

## 運用圖神經網絡建構青少年心理健康風險預測模型：文化歸屬感的影響

---

### 壹、摘要

本研究旨在探討數位世代青少年在網路使用行為、心理健康(憂鬱與焦慮)與文化歸屬感之間的關聯，並分析社交互動模式如何影響其心理發展。傳統研究多依賴線性模型與社交網絡分析(Social Network Analysis, SNA)，透過統計指標(如網絡中心性、社群檢測)分析人際關係。然而，這些方法難以捕捉非線性影響，且無法解析動態互動模式，在樣本數不足時分析結果亦不穩定。因此，本研究運用圖神經網絡(Graph Neural Network, GNN)，透過社交行為數據建構青少年的網絡結構，克服傳統方法的侷限，提供更精準的心理健康風險評估。本研究使用青少年的問卷數據與社交行為記錄，透過GNN模型進行節點屬性分析、群體分類、鏈路預測與動態行為追蹤，以識別心理健康的高風險群體。同時，本研究探討文化歸屬感如何透過社交支持與互動模式影響青少年的心理健康發展。這些方法有助於解析個體間的隱性社交影響，突破傳統統計模型的限制，提供更全面的心理健康風險預測模型。研究預期揭示網路行為與心理健康的深層關聯，並發展數據驅動的心理健康評估工具，為教育機構與心理專業人士提供科學依據，以制定更有效的干預策略，促進青少年的文化歸屬感與心理福祉。

### 貳、研究動機與研究問題

#### 一、研究動機

隨著網路使用的普及，青少年的心理健康與文化認同問題日益受到關注。研究顯示，學校歸屬感在社會支持與憂鬱之間具有中介效果，能有效減少國中生的憂鬱情形(林翰 & 劉佩雲, 2024)。此外，青少年的自尊、親子關係以及學校歸屬感可直接降低其憂鬱症狀程度，強調了學校歸屬感對心理健康的正面影響(江守峻、許立亞、劉宗幸 & 陳婉真, 2020)。然而，Jonathan Haidt的研究指出，過度的網路使用可能削弱文化認同，進而增加焦慮和抑鬱的風險(Haidt, 2018)。

現有研究主要依賴問卷調查來評估青少年的心理健康與文化認同，雖然能提供主觀報告，但缺乏對實際社交互動的客觀描述，因此難以捕捉青少年網絡行為與心理健康之間的細緻關係。例如，大多數心理健康研究依賴問卷調查，卻未納入客觀的社交數據(如網路行為模式)，導致對行為變化的分析準確性不足。傳統的線性迴歸分析方法雖然能夠提供變數之間的關係，但對於多層次行為模式、非線性影響以及動態社交互動的解析能力有限，難以全面刻畫青少年網絡行為對心理健康的影響。

為了彌補這些不足，本研究計畫運用圖神經網絡(Graph Neural Network, GNN)來分析青少年的社交行為與心理健康之間的關聯。GNN透過建構節點(代表個體)與邊(代表社交互動)，能夠模擬與分析社交網絡結構，進一步捕捉個體間的潛在影響。相較於傳統的統計方法

，GNN 能夠揭示「隱藏網絡行為」，例如特定群體間的互動模式、文化認同如何影響心理健康，以及潛在高風險群體的形成機制。

例如，Kuo 等人(2023)提出了一種基於 GNN 的框架，用於從社交媒體數據中，例如 Twitter，檢測抑鬱症，通過建模用戶的互動行為，實現了對抑鬱症狀的早期預測，證明了 GNN 在心理健康研究中的應用價值。此外，陳妍等人(2022)研究發現，透過結合注意力機制與情感特徵分析，能夠有效提升對抑鬱症狀的識別率，進一步支持了社交行為分析對心理健康評估的重要性。

本研究旨在探討青少年網路行為與心理健康之間的關係，並進一步利用 GNN 模型分析文化歸屬感的調節作用。期望能揭示傳統研究方法難以觀察的「隱藏網絡行為」，為青少年的心理健康促進與文化認同建構提供更具啟發性的數據支持。

## 二、研究問題

### 主要目標

1. 探討青少年網路使用行為、心理健康(憂鬱與焦慮，以 CES-D 評估)及文化歸屬感(學校、家庭與同儕支持)之間的交互關係，網路行為對心理健康的正負向影響。
2. 運用 WHO-5 量表評估幸福感，探討幸福感在心理健康與文化歸屬感的調節作用。
3. 利用圖神經網絡(GNN)建模多層次行為模式，捕捉傳統研究難以解析的非線性互動，進一步提升心理健康與文化認同研究的精準性。

### 次要目標

1. 節點屬性分析
  - 分析文化歸屬感(學校、家庭與同儕支持)如何影響心理健康(憂鬱與焦慮，以 CES-D 測量)和幸福感(以 WHO-5 測量)。
  - 確認 網路行為模式(如沉迷使用或健康互動)是否對 心理健康與幸福感 產生積極或消極影響。
2. 節點分類與群體定位
  - 依據心理健康指標(CES-D、WHO-5)，分類青少年群體為高、中、低風險，並發展個人化心理健康預防策略(Individualized mental health care)。
  - 利用 GNN 模型識別可能進入高風險群體的青少年，並提供適當的心理健康干預建議。
3. 鏈路預測與群體穩定性
  - 預測心理健康狀況相似的青少年之間的社交連結形成規律，探討其如何影響心理健康變化。
  - 分析高文化歸屬感群體的社交網絡結構與穩定性，觀察其跨年度的演化特徵，以及對心理健康的長期影響。
4. 動態行為與預測分析
  - 心理健康指數預測:基於第一年 CES-D 及 WHO-5 測量數據，預測第二年焦慮、憂鬱與幸福感變化，揭示行為模式對心理健康的長期影響。

- 文化歸屬感演化：追蹤並分析高文化歸屬感群體的網絡結構變化，確認文化支持對心理健康的保護效應。
- 高風險群體定位：透過 GNN 早期識別可能進入高風險群體的青少年，設計針對性干預措施。

## 參、文獻回顧與探討

### 一、青少年網路使用行為與心理健康的交互影響

現有研究成果：

網路使用對心理健康的影響仍存爭議。有研究顯示，適度的網路社交能增進心理健康，例如提供社會支持 (Valkenburg & Peter, 2007)，但過度使用則與憂鬱與焦慮相關 (Twenge et al., 2018)。不同網路行為的影響不同。例如，社交互動(如與朋友聊天)可能降低焦慮，但被動瀏覽(如無目的地滑手機)則與負面情緒相關 (Verduyn et al., 2015)。

研究缺口：

目前研究大多使用線性統計模型，難以解析網路行為與心理健康之間的非線性影響。

本研究貢獻：

運用圖神經網絡 (GNN) 來分析青少年網路行為，並評估不同互動模式對心理健康的影響。

### 二、文化歸屬感、社交行為與心理健康的關聯

現有研究成果：

文化歸屬感能降低焦慮與憂鬱，並提升幸福感 (Goodenow, 1993)。Baumeister & Leary (1995) 認為，社會連結是基本需求，缺乏時會導致負面心理狀態。Jose et al. (2012) 指出，社交行為可能調節文化歸屬感對心理健康的影響，青少年透過社交互動可獲得情感支持，降低心理壓力。

然而，數位社交行為的影響尚具爭議。Twenge et al. (2018) 認為，過度使用社群媒體會削弱文化認同，增加孤立感與心理健康問題；相對地，Reich et al. (2012) 認為適度使用社群媒體可延伸現實社交，維持社會支持。

研究缺口：

現有研究多透過問卷調查，難以捕捉真實社交互動數據與非線性關係，對社交行為如何影響文化歸屬感與心理健康亦無一致結論。特別是 Twenge et al. (2018) 與 Reich et al. (2012) 對社群媒體的觀點相互矛盾，顯示此領域仍需進一步實證研究。此外，現有模型多為靜態分析，無法解析社交行為的動態變化。

本研究貢獻：

本研究運用圖神經網絡 (GNN)，以數據驅動方式分析社交行為模式與心理健康風險，突破傳統線性統計的限制。透過節點屬性分析、群體分類、鏈路預測與動態行為追蹤，本研究不僅驗證文化歸屬感與心理健康的關聯，也能解釋社交行為如何影響心理健康，並補充 Twenge et al. (2018) 與 Reich et al. (2012) 的研究落差。此外，本研究結果可應用於心理健康預警工具，協助教育機構與心理健康專業人員進行心理健康風險篩檢與干預。

### 三、圖神經網絡(GNN)在心理健康與社交網絡研究中的應用

現有研究成果：

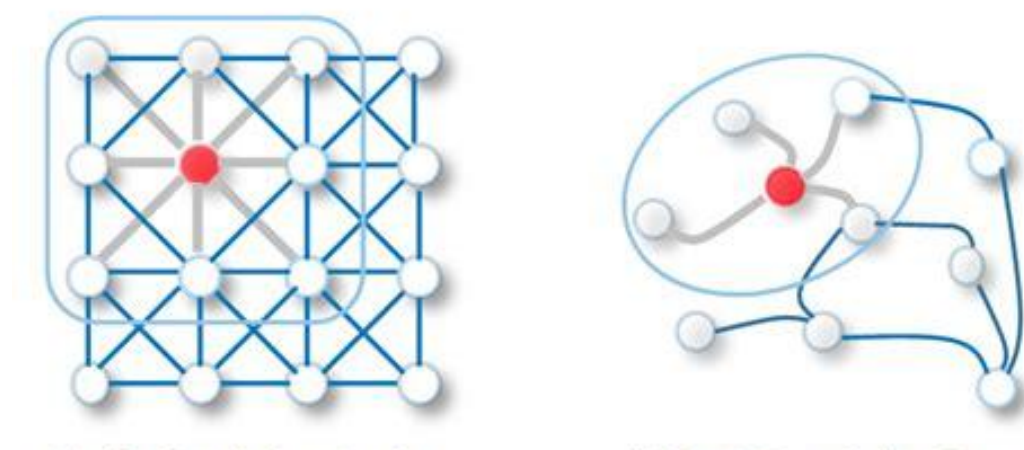
GNN 已被應用於社交網絡分析與心理健康篩檢。例如, Kuo et al. (2023) 研究顯示, 基於 GNN 的方法可用於預測社交媒體用戶的憂鬱風險。心理健康篩檢的 GNN 研究仍在發展。目前主要應用於社交媒體數據(如 Twitter), 但未廣泛應用於學校或青少年群體。

研究缺口：

目前 GNN 研究多聚焦於公開社交媒體, 而缺乏針對青少年群體的應用。現有研究較少關注 GNN 如何識別心理健康風險群體並提供個人化干預策略。

本研究貢獻：

本研究將 GNN 應用於青少年群體, 並探索其在個人化心理健康評估 (Individualized mental health care) 中的應用。



**圖1:圖神經網絡(GNN)的信息傳遞機制(Kipf & Welling, 2017)**

此圖展示 GNN 如何透過圖結構學習節點特徵。每個節點(圓點)代表個體, 邊(線條)代表個體之間的互動關係。GNN 透過鄰居節點的信息傳遞(箭頭)來更新節點的特徵表示, 逐層提取更高階的社交互動模式。本研究利用此技術建構青少年社交網絡, 分析社交互動如何影響心理健康。

### 四、GNN Explainer

現有研究成果：

GNN Explainer 是一種可解釋性人工智慧(Explainable AI, XAI)技術, 由 Ying et al. (2019) 提出, 可用於分析 GNN 模型的關鍵特徵與影響因素, 提升模型的可解釋性。在社交網絡分析中, GNN Explainer 能識別社交影響力較高的節點、社群結構與互動模式(Ying et al., 2019)。Wu et al. (2022) 研究發現, 該技術可解析社交支持、孤立程度與互動頻率對心理健康的影響, 幫助識別憂鬱風險個體。這些研究顯示 GNN Explainer 在心理健康篩檢上的潛力, 有助於更精確地評估青少年的心理風險。

研究缺口：

目前, GNN Explainer 主要應用於靜態社交網絡, 對心理健康預測的應用仍有限。現有 GNN 模型雖能識別高風險群體, 但無法解釋其成因與影響因素。此外, 研究仍未將 GNN Explainer 直接應用於心理健康干預策略設計, 亦缺乏實證研究來驗證其在實際場景中的可行性。如何透過 GNN Explainer 解析文化歸屬感、社會支持與個體行為的交互影響, 仍是當前研究的挑戰。

本研究貢獻:

本研究將應用 GNN Explainer 提升心理健康風險預測模型的可解釋性, 透過分析 GNN 模型的節點特徵與社交結構, 識別影響心理健康的關鍵互動模式, 例如社交行為頻率與文化歸屬感的影響。本研究亦將利用 GNN Explainer 提供數據驅動的心理健康預警與干預策略, 協助教育機構與心理專業人士發展更具針對性的輔導措施。相較於傳統 SNA 或黑箱式 GNN, 本研究將不僅提升風險預測準確性, 亦提供成因解析, 以制定更有效的介入策略。

	BA-Shapes	BA-Community	Tree-Cycles	Tree-Grid
Base				
Motif				
Node Features	None	$N'(j_i, \sigma_i)$ where $i$ = community ID	None	None
Explanation content	Graph structure	Graph structure Node feature information	Graph structure	Graph structure
Explanation accuracy				
Att	0.815	0.739	0.824	0.612
Grad	0.882	0.750	0.905	0.667
GNNExplainer	0.925	0.836	0.948	0.875

Table 1: Illustration of synthetic datasets (refer to “Synthetic datasets” for details) together with performance evaluation of GNNEXPLAINER and alternative baseline explainability approaches.

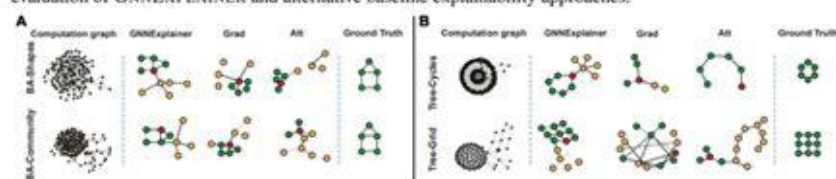


Figure 3: Evaluation of single-instance explanations. A-B. Shown are exemplar explanation subgraphs for node classification task on four synthetic datasets. Each method provides explanation for the red node's prediction.

## 圖 2: GNNExplainer 的可解釋性分析 (Ying et al., 2019)

此圖展示 GNNExplainer 如何解析 GNN 模型的決策。左側為原始社交網絡, 中間為 GNN 模型的學習過程, 右側為 GNNExplainer 高亮顯示的重要節點與邊 (紅色與黃色標記), 代表對模型決策影響最大的互動模式。例如, 某些高頻社交互動或孤立個體可能與心理健康風險相關。本研究應用 GNNExplainer 來識別影響心理健康的關鍵社交行為, 確保結果的可解釋性。

## 肆、研究方法及步驟

本研究運用圖神經網絡 (Graph Neural Network, GNN) 來分析青少年的網路行為、心理健康與文化歸屬感之間的關聯, 並克服傳統社會網絡分析 (Social Network Analysis, SNA) 及線性統計模型在處理複雜互動數據時的限制。

傳統的 SNA 主要依賴靜態社交結構，透過網絡中心性、社群檢測、網絡密度等指標來分析人際關係。然而，由於其方法難以捕捉非線性影響，且無法解析動態互動模式，因此難以全面理解青少年心理健康與社交行為之間的關係。

為了解決這些問題，本研究採用 GNN 作為主要分析工具，透過節點表示學習 (Node Embedding) 與鄰居聚合 (Neighborhood Aggregation) 方法，建立心理健康風險預測模型，以識別影響心理健康的重要社交互動模式。此外，本研究將利用 GNNExplainer 來解釋模型結果，進一步識別影響心理健康的關鍵社交互動模式，以確保模型的可解釋性與應用價值。

比較項目	社會網絡分析(SNA)	圖神經網絡(GNN)
數據性質	靜態社交結構	可處理動態社交結構
互動方式	基於連結與中心性分析	學習節點特徵與鄰近關係
分析能力	主要依賴統計方法，難以解析非線性影響	可解析非線性影響，學習隱含模式
學習方式	無法自動學習節點特徵	透過深度學習自動學習節點與圖的特徵
適用情境	適用於靜態社交網絡分析，如群體結構研究	適用於動態社交網絡與行為預測，如心理健康風險預測

GNN 與 SNA 比較表

## 一、樣本設計

本研究採用分層叢集抽樣法，以確保樣本的代表性與多樣性，設計如下：

### 1. 地區分層

- 首先，根據臺灣的地理區域劃分為北、中、南、東四個主要區域，作為樣本的第一層分層標準，以反映不同地區的特徵。

### 2. 數位發展分層

- 參考國家發展委員會發布的數位發展分類資料，將數位發展程度分為四個等級，作為第二層分層標準，旨在考量地區的數位化差異對青少年行為的影響。

### 3. 學校與班級抽樣

- 在每個分層中，依據學校學生數量進行比例抽樣，確保不同規模學校的代表性。學校選定後，隨機挑選其中兩個班級進行調查，將班級內的學生、家庭成員(如家長、手足)以及班級導師與科任教師一併納入樣本。

### 4. 樣本追蹤與擴展

- 國中階段(國七至國九, **2023-2025**): 初期樣本將涵蓋全臺 160 所學校、約 320 班級，共 6500 名學生及其相關家庭與導師。
- 高中職階段: 除了追蹤原有樣本，還將新增抽樣高中職學生，以 10% 抽樣比例擴展至 20000 名學生及 650 名導師，進一步增強樣本的覆蓋範圍。

### 5. 施測時間

- 問卷調查將集中於每年的五至六月進行，以便持續追蹤樣本群體的變化與發展，並收集跨年度的連續性數據。

## 二、資料收集與分析

### 1. 問卷調查與資料

- 本研究已收集以下指標資料：
  - i. 心理健康指標：涵蓋憂鬱與焦慮相關問題、自我評價與滿意度。
  - ii. 文化歸屬感指標：包括與學校、家庭的關聯感與支持程度。
  - iii. 網路行為指標：記錄使用頻率、行為模式及社交互動。
  - iv. 社交互動指標：家庭與同儕支持。

### 2. 數據分析方法

- 節點屬性分析：運用統計模型，分析文化歸屬感與心理健康的關聯。
- 節點分類與鏈路預測：透過圖神經網絡技術，模擬青少年社交網絡的變化與穩定性。
- 高風險群體分析：定位心理健康風險群體，分析其社交孤立情況。

## 三、數據分析方法

本研究將透過圖神經網絡 (Graph Neural Network, GNN) 來分析青少年的網路行為、心理健康與文化歸屬感之間的關聯，並應用多種數據分析方法，以獲得更深入的研究洞察。具體方法如下：

### 1. 節點屬性分析

- 運用統計方法檢驗文化歸屬感(學校、家庭與同儕支持)對心理健康(憂鬱與焦慮)及幸福感(WHO-5 指標)的影響，以了解青少年在不同文化認同情境下的心理狀況變化。
- 探討網路行為模式(如沉迷使用 vs. 健康社交互動)對心理健康的影響，進一步驗證是否存在調節或中介作用。

### 2. 節點分類與群體定位

- 使用 GNN 模型進行節點分類(Node Classification)，根據 CES-D、WHO-5 量表將青少年群體劃分為高、中、低風險，並進一步發展個人化心理健康預測模型。
- 結合 GNNExplainer 技術，分析影響高風險群體的關鍵社交互動特徵，確保研究結果具可解釋性，並找出潛在的干預機制。

### 3. 鏈路預測與社交動態分析

- 鏈路預測(Link Prediction)：透過GNN 模型預測 心理健康風險相似的青少年之間的社交連結形成規律，進一步理解網路互動如何影響心理健康變化。
- 文化歸屬感群體的網絡結構穩定性分析：分析高文化歸屬感青少年群體的社交網絡結構，觀察其跨年度的演化特徵，並評估其對心理健康的長期保護效果。

### 4. 高風險群體識別與早期預測

- 透過 GNN 模型辨識可能進入高風險群體的青少年，進行早期預測，並探討哪些社交互動模式(如孤立、負面互動)會導致心理健康惡化。
- 依據分析結果，提供針對性心理健康干預建議，以幫助教育機構、家庭與心理專業人員發展更有效的支持策略。

#### 四、研究倫理與數據隱私

由於本研究涉及青少年的心理健康與社交行為數據，因此特別強調研究倫理規範及數據隱私保護，確保研究過程符合學術標準並尊重受試者權益。

##### 1. 數據匿名化與保護機制

- 本研究所收集的所有數據將去識別化(De-identification)，並採用匿名編碼技術，確保個別受試者無法被直接識別，以降低數據外洩風險。

### 伍、預期成果

#### 一、學術與實務貢獻

本研究透過圖神經網絡(Graph Neural Network, GNN) 分析青少年的社交行為與心理健康風險，突破傳統統計方法的限制，預期在學術與實務領域皆能產生重要影響。在學術貢獻方面，本研究將發展一種數據驅動的心理健康風險預測模型，填補現有研究中對於青少年社交行為、文化歸屬感與心理健康之間非線性關係的理解缺口。

此外，本研究的方法可為未來心理健康與社交行為研究提供技術框架，推動人工智慧技術在心理學與社會科學領域的應用。在實務層面，本研究結果可應用於教育機構與心理健康專業領域，透過數據分析開發心理健康預警工具，協助學校與心理專業人士進行青少年心理健康風險篩檢與干預。透過本研究的分析結果，學校與相關機構可針對高風險群體提供更精準的心理支持與社交輔導，並據此發展數據導向的心理健康政策，提升青少年的文化歸屬感與心理福祉。

#### 二、進度規劃

月份	主要階段	具體任務
第 1 個月	文獻回顧與數據前處理	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 閱讀並整理心理健康、文化歸屬感、GNN 相關文獻，確定研究框架與理論基礎。</li> <li>● 進行數據清理，確認數據變數與特徵工程策略。</li> </ul>
第 2 個月	GNN 模型構建與特徵工程	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 建立 GNN 初始模型(選擇合適的 GNN 架構，如 GraphSAGE、GCN、GAT)。</li> <li>● 測試不同特徵組合對模型的影響，確保數據準確性。</li> </ul>
第 3 個月	模型訓練與超參數調整	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 進行 GNN 訓練，測試不同的超參數組合(學習率、層數、激活函數等)。</li> <li>● 進行交叉驗證與模型評估，確保模型穩定性。</li> <li>● 比較不同 GNN 架構的效果，確認最佳模型。</li> </ul>

第 4 個月	結果分析與高風險群體識別	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 透過 GNNExplainer 進行結果解釋, 識別影響心理健康的關鍵社交互動模式。</li> <li>● 定義高風險群體, 分析其社交行為特徵。</li> <li>● 比較 GNN 與傳統 SNA 方法的預測準確率, 確保 GNN 提供更優的預測能力。</li> </ul>
第 5 個月	應用與策略發展	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 根據結果制定心理健康干預策略, 並評估其可行性。</li> <li>● 探討如何應用本研究結果於教育機構、心理健康專業人士等實務領域。</li> <li>● 討論研究應用方式, 整理未來研究方向。</li> </ul>
第 6 個月	研究報告撰寫與修訂	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 撰寫完整研究報告, 初步完成研究論文。</li> <li>● 進行內部審查與修正, 確保成果架構與內容完整。</li> </ul>
第 7 個月	論文投稿與發表準備	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 準備學術發表, 確認適合投稿的期刊或研討會。</li> <li>● 進行研究成果展示, 優化內容。</li> </ul>
第 8 個月	參與國際會議與發表	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 將研究成果投稿至國際學術會議或期刊, 進行發表。</li> <li>● 吸收國際學者的回饋, 討論未來的研究方向與應用可能性。</li> </ul>

## 陸、需要指導教授指導的內容：

1. 社會網絡分析(SNA)與圖神經網絡(GNN)比較
  - 透過文獻回顧與實證研究, 分析 SNA 和 GNN 在社交互動與心理健康分析中的適用性與差異。
  - 了解如何利用 GNN 模型補足傳統 SNA 在非線性互動分析上的不足。
2. GNN 模型設計與解釋性
  - GNN 模型的選擇(如 GraphSAGE、GCN、GAT)與應用於社交互動數據的適配性。
  - GNNExplainer 的應用, 確保研究結果具備可解釋性, 以識別影響心理健康的關鍵網絡特徵。
3. 數據處理與心理健康指標建模
  - 如何處理心理健康測量數據(CES-D、WHO-5), 並將其轉換為 GNN 模型中的節點屬性。
  - 指導資料標準化與特徵選取, 確保輸入模型的數據具備高質量與穩定性。
4. 研究倫理與數據隱私
  - 由於本研究涉及青少年的社交與心理數據, 需確保數據收集與分析符合學術倫理與研究倫理規範, 避免隱私風險。
  - 指導如何撰寫研究倫理相關的數據處理計畫。
5. 研究方法論與論文寫作
  - 如何組織研究內容, 使論文架構符合學術標準。
  - 實證研究的論述方式, 包括數據分析、結果解釋與討論部分的撰寫。

## 柒、參考文獻：

- Baumeister, R. F., & Leary, M. R. (1995). The need to belong: Desire for interpersonal attachments as a fundamental human motivation. *Psychological Bulletin*, 117(3), 497–529.
- Chen, Y., Zhang, T., & Liu, X. (2022). Emotion-aware attention mechanism for depression detection in social networks. *Journal of Computational Social Science*, 5(3), 541-563.
- Chu, P. S., Saucier, D. A., & Hafner, E. (2010). Meta-analysis of the relationships between social support and well-being in children and adolescents. *Journal of Social and Clinical Psychology*, 29(6), 624-645.
- Goodenow, C. (1993). The psychological sense of school membership among adolescents: Scale development and educational correlates. *Psychology in the Schools*, 30(1), 79-90.
- Haidt, J. (2018). *The coddling of the American mind: How good intentions and bad ideas are setting up a generation for failure*. Penguin Books.
- Jose, P. E., Ryan, N., & Pryor, J. (2012). Does social connectedness promote a greater sense of well-being in adolescence over time? *Journal of Research on Adolescence*, 22(2), 235–251.
- Kuo, A.-T., Chen, H., Kuo, Y.-H., & Ku, W.-S. (2023). Dynamic graph representation learning for depression screening with transformer. *arXiv preprint*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2305.06447>
- Lin, H., & Liu, P. (2024). 社會支持與憂鬱之關係：以學校歸屬感為中介變項。臺北市立大學學報, 55(1), 41-64.
- Orben, A., Dienlin, T., & Przybylski, A. K. (2019). Social media's enduring effect on adolescent life satisfaction. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(21), 10226-10228.
- Phinney, J. S. (1990). Ethnic identity in adolescents and adults: Review of research. *Psychological Bulletin*, 108(3), 499-514.
- Reich, S. M., Subrahmanyam, K., & Espinoza, G. (2012). Friending, IMing, and hanging out face-to-face: Overlap in adolescents' online and offline social networks. *Developmental Psychology*, 48(2), 356–368.
- Twenge, J. M., Joiner, T. E., Rogers, M. L., & Martin, G. N. (2018). Increases in depressive symptoms, suicide-related outcomes, and suicide rates among US adolescents after 2010 and links to increased new media screen time. *Clinical Psychological Science*, 6(1), 3-17.
- Valkenburg, P. M., & Peter, J. (2007). Online communication and adolescent well-being: Testing the stimulation versus the displacement hypothesis. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 12(4), 1169-1182.
- Verduyn, P., Ybarra, O., Résibois, M., Jonides, J., & Kross, E. (2015). Passive Facebook usage undermines affective well-being: Experimental and longitudinal evidence. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(2), 480-488.
- Wu, J., Zhang, Y., & Tang, J. (2022). Explainable graph neural networks for social behavior analysis in online communities. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 9(2), 451-462.
- Ying, Z., Bourgeois, D., You, J., Zitnik, M., & Leskovec, J. (2019). GNNExplainer: Generating explanations for graph neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32, 9244-9255.
- Zhou, Y., et al. (2023). A systematic review of graph neural network in healthcare-based applications: Recent advances, trends, and future directions. *IEEE Access*.
- 圖1：圖神經網絡(GNN)的信息傳遞機制：Kipf, T. N., & Welling, M. (2017). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1609.02907*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1609.02907>

- 圖 2: GNNExplainer 的可解釋性分析: Ying, Z., Bourgeois, D., You, J., Zitnik, M., & Leskovec, J. (2019). GNNExplainer: Generating explanations for graph neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1903.03894>