。且 Bartlett 球形檢定的顯著性皆小於 0.001，達顯著標準，表示試題間有高度相關。結合以上檢測，此研究適合進行因素分析，分析結果如表 4-4 所示。故接續進行因素分析，結果顯示各題因素負荷量皆大於 0.5，達到顯著水準，分析結果如表 4-5 所示。

表 4-4 各構面 KMO 與 Bartlett 球形檢定

		問卷構面			
檢測方法		互動意願	社交拓展	興趣強化	同溫層效應
Kaiser-Meyer-Olkin					
	取樣適切性量數	.805	.789	.751	.737
Bartlett	近似				
	卡方值	559.258	536.651	274.900	348.355
球形檢定	df	10	6	6	10
	顯著性	.000*	.000*	.000*	.000*

註：* $p < 0.001$

資料來源：本研究自行繪製

表 4-5 因素分析

題目	因素名稱			
	互動意願	社交拓展	興趣強化	同溫層效應
d	.789	.254	.044	.226
d	.780	.318	-.022	.091
d	.667	.276	.232	.135
d	.639	.439	-.012	.216
d	.611	.020	.405	.094
d	.579	.037	.445	.056
d	.546	.360	.098	.242
d	.527	.075	.476	.234
d	.232	.750	.217	.039
d	.182	.715	.240	.125
d	.433	.561	.224	.135
d	.452	.545	.238	.111
d	.107	.266	.736	-.071
d	.082	.212	.725	.236
d	.074	.248	.610	.318
d	.248	-.012	-.026	.810
d	.079	.111	.233	.707
d	.269	.315	.265	.598
特徵值	3.393	2.958	2.788	2.851
解釋變異量(%)	18.850	16.433	15.489	15.839
總解釋變異量(%)	66.611			
KMO 值	.92			

註：因素負荷量>.500，以粗黑體表示。

資料來源：本研究自行繪製

第三節 各構面的相關分析

本研究以皮爾森相關係數，探討各構面間是否具相關性，分析其相關性高低程度。根據相關係數的意義，0.7 以上為高度相關，0.3~0.7 為中等相關，相關係數 0.3 以下為低相關 (黃婉璇，2018)。結果顯示，本研究各構面間皆達到顯著正相關，如表 4-6 所示。

表 4-6 各構面之相關係數表

構面	平均數	標準差	互動 意願	社交 拓展	興趣 強化	同溫層 效應	推薦 機制
互動 意願	19.9249	3.10224	1				
社交 拓展	14.9790	3.22866	.741**	1			
興趣 強化	16.4084	2.20927	.629**	.622**	1		
同溫層 效應	19.3754	2.98696	.533**	.508**	.560**	1	
推薦 機制	17.6719	2.41417	.878**	.872**	.812**	.778**	1

註：N=333

**p<0.01

>0.7 高度相關者，以粗黑體表示。

資料來源：本研究自行繪製

第四節 獨立樣本 T 檢定與單因子變異數分析

本研究針對三個背景變項（性別、年齡、每日使用時數），分析其在 Instagram 使用行為的四個構面（互動意願、社交拓展、興趣強化、同溫層效應）上的差異。性別與年齡採獨立樣本 T 檢定，每日使用時數採單因子變異數分析，以檢視不同群體間的顯著性差異。

壹、獨立樣本 T 檢定

為探討不同背景變項對用戶在 Instagram 上社交行為的影響，本研究採用獨立樣本 T 檢定，針對性別與年齡變項進行分析，檢視其在互動意願、社交拓展、興趣強化及同溫層效應等構面上是否存在顯著差異。透過比較不同群體間的平均數，可更深入理解背景因素對於演算法推薦內容接受程度與社交行為表現的潛在影響。

一、互動意願構面之性別差異分析

在互動意願的構面中，男性受試者的平均得分為 20.39，略高於女性的 19.72。雖然在數值上呈現一定差距，但經由獨立樣本 t 檢定分析後顯示，兩者之間的差異未達統計顯著水準 ($p=.073$)。表示無論性別如何，用戶對於 Instagram 平台上主動參與互動（如按讚、留言、分享）無明顯差異。此現象可能反映出，在以視覺互動為主的社群平台中，互動機制已成為跨性別的普遍行為模式，而非僅侷限於特定性別的使用者偏好。

二、社交拓展構面之性別差異分析

針對社交拓展的構面，男性受試者的平均得分為 15.44，略高於女性的 14.78，顯示男性用戶在 Instagram 上與他人產生交流或維繫社群關係的行為略為活躍。但 T 檢定分析結果同樣未達統計顯著水準 ($p=.089$)，顯示兩性在社交拓展上並無明顯差異。此結果可能說明，Instagram 平台透過演算法所創造出的社交環境，已使

男女用戶的社交參與行為趨於一致，演算法所推薦的內容與互動機會，可能不再顯著區分性別差異。

三、興趣強化構面之性別差異分析

在興趣強化構面中，女性受試者的平均數為 16.40，男性則為 16.44，數據幾乎一致，顯示男女對於平台所推薦內容的興趣加深感受相當類似。即便 Levene 等變異數檢定結果顯示需使用不等變異數 T 檢定，但最後所得的 T 值亦未達顯著 ($p = .891$)。此結果指出，不論性別為何，用戶在 Instagram 上接收、關注與自身興趣相符的內容、帳號或主題標籤時，演算法所產生的內容強化效果對兩性具有相近的影響力，也呼應當代社群媒體已將使用者內容偏好納入演算法推薦系統設計，使其跨性別達成一致的使用行為反應。

四、同溫層效應構面之性別差異分析

同溫層效應的構面中，男性使用者的平均數為 19.78，略高於女性的 19.28，但差異並不明顯。T 檢定結果顯示，同溫層效應構面對於不同性別無顯著性差異 ($p = .401$)。從結果可知，不論性別，Instagram 演算法均可能讓使用者更頻繁接觸相同觀點、類似內容與同質性群體，從而形成特定資訊圈層。結果亦表明，同溫層效應在目前的社群平台推薦機制下，是所有用戶普遍面對的現象，而非單一性別族群所特有的資訊偏向或互動狀況。

綜合上述分析，性別在互動意願、社交拓展、興趣強化與同溫層效應四個構面中，皆未呈現顯著的差異，顯示 Instagram 平台演算法在推薦與互動促進上，對不同性別使用者的影響趨於一致。這表示現在的社群媒體平台越來越傾向根據每個人的使用習慣來推薦內容，讓不同性別的使用者在互動行為上的差異變得比較小，比起性別，平台更看重的是用戶的興趣和使用方式。

表 4-7 不同性別與各構面之差異分析表

構面	性別	平均數	標準差	變異數相等 Levene 檢定		平均值等式的 T 檢定			
				F 值	P 值	T 值	雙尾顯著性	95% 差異數信賴區間	
								下限	上限
互動意願	女	19.72	3.146	.002	.961	-1.796	.073	-1.387	.063
	男	20.39	2.963						
社交拓展	女	14.78	3.185	.043	.835	-1.708	.089	-1.410	.099
	男	15.44	3.297						
興趣強化	女	16.40	2.070	4.414*	.036	-.137	.891	-.601	.523
	男	16.44	2.512						
同溫層效應	女	19.28	2.935	.166	.684	-.841	.401	-1.000	.401
	男	19.58	3.109						

註：N=333

* $p < 0.05$

資料來源：本研究自行繪製

五、互動意願在不同年齡層之差異分析

本研究針對不同年齡層使用者在 Instagram 平台上的互動意願進行獨立樣本 T 檢定，以瞭解年齡變項是否對該構面產生顯著影響。結果顯示，18 至 24 歲的受測者平均數為 19.93 (SD = 3.14)，25 至 34 歲為 20.09 (SD = 3.05)，兩組在互動意願上的差異並未達顯著水準 ($p = .667$)。此結果說明，儘管不同年齡層在日常社群互動中可能有不同使用習慣，但在使用 Instagram 平台時，其願意主動參與互動的程度大致相同，顯示平台設計與演算法推薦在互動意願上，可能已模糊年齡差異的影響。

六、社交拓展在不同年齡層之差異分析

在社交拓展構面的比較上，18 至 24 歲用戶的平均得分為 14.97 (SD=3.24)，而 25 至 34 歲為 15.04 (SD = 3.27)，兩組差異極小，經 T 檢定後亦未達顯著差異 ($p = .852$)。顯示 Instagram 平台不僅打破了時間與空間限制，也縮小了年齡間的社交拓展差異，無論是哪個年齡層，皆傾向使用平台進行人際互動與維繫社群關係，其社交拓展受到年齡的影響可能相對薄弱。

七、興趣強化在不同年齡層之差異分析

針對興趣強化的構面，T 檢定結果指出，18 至 24 歲組的平均數為 16.52 (SD = 2.12)，25 至 34 歲為 16.35 (SD = 2.41)，兩組之間並無顯著差異 ($p = .545$)。此結果表示，Instagram 的推薦演算法無論對於哪個年齡層皆能達到一定程度的興趣黏著效果，使得用戶在瀏覽過程中不斷被推送與自身偏好相近的內容，進而讓使用者持續接觸自己喜歡的內容，加深原本的興趣。這也代表，無論是哪個年齡層，演算法在推送感興趣內容方面效果都差不多，年齡並不會有太大影響。

四、同溫層效應在不同年齡層之差異分析

在同溫層效應的構面上，18 至 24 歲組的平均為 19.37 (SD = 2.89)，而 25 至 34 歲組則為 19.50 (SD=2.85)，兩組數值極為接近，亦未呈現顯著差異 ($p = .899$)。結果顯示，同溫層效應在不同年齡層之間的影响幅度趨於一致。換句話說，18 至 34 歲的用戶，皆有可能因為平台推薦的內容越來越一致，與觀點相似的使用者互動頻率提升，而與不同觀點者接觸的機會降低。

綜合以上分析結果可見，年齡層在 Instagram 使用上的主要構面，包括互動意願、社交拓展、興趣強化與同溫層效應，皆未出現顯著差異，分析結果如 4-8 所示。此結果反映出，隨著平台推薦機制的日趨成熟與使用介面的標準化，Instagram 在不同年齡層的用戶身上展現出相似的使用行為特徵。年齡雖為人口統計的重要變項，但在演算法主導資訊流動的社群環境中，其對用戶行為的影響相對減弱，進一

步驗證了社群平台逐漸將「使用行為」凌駕於「使用者背景」之上的趨勢。

表 4-8 不同年齡層與各構面之差異分析表

構面	年齡	平均數	標準差	變異數相等 Levene 檢定		平均值等式的 T 檢定			
				F 值	P 值	T 值	雙尾顯著性	95%差異數信賴區間 下限 上限	
互動意願	18-24 歲	19.93	3.137	.180	.672	-.430	.667	-.903	.579
	25-34 歲	20.09	3.053						
社交拓展	18-24 歲	14.97	3.238	1.236	.267	-.187	.852	-.850	.703
	25-34 歲	15.04	3.269						
興趣強化	18-24 歲	16.52	2.115	2.432	.120	.606	.545	-.371	.700
	25-34 歲	16.35	2.411						
同溫層效應	18-24 歲	19.37	2.886	2.385	.124	.127	.899	-.683	.776
	25-34 歲	19.32	3.277						

註：N=333

資料來源：本研究自行繪製

貳、單因子變異數分析

為進一步探討 Instagram 使用時間對用戶社交行為的影響，本研究以每日使用時數為自變項，進行單因子變異數分析，檢視其對各構面（互動意願、社交拓展、興趣強化、同溫層效應）之差異情形。不同使用時數可能代表用戶對平台黏著度與參與程度的差異，進而反映在社交意圖與行為表現上。以下針對四個構面逐一說明分析結果：

一、每日使用時數與互動意願之差異分析

透過單因子變異數分析，本研究發現 Instagram 每日使用時間對用戶的互動意願具有顯著影響（ $F = 9.611$ ， $p < .001$ ）。Scheffe 事後比較顯示，每日使用時間低於 30 分鐘者，其互動意願平均得分（ $M = 17.75$ ）明顯低於其餘三組，尤其與 2-3 小時使用者（ $M = 20.66$ ）落差最大。這顯示使用時間的增加與互動參與呈正向關係，可能是因為長時間接觸平台，提升了回應與參與貼文的機會與動機。

二、每日使用時數與社交拓展之差異分析

在社交拓展構面方面，分析結果同樣呈現顯著差異（ $F = 8.783$ ， $p < .001$ ）。低使用時數組（ $M = 12.83$ ）在社交拓展表現上顯著低於中高使用時數者，特別是與 2-3 小時組（ $M = 15.97$ ）差距明顯。這可能反映出長時間使用者更常參與社群互動，例如留言、標記朋友或分享貼文等，顯示社交拓展隨平台黏著度而提升。

三、每日使用時數與興趣強化之差異分析

本研究亦觀察到興趣強化與使用時間之間的關聯性（ $F = 8.768$ ， $p < .001$ ）。每日使用少於 30 分鐘的用戶，在此構面平均得分（ $M = 14.92$ ）低於其餘三組，顯示長時間使用者因演算法反覆推薦偏好內容，更容易強化既有興趣。這種內容聚焦的現象可能進一步引導用戶與特定主題或帳號產生更高頻率的互動行為。

四、每日使用時數與同溫層效應之差異分析

最後，針對同溫層效應構面，結果顯示組間差異達統計顯著水準 ($F=6.686$, $p<.001$)。1-2 小時 ($M=19.82$) 及 2-3 小時 ($M=20.06$) 組別的分數皆顯著高於 30 分鐘以下使用者 ($M=17.92$)，代表重度使用者更容易落入同溫層，隨著使用時間的拉長，用戶更容易陷入以相似觀點內容為主的推薦系統，逐漸減少與不同觀點的接觸，進而加深同溫層效應的產生。分析結果如 4-9 所示：



表 4-9 每日使用 Instagram 時數與各構面之差異分析表

構面	每日使用時數	人數	平均數	標準差	F 值	P 值	Scheffe 事後比較
互動 意願	(1)少於 30 分鐘	36	17.75	3.667	9.611***	.000	1<2
	(2) 30 分鐘-1 小時	101	19.54	2.945			1<3
	(3) 1-2 小時	106	20.41	2.811			1<4
	(4) 2-3 小時	90	20.66	2.942			
社交 拓展	1. 少於 30 分鐘	36	12.83	3.325	8.783***	.000	1<2
	2. 30 分鐘-1 小時	101	14.81	3.123			1<3
	3. 1-2 小時	106	15.03	3.078			1<4
	4. 2-3 小時	90	15.97	3.085			
興趣 強化	1. 少於 30 分鐘	36	14.92	2.062	8.768***	.000	1<2
	2. 30 分鐘-1 小時	101	16.15	2.179			1<3
	3. 1-2 小時	106	16.77	2.135			1<4
	4. 2-3 小時	90	16.87	2.116			
同溫 層效 應	1. 少於 30 分鐘	36	17.92	2.892	6.686***	.000	1<3
	2. 30 分鐘-1 小時	101	18.82	2.816			1<4
	3. 1-2 小時	106	19.82	2.784			2<4
	4. 2-3 小時	90	20.06	3.167			

註：N=333

***p<0.001

資料來源：本研究自行繪製

第五節 迴歸分析

為進一步檢驗 Instagram 推薦機制對各構面之影響關係，本研究採用迴歸分析法，藉以分析推薦機制與使用者行為之間的線性關聯性。其中，先透過單一迴歸分析分別探討推薦機制對四個構面（互動意願、社交拓展、興趣強化及同溫層效應）的影響情形，並進一步進行多元迴歸分析，以瞭解三構面（互動意願、社交拓展、興趣強化）是否有效預測「同溫層效應」的變化。透過此分析，探討 Instagram 推薦機制下使用者行為模式之預測關係。

壹、Instagram 推薦機制與各構面之單一迴歸分析

一、Instagram 推薦機制對互動意願之影響

結果顯示（表 4-10），Instagram 推薦機制與「互動意願」具有高度顯著的正向關係（ $\beta = .878$ ， $t = 33.323$ ， $p < .001$ ），代表當用戶對平台演算法的感知越正向，其在平台上進行按讚、留言、分享等社交互動的意願也會越高。且決定係數 R^2 為 .770，表示 Instagram 推薦機制能夠解釋互動意願構面 77% 的變異量，說明該解釋變項具有極高的預測效力。模型整體的 F 值為 1110.417，顯著性為 .000，代表此迴歸模型達統計顯著水準，並具有實質預測力。此外，Durbin-Watson 值為 1.902，介於 1.5 至 2.5 之間，說明殘差間未具自相關性，整體模型的獨立性假設獲得滿足。因此，可推論 Instagram 的推薦機制在增強用戶互動意願上扮演重要角色。

二、Instagram 推薦機制對社交拓展之影響

從表 4-10 可知，結果具有顯著正向關係（ $\beta = .872$ ， $t = 32.377$ ， $p < .001$ ），說明推薦內容有助於用戶主動或被動拓展原有的社交圈，例如認識新朋友、與過去不常互動者建立連結等。 R^2 為 .760，表示推薦機制可以解釋社交拓展構面 76% 的變異量，顯示該模型在統計上具高度解釋力。此外，F 值為 1048.245，顯著性為 .000，證實迴歸模型成立且具預測效果。D-W 值為 1.818，亦介於可接受範圍內，表示殘

差之間未出現自相關情形。綜合上述，結果支持本研究假設，Instagram 推薦機制不僅影響用戶與現有社群的互動，亦對社交網絡的擴展具有實質性助益。

三、Instagram 推薦機制對興趣強化之影響

針對「興趣強化」構面所進行的迴歸分析顯示（表 4-10），Instagram 推薦機制與用戶既有興趣偏好的深化呈顯著正向關係（ $\beta = .812$ ， $t=25.317$ ， $p<.001$ ）。此結果顯示，平台透過演算法推薦與用戶過往行為相關的內容，有助於其在特定領域中形成更深入或專一的參與及關注。 R^2 為 .659，表示推薦機制可解釋約 65.9% 的興趣強化變異量，模型整體具中高度預測力。F 值為 640.975，顯示整體迴歸模型在統計上顯著；D-W 值為 1.934，符合理想範圍，表示殘差自相關的疑慮偏低。因此，結果可進一步支持「推薦機制強化用戶偏好」的演算法效應，同時，呼應既有理論中選擇性接觸與資訊過濾泡泡的現象。

四、Instagram 推薦機制對同溫層效應之影響

迴歸分析結果顯示（表 4-10），Instagram 推薦機制與「同溫層效應」具顯著影響（ $\beta = .778$ ， $t=22.556$ ， $p<.001$ ）。分析結果指出，推薦機制透過用戶互動行為進行內容篩選，使用戶更常接觸到與自身觀點相似的貼文或用戶，進而產生回音室效應。 R^2 為 .606，顯示推薦機制可預測同溫層效應構面 60.6% 的變異量，屬中等程度的解釋力。F 值為 508.751，顯著性達 .000 水準，顯示模型整體有效；而 D-W 值為 1.934，無自相關問題，支持模型穩定性與分析的信效度。

表 4-10 推薦機制與各構面之迴歸分析表

構面	R	R ²	調整後 R ²	F 值	Durbin-Watson	標準化係數 β	T 值
互動意願	.878	.770	.770	1110.417	1.902	.878***	33.323
社交拓展	.872	.760	.759	1048.245	1.818	.872***	32.377
興趣強化	.812	.659	.658	640.975	1.934	.812***	25.317
同溫層效應	.778	.606	.605	508.751	1.934	.778***	22.556

註：*** $p < 0.001$

資料來源：本研究自行繪製

貳、互動意願、社交拓展與興趣強化對同溫層效應之多元迴歸分析

為進一步探討用戶「互動意願」、「社交拓展」與「興趣強化」三構面是否有效預測「同溫層效應」的變化，本研究進行多元迴歸分析。根據結果顯示，整體模型的多元相關係數 $R = .612$ ，決定係數 $R^2 = .375$ ，代表三個自變項能解釋 37.5% 的同溫層效應變異，調整後 R^2 為 $.369$ ，顯示本模型具有中等程度的預測效果。此外，Durbin-Watson 值為 1.915，接近 2，顯示資料未產生自相關問題，符合多元迴歸的基本假設。

進一步檢視變異數分析結果可以發現，整體達顯著水準 ($F(3, 329) = 65.734$ ， $p < .001$)，說明三個變項對於解釋同溫層效應的變異具有統計上的意義。從係數分析結果來看，三個變項皆呈現正向影響，且皆達到顯著水準。其中以「興趣強化」的標準化迴歸係數最高 ($\beta = .338$)，顯示其對同溫層效應的預測力最強；「互動意願」次之 ($\beta = .221$)，而「社交拓展」雖為最低 ($\beta = .134$)，仍處於邊緣顯著 ($p = .050$)。整體結果顯示，當使用者在平台上的互動與興趣參與程度越高，其社交環境更有可能傾向與自身觀點一致者互動，進而強化資訊圈層的一致性。分析結果如表 4-11 所示：

表 4-11 互動意願、社交拓展與興趣強化對同溫層效應之迴歸分析表

Instagram 構面	同溫層效應					
	非標準化 係數 B	標準誤	標準化係 數 β	T 值	P 值	
互動意願	.213	.066	.221***	3.226	.001**	
社交拓展	.099	.050	.134**	1.965	.050	
興趣強化	.365	.064	.338***	5.748	.000***	
整體	R	R2	調整後 R2	F 值	Durbin- Watson	P 值
	.612	.375	.369	65.734	1.915	.000***

註：*** $p < 0.001$

** $p < 0.01$

資料來源：本研究自行繪製

第五章 結論與建議

本章節共有三小節，包含「研究假設檢定」、「研究結論」及「未來建議」。

第一節 研究假設檢定

為檢驗本研究四項假設，分別採用單一與多元迴歸分析進行驗證。H1 至 H3 探討 Instagram 推薦機制對「互動意願」、「社交拓展」與「興趣強化」三個構面的影響，分別以推薦機制平均分數作為自變項進行單一迴歸分析。H4 則以上述三個構面作為自變項，檢驗是否能有效預測用戶的「同溫層效應」，藉此了解當使用者長期受到推薦內容影響時，是否更傾向與想法相近的人互動，導致接觸觀點日益趨於一致、互動對象越來越相似的情形。以下為各假設檢定的分析結果說明：

H1：Instagram 推薦機制與用戶的互動意願具有顯著正向關係。

結果顯示，推薦機制對互動意願具高度解釋力 ($R^2 = .770$)，且標準化迴歸係數 $\beta = .878$ ， $t = 33.323$ ， $p < .001$ ，表示推薦內容的呈現明顯提升用戶主動與其他用戶的互動意願，故 H1 成立。

H2：Instagram 推薦機制與用戶的社交拓展具有顯著正向關係。

分析結果顯示，推薦機制對社交拓展具有顯著影響 ($R^2 = .760$)， $\beta = .872$ ， $t = 32.377$ ， $p < .001$ ，顯示推薦內容促進用戶與原本較少互動之社群建立連結，故 H2 成立。

H3：Instagram 推薦機制與用戶的興趣強化具有顯著正向關係。

結果指出，推薦機制對興趣強化之影響具顯著性 ($R^2 = .659$)， $\beta = .812$ ， $t = 25.317$ ， $p < .001$ ，顯示演算法內容推薦加深用戶對既有興趣主題的關注與參與，故 H3 成立。

H4：互動意願、社交拓展、興趣強化與同溫層效應呈正相關。

進一步進行多元迴歸分析，以三個構面為自變項、同溫層效應為依變項。結果顯示，整體模型解釋力良好 ($R^2 = .375$, $F(3, 329) = 65.734$, $p < .001$)，各自變項中，以「興趣強化」($\beta = .338, p < .001$)與「互動意願」($\beta = .221, p = .001$)為主要預測因子，「社交拓展」則具邊緣顯著性 ($\beta = .134, p = .050$)。因此可推論，使用者在互動與興趣深化的歷程中，容易受到演算法引導而進一步聚焦於相似觀點的人群互動，促成同溫層效應的產生，故 H4 成立。



第二節 研究結論

壹、問卷分析結論

從問卷調查結果來看，整體受測者對 Instagram 推薦機制的運作呈現普遍正向評價。平台透過演算法推送內容，使用者在互動意願、社交拓展、興趣深化等層面皆表現出積極態度，顯示演算法不僅能提升平台使用體驗，也可能在無形中引導使用者行為。

在四個構面中，使用者對「興趣強化」的感受尤為明顯，說明 Instagram 的推薦內容幾乎能貼近個人喜好，鞏固其原有的興趣取向。而在「互動意願」方面，推薦機制促使使用者願意參與貼文互動，如按讚、留言與分享，顯現出平台設計與用戶參與之間的正向連結。「同溫層效應」的反應則指出，用戶容易與具有相同想法、立場或興趣的帳號建立更頻繁的接觸，而「社交拓展」則反映用戶可能因推薦內容接觸到較少互動的社群或潛在新對象，具有一定程度的開放性，但實際行動上仍相對保守。

此外，為進一步瞭解推薦機制是否受到背景因素影響，本研究亦納入性別與年齡變項進行分析。結果顯示，不同性別與年齡層在各構面中皆未呈現顯著差異，代表 Instagram 推薦內容的影響力並不因使用者背景不同而有所區隔。這項發現也顯示，在演算法驅動的社群平台中，用戶行為更可能受到使用習慣與內容偏好所主導，而非傳統的性別或年齡差異所驅動。

整體而言，問卷結果呈現出台灣年輕 Instagram 用戶對平台推薦機制的普遍接受度，並凸顯出演算推薦在塑造社群互動與個人興趣經營上的關鍵角色。

貳、研究結論

- 一、推薦機制在塑造社群互動與個人興趣經營上扮演關鍵角色，強化人際連結動機，使社群平台不只是資訊接收管道，更是促進互動的場域。
- 二、Instagram 推薦機制能有效促進用戶與陌生社群的接觸與互動，拓展既有的社交圈。
- 三、推薦機制使個人興趣成為同溫層效應的主要預測變數，進一步強化既有偏好，導致內容趨於同質，降低多元觀點接觸機會，形成同溫層現象。
- 四、不同性別與年齡層在推薦機制影響下的社交行為差異不大，顯示平台推薦已趨向依賴個人使用行為，弱化傳統人口變項影響。



第三節 未來建議

隨著社群平台的快速發展，用戶的使用習慣與平台機制也不斷演變。本研究以 Instagram 為例，雖然已對其推薦機制與用戶社交行為之間的關聯進行初步探討，但在實務應用與後續研究層面，仍存在許多可以延伸與討論的空間。尤其隨著 Instagram 演算機制持續優化，用戶互動行為日益複雜，未來研究可朝更多元方向拓展。因此，以下提出幾項研究建議，期許能為後續相關議題提供參考與啟發：

一、擴大樣本範圍與族群差異探討

本研究以年輕用戶為主要樣本，後續研究可納入不同年齡層、產業背景或使用情境的族群，比較演算機制對不同用戶群的社交行為與心理感受是否存在差異。

二、深入探討演算法透明度與使用者感知

研究問卷可進一步調查使用者對演算機制運作的理解程度，是否會影響他們的互動方式及看待媒體內容的方式。

三、納入更多平台類型比較分析

建議後續研究可以比較 Instagram 與其他社群平台（如 TikTok、YouTube 或 Threads）推薦系統在互動機制上的異同，更具體掌握不同社群平台在功能設計上的用意，以及用戶在實際使用時的接受程度與反應方式。

四、搭配質性研究補足背景脈絡

本研究為量化設計，後續研究若能搭配訪談等質性方法，將有助於更深入理解使用者行為背後動機與情感面向，也能補足量化分析較無法探討的細節層次。

參考文獻

一、中文部分

江義平、江孟璇、楊婉伶 (2019)。社群媒體使用行為之構形探究。
Electronic Commerce Studies, 17(4), 247-275。
<https://www.airitilibrary.com/Article/Detail?DocID=17262364-201912-202006160002-202006160002-247-275>

啟程教育學院 (2024)。TikTok 演算法大解密！從定位到 5 個抖音演算法指標一次讓你懂！存取自 <https://startingedu.com/tiktok-algorithm/>，2025/2/10。

遠見雜誌 (2024)。社群媒體失去「社交」初衷！《經濟學人》唱衰社群，Meta 亮財報反駁。存取自 <https://www.gvm.com.tw/article/110486>，2025/02/16。

IEO 國際財經科技前沿觀察 (2023)。Twitter 開源推薦演算法，從中了解社群媒體推送邏輯。存取自 <https://vocus.cc/article/6427f71ffd897800010fa4e6>，
[2024/12/11](https://vocus.cc/article/6427f71ffd897800010fa4e6)。

IG HERO (2025)。IG 演算法 2025 年最新版-全面解析-看 IG 執行長 @mosseri 怎麼說。存取自 <https://reurl.cc/8DnLy7>，2025/01/30。

Partipost 社群研教室 (2024)。2024 年台灣熱門社群軟體：FB、IG、小紅書、Threads、YouTube。存取自 <https://plog.tw/2024/07/02/socialmedia-fb-ig-xiaohongshu-threads-youtube/>，2025/3/1。

二、英文部分

Anderson M., Jiang J. (2018). *Teens, social media and technology 2018*. Pew ResearchCentre. <http://www.pewinternet.org/2018/05/31/teens-social-media-technology-2018/>

Argyris, Y. A., Wang, Z., Kim, Y., & Yin, Z. (2020). The effects of visual congruence on increasing consumers' brand engagement: An empirical investigation of influencer marketing on Instagram using deep-learning algorithms for automatic image classification. *Computers in Human Behavior, 112*, 106443.

<https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106443>

Auxier, B. E., & Vitak, J. (2019). Factors motivating customization and echo chamber creation within digital news environments. *Social Media + Society, 5*(2). <https://doi.org/10.1177/2056305119847506>

Aydin, Z., Fuess, A., Förster, M., & Sunier, T. (2022). When birds of a feather Instagram together: Debating the image of Islam in echo chambers and through trench warfare on social media. *Social Media + Society, 8*(3).

<https://doi.org/10.1177/20563051221115211>

Bailo, F., Meese, J., & Hurcombe, E. (2021). The institutional impacts of algorithmic distribution: Facebook and the Australian news media. *Social Media + Society, 7*(2). <https://doi.org/10.1177/20563051211024963>

Bakshy, E., Messing, S., & Adamic, L. A. (2015). Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science, 348*(6239), 1130–1132.

<https://doi.org/10.1126/science.aaa1160>

Barquero Cabrero, J. D., Castillo-Abdul, B., Talamás-Carvajal, J. A., & Romero-Rodríguez, L. M. (2023). Owned media, influencer marketing, and unofficial brand ambassadors: Differences between narratives, types of prescribers, and effects on interactions on Instagram. *Humanities and Social Sciences Communications, 10*, 301.

<https://doi.org/10.1057/s41599-023-01779-8>

Beer, D. (2016). The social power of algorithms. *Information, Communication & Society*, 20(1), 1–13. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1216147>

Bessi, A. (2016). Personality traits and echo chambers on Facebook. *Computers in Human Behavior*, 65, 319–324. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.08.016>

Bhandari, A., & Bimo, S. (2022). Why's everyone on TikTok now? The algorithmized self and the future of self-making on social media. *Social Media + Society*, 8(1). <https://doi.org/10.1177/20563051221086241>

Boyd, D. M., & Ellison, N. B. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 210–230. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x>

Bucher, T. (2012). Want to be on the top? Algorithmic power and the threat of invisibility on Facebook. *New Media & Society*, 14(7), 1164–1180. <https://doi.org/10.1177/1461444812440159>

Cinelli, M., De Francisci Morales, G., Galeazzi, A., Quattrociocchi, W., & Starnini, M. (2021). The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 118(9), e2023301118. <https://doi.org/10.1073/pnas.2023301118>

de Groot, T., de Haan, M., & van Dijken, M. (2023). Learning in and about a filtered universe: Young people's awareness and control of algorithms in social media. *Learning, Media and Technology*, 48(4), 701–713. <https://doi.org/10.1080/17439884.2023.2253730>

DeVito, M. A., Birnholtz, J., Hancock, J. T., French, M., & Liu, S. (2018). How people form folk theories of social media feeds and what it means for how we study

self-presentation. *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '18)*, 1–12. <https://doi.org/10.1145/3173574.3173694>

Ehret, C. (2024). Critical literacies in algorithmic cultures. *Literacy*, 58(2), 157–166. <https://doi.org/10.1111/lit.12363>

Ellison, N. B., Steinfield, C., & Lampe, C. (2011). Connection strategies: Social capital implications of Facebook-enabled communication practices. *New Media & Society*, 13(6), 873-892. <https://doi.org/10.1177/1461444810385389>

Eslami, M., Rickman, A., Vaccaro, K., Aleyasen, A., Vuong, A., Karahalios, K., Hamilton, K., & Sandvig, C. (2015). “I always assumed that I wasn't really that close to [her]”: Reasoning about invisible algorithms in news feeds. *CHI '15: Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 153–162. <https://doi.org/10.1145/2702123.2702556>

Etienne, H., & Charton, F. (2024). A mimetic approach to social influence on Instagram. *Philosophy & Technology*, 37(65). <https://doi.org/10.1007/s13347-024-00736-w>

Flynn, D. J., Nyhan, B., & Reifler, J. (2017). The nature and origins of misperceptions: Understanding false and unsupported beliefs about politics. *Political Psychology*, 38(S1), 127–150. <https://doi.org/10.1111/pops.12394>

Gao, Y., Liu, F., & Gao, L. (2023). Echo chamber effects on short video platforms. *Scientific Reports*, 13, 6282. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33370-1>

Gausen, A., Guo, C., & Luk, W. (2024). An approach to sociotechnical transparency of social media algorithms using agent-based modelling. *AI Ethics*. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00527-1>

Gonulal, T. (2019). The use of Instagram as a mobile-assisted language learning tool. *Contemporary Educational Technology, 10*(3), 309–323.

<https://doi.org/10.30935/cet.590108>

George, D., & Mallery, P. (2003). *Using SPSS for Windows step by step: A simple guide and reference* (4th ed.). London: Pearson Education.

Head, A. J., Fister, B., & MacMillan, M. (2020). *Information literacy in the age of algorithms: Student experiences with news and information, and the need for change*.

Hills, T. T. (2019). The dark side of information proliferation. *Perspectives on Psychological Science, 14*(3), 323–330. <https://doi.org/10.1177/1745691618803647>

Jamieson, K. H., & Cappella, J. N. (2008). *Echo chamber: Rush Limbaugh and the conservative media establishment*. Oxford University Press.

Kamino, E., & Kita, E. (2024). Improved hashtag recommendation algorithm determining appropriate hashtags for words with different meanings. *Review of Socionetwork Strategies*. <https://doi.org/10.1007/s12626-024-00173-3>

Katz, E., Blumler, J. G., & Gurevitch, M. (1973–1974). Uses and gratifications research. *Public Opinion Quarterly, 37*(4), 509–523. <https://doi.org/10.1086/268109>

Kemp, S. (2024). *Digital 2024: Global Overview Report*. DataReportal – Global Digital Insights. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-taiwan>

Kemp, S. (2024). *The time we spend on social media*. DataReportal. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-deep-dive-the-time-we-spend-on-social-media>

Kim, K., Chung, T.-L. (D.), & Fiore, A. M. (2023). The role of interactivity from Instagram advertisements in shaping young female fashion consumers' perceived value

and behavioral intentions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 70.

<https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103159>

Kitchin, R. (2016). Thinking critically about and researching algorithms.

Information, Communication & Society, 20(1), 14–29.

<https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1154087>

Knuth, D.E. (1997). *The art of computer programming, volume 1 (3rd ed.): fundamental algorithms*. Addison Wesley. ISBN 0-201-89683-4.

Laor, T. (2022). My social network: Group differences in frequency of use, active use, and interactive use on Facebook, Instagram and Twitter. *Technology in Society*, 68, 101922. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101922>

Lee, E., Lee, J., Moon, J. H., & Sung, Y. (2015). Pictures speak louder than words: Motivations for using Instagram. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 18, 552–556. <https://doi.org/10.1089/cyber.2015.0157>

Lenhart A. (2015). *Teens, social media & technology overview 2015. Smartphones facilitate shifts in communication landscape for teens*. <https://www.pewresearch.org/internet/2015/04/09/teens-social-media-technology-2015/>

Liao, S.-H., Widowati, R., & Cheng, C.-J. (2022). Investigating Taiwan Instagram users' behaviors for social media and social commerce development. *Entertainment Computing*, 40, 100461. <https://doi.org/10.1016/j.entcom.2021.100461>

Lim, A. J., & Tan, E. (2024). Social media ills and evolutionary mismatches: A conceptual framework. *Evolutionary Psychological Science*, 10, 212–235.

<https://doi.org/10.1007/s40806-024-00398-z>

Meisner, C., Duffy, B. E., & Ziewitz, M. (2024). The labor of search engine evaluation: Making algorithms more human or humans more algorithmic? *New Media & Society*, 26(2), 1018-1033. <https://doi.org/10.1177/14614448211063860>

Moschovakis, Y. N. (2002). *On founding the theory of algorithms*. Retrieved from <http://www.math.ucla.edu/ynm/papers/foundalg.pdf>

Nesi J., Choukas-Bradley S., Prinstein M. J. (2018). Transformation of adolescent peer relations in the social media context: Part 1-A theoretical framework and application to dyadic peer relationships. *Clinical Child and Family Psychology Review*, 21(3), 267–294. <https://doi.org/10.1007/s10567-018-0261-x>

Nickerson, R. S. (1998). Confirmation Bias: A Ubiquitous Phenomenon in Many Guises. *Review of General Psychology*, 2(2), 175-220. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.2.2.175>

Obreja, D. M. (2024). When stories turn institutional: How TikTok users legitimate the algorithmic sensemaking. *Social Media + Society*, 10(1). <https://doi.org/10.1177/20563051231224114>

Pariser, E. (2011). *The filter bubble: What the internet is hiding from you?* Penguin.

Prescott, J., Stodart, M., Becket, G., & Wilson, S. (2015). The experience of using Facebook as an educational tool. *Health and Social Care Education*, 1–5. <https://doi.org/10.11120/hsce.2013.00033>

Sallah, A., Abdellaoui Alaoui, E. A., Hessane, A., et al. (2024). An efficient fake account identification in social media networks: Facebook and Instagram using NSGA-II algorithm. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-024->

[10350-8](#)

Sasahara, K., Chen, W., Peng, H., Ciampaglia, G. L., Flammini, A., & Menczer, F. (2021). Social influence and unfollowing accelerate the emergence of echo chambers. *Journal of Computational Social Science*, 4(3), 381–402.

<https://doi.org/10.1007/s42001-020-00084-7>

Sheldon, P., & Bryant, K. (2016). Instagram: Motives for its use and relationship to narcissism and contextual age. *Computers in Human Behavior*, 58, 89-97.

<https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.12.059>

Short, J., Williams, E., & Christie, B. A. (1976). The social psychology of telecommunications. Wiley.

Song, J., Han, K., Lee, D., & Kim, S.-W. (2018). “Is a picture really worth a thousand words?”: A case study on classifying user attributes on Instagram. *PLoS ONE*, 13(10), e0204938. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0204938>

Stec, C. (2015). *Social media definitions: The ultimate glossary of terms you should know*. HubSpot. Retrieved from

<http://blog.hubspot.com/blog/tabid/6307/bid/6126/The-Ultimate-Glossary-120-Social-Media-Marketing-Terms-Explained.aspx>

Stroud, N. J. (2008). Media use and political predispositions: Revisiting the concept of selective exposure. *Political Behavior*, 30(3), 341–366.

<https://doi.org/10.1007/s11109-007-9050-9>

Sundar, S. S., & Limperos, A. M. (2013). Uses and Grats 2.0: New gratifications for new media. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 57(4), 504–525.

<https://doi.org/10.1080/08838151.2013.845827>

Tajfel, H., & Turner, J. C. (2004). The social identity theory of intergroup behavior. In J. T. Jost & J. Sidanius (Eds.), *Political psychology: Key readings* (pp. 276–293). Psychology Press. <https://doi.org/10.4324/9780203505984-16>

Van Bavel, J. J., Robertson, C. E., Del Rosario, K., Rasmussen, J., & Rathje, S. (2024). Social media and morality. *Annual Review of Psychology*, 75(1), 311–340. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-080323-113406>

Walker, M., & Matsa, K. E. (2021). News Consumption Across Social Media in 2021: More than half of Twitter users get news on the site regularly. Pew Research Center. <http://www.jstor.org/stable/resrep63516>

Wang, J., & Liu, Y.-L. (2023). Deep learning-based social media mining for user experience analysis: A case study of smart home products. *Technology in Society*, 73, 102220. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102220>

West, M., Rice, S., & Vella-Brodrick, D. (2024). Exploring the “Social” in Social Media: Adolescent Relatedness—Thwarted and Supported. *Journal of Adolescent Research*, 39(3), 539-570. <https://doi.org/10.1177/07435584211062158>

Zhao, Y., Cingel, D. P., Xie, L., & Yu, M. (2023). Exploring the relations of subjective and objective Instagram use on young adults' mental health. *Telematics and Informatics*, 77. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101921>

附錄

正式問卷

親愛的受訪者您好：

感謝您撥冗參與本次問卷調查！本研究旨在探討 Instagram 推薦機制對用戶社交行為的影響。問卷內容分為基本資料與使用經驗兩部分，全程採匿名方式，所得數據僅供學術研究使用，請您放心填答。填答時間約需 2-3 分鐘，您的寶貴意見將為本研究提供重要支持，再次感謝您的協助！

敬祝 平安健康、萬事如意

國立臺灣師範大學 圖文傳播學系

指導教授 劉立行 教授

研究生 祝嘉妤 敬上

第一部分：基本資料

1. 您的性別：男 女
2. 您的年齡：17 歲(含)以下 18~24 歲 25~34 歲 35 歲(含)以上
3. 您平均每天使用 Instagram 的時間：
少於 30 分鐘 30 分鐘~1 小時 1~2 小時 2~3 小時
4. 您使用 Instagram 的主要目的(排序)：
瀏覽貼文或限動 獲取時事資訊 娛樂消遣 與親友互動聊天

第二部分：Instagram 使用經驗

以下題目皆無標準答案，請依照自己的實際情況填寫，每一題皆須填答。

題目/ Instagram 推薦機制對互動意願的影響	非常同意	同意	普通	不同意	非常不同意
1. 當 Instagram 推薦的內容與熱門討論話題相關時，我更容易參與留言或討論。					
2. Instagram 推薦的內容讓我更容易與現有朋友產生互動，例如留言、標記或分享內容。					
3. Instagram 推薦的內容讓我更容易接觸到新朋友，並提高與他們互動的可能性。					
4. 當 Instagram 推薦的內容來自我經常互動的對象時，我會更願意參與留言或討論。					
5. 當 Instagram 推薦的內容符合我的興趣時，我更容易與他人主動發起對話或討論。					
題目/ Instagram 推薦機制對社交拓展的影響	非常同意	同意	普通	不同意	非常不同意
6. Instagram 的推薦內容讓我更容易接觸到原本較少往來的社群，增加我的社交範圍。					
7. Instagram 透過推薦功能幫助我找到有相似興趣的人，並建立穩定的社交連結。					
8. 當 Instagram 推薦的朋友與我的現有朋友有共同連結時，我更願意與對方互動。					

9. 相較於現實生活，我更常透過 Instagram 推薦的內容或朋友來發起互動。					
題目/ Instagram 推薦機制對用戶興趣強化與互動偏好	非常同意	同意	普通	不同意	非常不同意
10. 當 Instagram 的推薦內容符合我的興趣時，我更容易點讚、留言或分享。					
11. Instagram 的推薦內容讓我開始關注過去未曾關心的主題，進而提升我在該主題上的互動頻率。					
12. Instagram 經常推薦與我過去觀看或互動過的內容相似的主題，使我更傾向與有相同興趣的用戶互動。					
13. 長期觀看 Instagram 推薦的內容，使我對某些特定主題的參與度與討論意願逐漸提升。					
題目/ Instagram 同溫層效應的呈現與影響	非常同意	同意	普通	不同意	非常不同意
14. 我在 Instagram 上會優先觀看或接收與我想法一致的內容。					
15. 當 Instagram 推薦的內容與我的觀點一致時，我更願意點讚、留言或分享。					
16. 我在 Instagram 上主要接收到的資訊來自與我有相似觀點的朋友或社群，這讓我更難看到不同觀點的內容。					

17. 我在 Instagram 上討論時，通常會分享與我的社群大多數人相同立場的內容。					
18. 長期觀看 Instagram 上相似觀點的內容，使我對不同立場的觀點接受度降低。					

