陳朝斌、陳靜玉、陳博廉（2026）。大學生自主學習經驗暨AI素養量表之編製及其影響機制研究。載於彭心儀、吳明錡、焦傳金（主編），第一屆台灣大一年年會論文集（頁412-448）。國立清華大學探索學習中心

大學生自主學習經驗暨AI素養量表之編製及其影響機制研究

陳朝斌*、陳靜玉**、陳博廉***

摘要

自主學習能力有助於學生持續更新知識、提升適應力，並協助大一新生融入大學學習環境，因此，已成為高等教育的重要目標之一。近年來，人際互動能力與AI素養（AI literacy）亦被視為影響自主學習的重要因素，但目前針對AI素養、人際互動能力與自主學習經驗三者關係的整合性研究仍相對有限。因此，本研究嘗試探討AI素養、人際互動能力與自主學習能力之間的關係。研究首先發展「自主學習經驗暨AI素養量表」，並進行預試與信、效度分析。經過檢定，該量表具有良好之因素結構與信度。接著進行相關性、迴歸及中介分析。相關性分析發現，AI素養、人際互動能力與自主學習能力三者皆呈顯著正相關。階層迴歸分析發現，人際互

* 實踐大學國際經營與貿易學系副教授。
** 實踐大學研究發展處博士後研究員，通訊作者，E-mail: chingyc99@gmail.com。
*** 實踐大學研究發展處博士後研究員。

動能力對自主學習能力具有顯著預測效果，且在加入AI素養的變量後，模型整體解釋力可進一步提升。中介效果分析發現，AI素養在人際互動能力與自主學習能力之間具有部分中介效果。此外，本研究亦以UCAN共通職能資料進行外部檢證並獲得相似的研究結果，進一步支持了研究模型之穩定性。

本研究之貢獻有三。首先，本研究透過引進國外成熟量表，並經在地化翻譯、語意調整與專家修訂，建構出適用於臺灣高等教育情境之「自主學習經驗暨AI素養量表」，可彌補目前相關測量工具不足之問題。其次，本研究透過實證資料，補充臺灣高等教育學生在自主學習能力與AI素養表現之本土化研究。最後，本研究指出，AI素養並非孤立之技術能力，而與人際互動、合作學習及社會支持歷程密切相關；具備較佳人際互動能力之學生，更容易在交流與合作過程中發展AI素養，進而提升自主學習能力表現。此一結果不僅補充高等教育中AI素養與自主學習相關研究之理論缺口，亦可作為未來大學推動AI融入教學、數位學習支持與學生核心能力培育之重要參考。

關鍵詞：AI素養、UCAN共通職能、人際互動能力、大一新生、自主學習

Development of a Self-Directed Learning Experience and AI Literacy Scale for University Students and Investigation of Its Influencing Mechanisms

Tsaubin Chen*, Ching Yu Chen**, Po Lien Chen***

Abstract

Self-directed learning is essential for students to continuously update their knowledge, enhance their adaptability, and successfully adjust to the university learning environment, particularly during the first year of study. Accordingly, fostering self-directed learning has become one of the major goals of higher education. In recent years, interpersonal competence and AI literacy have also been recognized

* Associate Professor, Department of International Business, Shih Chien University, Taiwan.

** Postdoctoral Research Fellow, Office of Research and Development, Shih Chien University, Taiwan, Corresponding Auhor, E-mail: chingyc99 @gmail.com.

*** Postdoctoral Research Fellow, Office of Research and Development, Shih Chien University, Taiwan.

as important factors influencing self-directed learning. However, relatively few studies have adopted an integrated perspective to examine the relationships among AI literacy, interpersonal competence, and self-directed learning experience. Therefore, this study aimed to investigate the relationships among AI literacy, interpersonal competence, and self-directed learning. To this end, this study first developed the *Self-Directed Learning Experience and AI Literacy Scale* and examined its reliability and validity through a pilot study. The results indicated that the scale demonstrated a satisfactory factor structure and good reliability. Correlation, regression, and mediation analyses were subsequently conducted. The correlation analysis showed that AI literacy, interpersonal competence, and self-directed learning were all significantly and positively correlated. Hierarchical regression analysis further revealed that interpersonal competence significantly predicted self-directed learning, and that the inclusion of AI literacy further improved the explanatory power of the model. The mediation analysis indicated that AI literacy partially mediated the relationship between interpersonal competence and self-directed learning. In addition, external validation was conducted using UCAN common competency data, and similar results were obtained, further supporting the stability of the proposed research model.

This study makes three major contributions. First, by adapting well-established international scales through localized translation, semantic refinement, and expert review, this study developed the *Self-Directed Learning Experience and AI Literacy Scale* for use in the context of higher education in Taiwan, thereby addressing the current

lack of relevant measurement instruments. Second, this study provides localized empirical evidence on Taiwanese university students' self-directed learning and AI literacy. Third, the findings suggest that AI literacy should not be viewed as an isolated technical competence; rather, it is closely intertwined with interpersonal interaction, collaborative learning, and social support processes. Students with stronger interpersonal competence are more likely to developAIliteracy through communication and collaboration, which in turn enhances their self-directed learning. These findings not only help fill a theoretical gap in the literature on AI literacy and self-directed learning in higher education, but also provide important implications for universities seeking to integrate AI into teaching, support digital learning, and cultivate students' core competencies.

Keywords: AI literacy, UCAN common competencies, interpersonal competence, first-year university students, self-directed learning

壹、前言與問題意識

學生退學與中途離校問題已成為高等教育的重要挑戰（Azzam et al., 2022; Barefoot, 2004; Jamelske, 2009）。大一新生在進入大學後，將自熟悉的家庭環境與高中生活中分離出來，並進入全新的社交、課業與校園文化。在融入大學生活的過程中，學生往往會經歷過渡期所帶來的痛苦、混亂與壓力，一旦無法調適新環境，便容易輟學或離開學校（Tinto, 1988）。因此，如何促進學生順利適應大學環境並提升學習成效，已成為高等教育的重要課題。

在此背景下，自主學習[1]逐漸受到高等教育的重視。許多研究指出，自主學習有助於協助學生持續更新知識、提升適應力與因應複雜環境（Morris, 2019）。學習者在學習歷程中的主動控制與責任承擔是促進持續學習與提升學習成效的關鍵機制（Garrison, 1997）。同時，自主學習能力與學業成就、學習動機更呈現正向關聯（Yurdal & Toraman, 2023）。

然而，自主學習並不表示學生僅依靠個人能力即能獨立完成學習；相反地，學生在設定學習目標、尋找資源解決問題與反思修正的過程中，往往需要教師、輔導者、導師、同儕與其他學習資源提供者的共同協助，方能完成學習活動。在這些過程中，分享、回饋與對話的互動氛圍能進一步提升學習效果（Knowles, 1975）。因此，人際互動與社會支持可能成為影響自主學習成效的重要因素。

---

1 「自主學習」一詞在英文中具有多種對應譯法與理論內涵。本研究行文將以self-directed learning（SDL）與self-regulated learning（SRL）兩概念進行分析與對話，並於首次出現時標示其英文縮寫；若論述涵蓋面較廣，則以「自主學習」作為統稱。

近年來，生成式人工智慧（Generative AI, GenAI）在高等教育中所帶來的效率與創新，正在改變學生學習的經驗。Marquardson（2024）在資安課堂實驗中發現，學生普遍認為GenAI具備了高度實用性與易用性，能協助他們設定學習目標、搜尋資源與反思學習歷程，並傾向將GenAI視為補充教師角色的學習夥伴。此外，Ali等人（2023）開發了基於GenAI的聊天機器人TeacherGAIA，以支援學生在課堂外的自主學習與自我評估，並證實GenAI可透過對話引導與情感支持促進學生的主動學習與自我監控能力。上述這些研究共同指出，GenAI不僅可作為學習輔助工具，更能在適切引導下強化學習者的自主性、動機與反思能力（Ali et al., 2023; Marquardson, 2024; D. Wu et al., 2024）。

但學生過度依賴GenAI，也可能帶來負面影響與風險，包括批判性思考、決策能力、分析推理能力與學習動機下降等問題。更重要的是，AI對話系統融入高等教育後，也可能伴隨人際互動減少的隱憂。隨著AI使用程度提高，學習者與教師、同儕之間的互動可能逐漸減少，進而削弱原有的指導、討論與回饋機制（Abubakar et al., 2025; Zhai et al., 2024）。上述觀點並不代表AI學習可以完全取代人際互動。相反地，近期研究發現，大學生自主性、能力感與歸屬感等心理需求的滿足，對AI素養的提升具有重要影響，且會透過「自我調節學習」（Self-Regulated Learning, SRL）策略產生作用（Wang et al., 2025）。因此，GenAI的出現是否意味著人際互動與社會支持在自主學習中的重要性降低，仍有待進一步驗證。現有的相關研究多半分別探討人際互動能力或AI素養對自主學習之可能影響，對於AI素養、人際互動能力與自主學習經驗

三者間之關係的整合性分析仍相對有限，尤其缺乏適用於臺灣高等教育情境之測量工具與實證模型。因此，本研究認為人際互動能力與AI素養對自主學習的影響是值得進一步探討的課題。

為了進一步分析AI素養、人際互動能力與自主學習之間的關係，本研究首先發展適用於臺灣高等教育情境之「自主學習經驗暨AI素養量表」，[2]並檢驗其信、效度與測量品質，期望建立一套可作為後續大規模施測、學生學習支持與高等教育研究之重要評估工具。

本研究亦參考Grow（1991）階段式自我導向學習模式，透過量表分析學生在自主學習經驗上的差異，以區辨不同自主學習發展階段與學生類型，包括依賴型、感興趣型、投入型與自我導向型學習者。透過此一量表，不僅有助於學生理解自身自主學習能力的現況，也能協助教師辨識學生在學習歷程中的需求與困難，進而提供適切的引導與支持。此外，本研究進一步探討AI素養、人際互動能力與自主學習之關聯性分析，嘗試驗證各種變項間之可能影響路徑，研究發現應可作為未來高等教育推動AI融入教學、學生學習支持及學生核心能力培育的重要參考。

---

2 本研究量表名稱原訂「自主學習能力暨AI學習活動量表」，經兩次專家會議審查。部分專家認為「能力」一詞較具有評價性，對學生而言可能較為敏感，亦可能影響受試者作答的真實性，故採納建議改為「自主學習經驗暨AI素養量表」，除分析量表結果以「自主學習經驗」稱之外，行文中，理論層次以「自主學習」依照文獻採「自我導向學習」（Self-Directed Learning, SDL）或SRL，變項則採「自主學習能力」。

貳、文獻回顧

一、自主學習能力的定義與理論回顧

「自主學習」一詞在英文中具有多種對應譯法與理論內涵，也是成人教育與終身學習研究中的重要概念，主要強調學習者在學習過程中的主動性與自我管理能力。Knowles（1975, p. 18）指出：

> 在自我導向學習（Self-Directed Learning, SDL）這個過程中，個人在有或沒有他人幫助的情況下，主動診斷自己的學習需求、制定學習目標、確定學習所需的人力和物力資源、選擇並實施適當的學習策略，並評估學習成果。

Knowles（1975）認為，自主學習與個體的心理成熟度密切相關。隨著個體成長，人們逐漸由依賴他人轉向追求自主與自我負責，因此，培養能夠規劃與管理自身學習的能力成為成人學習的重要特徵。此外，自主學習者通常受到內在動機（如成就感、好奇心與自我成長需求）的驅動，並能運用過去經驗連結新知識，促進深層理解。Knowles強調自我導向學習是一種有指導的經驗，包括來自導師、教師、輔導員、導師和其他人互動的回饋，將其視為是一種過程，指學習者主動診斷學習需求、設定學習目標、尋找學習資源、選擇學習策略並評估學習成果。相較於傳統由教師主導的教學模

式，自主學習強調學習者在學習過程中的主動參與和自我調控，因此，通常能帶來較高的學習動機與較持久的學習效果。

簡言之，自主學習是需要經過學習的。在此理論基礎上，Grow（1991）提出了具啟發性的「分階段自主學習模型」（Staged Self-Directed Learning Model），進一步闡明教師與學習者角色的互動關係。該模型指出，學習者的自主性並非固定特質，而是隨著經驗、動機與學習技能逐步發展的歷程。教師的任務在於辨識學習者所處的自主階段，並依據其需求調整教學策略，以協助學習者邁向更高層次的自主學習（Grow, 1991）。

在高等教育情境中，自主學習亦受到學習環境與教學制度的影響。Tait與Knight（1996）指出，學生往往需要透過適當的課程結構、教師指導與形成性回饋，才能逐步發展自主學習能力。此外，評量制度會影響學生的學習方式，若評量僅強調知識再現，學生容易採取表層學習策略，而不利於自主探究與深層學習。

進一步而言，Brockett與Hiemstra（1991）提出「個人責任取向」（Personal Responsibility Orientation, PRO）模型，指出自主學習可從兩個面向理解：一是作為教學模式的「自我導向學習」，二是作為人格特質的「學習者自我導向」。該模型強調，自主學習能力的形成不僅取決於個人的自我概念與責任感，也受到學習環境與制度條件的影響。當學習者的自主傾向與教育環境提供的自主機會相互配合時，自主學習能力才能有效發展。

綜上所述，自主學習可被視為一種由學習者主動規劃、執行與反思學習活動的能力與過程，其發展受到個人動機、

學習能力以及教育環境等多重因素的影響。

在相關研究中，「自我導向學習」常與「自我調節學習」交互使用，但兩者概念層次有所不同。研究指出，SDL的概念範圍較為廣泛，主要強調學習者對學習目標、學習內容與學習資源的自主決策與責任；相較之下，SRL則較著重於學習者在特定學習任務中的認知與後設認知調節歷程，例如學習計畫、監控與反思等策略（Gandomkar & Sandars, 2018; Loyens et al., 2008）。換言之，SRL偏重於學習歷程中的策略運用，而SDL則更強調學習者在整體學習活動中的自主性與責任。

基於上述概念區分，本研究採用SDL的理論基礎，將自主學習理解為學習者能主動規劃與管理學習目標、尋找學習資源並評估學習成果的能力。此一概念不僅涵蓋學習策略的調節，也包含學習者對學習活動的整體主導與責任承擔，因此，更能反映高等教育情境中學生自主學習能力的整體特徵。

Williamson（2007）指出，高年級的大學生通常展現出更高的自主學習程度，而低年級的學生則需有更多導師支援以克服學習焦慮。發展量表不僅能幫助教師識別學生的學習弱點，更能引導學生從依賴轉向獨立，達成終身學習的目標。透過量化的分數區間，教育者可以針對學生的表現提供具體的改進建議與教學介入。教育者有責任確保學生具備自主學習能力，並將這些技能從學習情境延伸至職場實踐。同時，學生亦應持續監測自身的學習進展，覺察不足之處，並有意識地加以改進，以提升學習成效。

二、人際互動能力與自主學習

一般認為，自主學習能力並非完全由個體獨立發展而成。相反地，學生在自主學習歷程中，仍需透過與教師、同儕及學習社群之互動，獲得支持、回饋與學習資源。從合作學習理論角度來看，透過學生之間的合作與互動，可以促進知識建構、問題解決能力與學習動機的提升。Johnson等人（1998, 2014）認為，有效的合作學習包含積極互賴、個人責任、促進性互動、社交技能與小組處理等要素，可使學生在互相支持與協作過程中共同達成學習目標。相較於競爭式或個別化學習，合作學習能顯著提升學生的學業成就、知識理解及人際關係。

此外，Ryan與Deci（2000, 2018）所提出之自我決定理論（Self-Determination Theory, SDT），進一步凸顯人際互動在學習歷程中的重要性。SDT作為解釋個體內在動機（intrinsic motivation）、自主性外在動機（autonomous extrinsic motivation）與心理健康（psychological well-being）之理論框架，主張當自主性（autonomy）、勝任感（competence）與關係感（relatedness）三項基本心理需求能獲得學習環境支持時，學生的學習動機將逐漸由外在控制內化為自主調節，進而產生更深層的學習投入與持續性的行為改變。其中，SDT所強調的關係感，係指個體在社會互動中感受到支持、連結與群體歸屬的需求。當學生能在學習過程中與同儕建立良好互動關係時，較容易提升內在動機並持續投入學習（Ryan & Deci, 2000）。因此，良好的人際互動與合作學習環境，不僅能促進學生的學習參與，也有助於培養其自主學習能力。

隨著GenAI逐漸融入高等教育學習情境，學生可運用AI工具進行資料搜尋、概念理解、學習規劃、問題解決與成果修正，使AI成為自主學習過程中的重要輔助資源，因此，AI素養可能成為影響學生自主學習經驗的關鍵因素。本研究將進一步回顧AI素養與自主學習之間的關係。

三、AI素養與自主學習

AI素養通常被理解為個人理解與運用人工智慧技術的綜合能力。Long與Magerko（2020, p.2）將AI素養定義為：

> 一組能力，使個人能夠批判性地評估AI技術，並能與AI系統進行有效的溝通與協作，且能在生活、學習與工作情境中將AI作為工具加以運用。

隨著GenAI與聊天機器人逐漸被應用於學習情境，學界開始關注AI素養對自主學習的影響。相關研究指出，AI不僅可能促進自主學習歷程，也可能帶來過度依賴與認知弱化等問題。從學習動機的角度來看，AI聊天機器人可透過滿足學習者的自主感與勝任感，進而促進自主學習。Xia等人（2023）指出，在AI支援的語言學習環境中，學生的學科先備知識比AI技術知識更能預測其自主學習表現，可能是因為使用聊天機器人主要涉及語言溝通而非複雜的技術操作所致，顯示滿足學生的心理需求是驅動學生在使用AI工具時展現自我調節學習能力的關鍵因素

另一方面，部分研究也指出AI可能帶來負面的學習影

響。Lan與Zhou（2025）發現，SRL較弱的學生若過度依賴GenAI，反而可能削弱其學習成效。在教學現場，GenAI工具的使用指引與規範應被視為重要的教學輔導工作，若錯誤地使用GenAI或濫用，可能更進一步降低學生的學習成效。簡立峰（2025）提到，在教育現場中，我們應該要思考的是如何協助學生問出「好問題」，因為會問好的問題才能得到好的答案，如今GenAI雖可以極大化地幫助學生學習，但學生不應將所有思考交給AI，應該教學生先思考並構建自己的框架和內容，然後再將草稿交給GenAI修改，透過不斷的互動和提問所得出的答案，才是真正屬於個人的知識。林杏子（2025）認為，若學生只使用GenAI來提升其作業完成的效率，則學生在知識內化的歷程與使用提問和對話方式建構對知識理解的自主學習能力將會喪失。

然而，在適當設計下，AI工具仍能有效支持自主學習。Chiu（2024）發現，GenAI除了有助於培養低能力學生的SRL技能，同時也能推動高能力學生發揮他們的全部潛力，顯見GenAI確可作為學生的數位支持系統，並能促進學生進行適性自主學習。T.-T. Wu等人（2024）指出，AI學習輔具能提供即時且聚焦的資訊，有助於降低資訊搜尋的認知負荷，並提升學生的學習動機、參與度及自我效能感。此外，AI也能記錄學生提問與回應歷程，支持學習者進行自我反思，進而促進知識建構。Sui與Chang（2026）的研究亦指出，學習者對AI知識的信念會影響自主學習的規劃階段，若能對AI內容保持批判性評估，將有助於提升學習策略的有效性。

綜合前述文獻可知，人際互動能力與AI素養皆可能影響學生的自主學習能力。然而，若僅分別討論兩者對自主學習

能力之影響，仍不足以說明三者之間的作用關係。因此，以下將進一步探討AI素養是否在人際互動能力與自主學習能力之間扮演中介角色。

四、AI素養在人際互動能力與自主學習能力間發揮中介作用

既有研究指出，數位學習乃至於AI工具之使用不僅取決於個體的技術能力，也與同儕互動及協作支持密切相關。Gherghel等人（2023）針對疫情期間線上學習的研究指出，線上課程中的社交互動能提高學生情感投入和參與，進而對自主學習時間產生正向的間接影響。換言之，學習互動和參與感的提升，有助於促進學生自主學習。Joseph等人（2024）也發現，學生的數位素養（digital literacy）、AI工具使用經驗，以及基於同儕支持的協作學習（Peer-Supported Collaborative Learning, PSCL），皆與AI輔助學習呈現正向關聯。而協作學習與AI工具使用所形成的中介效果，對學生的學習歷程具有顯著的正向影響（Joseph et al., 2024）。Wang等人（2025）以自我決定理論（Self-Determination Theory, SDT）為基礎，探討大學生心理需求滿足、自我調節學習策略（Self-Regulated Learning Strategies, SRLSs）與AI素養之間的關聯，結果顯示，學生在AI學習過程中的自主性、能力感與歸屬感等心理需求滿足，對AI素養具有顯著正向影響。

綜合上述理論與相關研究，學習歷程不僅涉及個體認知能力，也深受社會互動與學習情境所影響。AI素養並非僅指使用AI工具與技術的能力，更重要的是能理解AI推理、能評

估判斷AI回應的正確性、能與AI工具有效溝通與協作並修正錯誤等。而這些重要的能力可能可以透過人際互動的過程來培養，例如將「人際溝通技巧」轉移至與「AI協作」等。具備良好人際互動能力的學生較能在學習過程中透過同儕交流、合作與回饋獲得支持，進而提升其學習動機與學習投入，則這些能力也可能投射到AI素養上。此外，AI工具的使用並不必然取代人際互動；相反地，學生可能透過社交互動、合作學習與經驗分享，增進對AI工具的理解與應用能力，進而提升其AI素養。而具備較高AI素養的學生可能較可更有效地運用AI工具進行資訊搜尋、學習規劃、自我監控與反思，進一步提升自主學習表現。

因此，本研究假設人際互動能力除了可能直接影響大學生的自主學習能力，亦可能透過AI素養產生間接影響，故本研究發展「自主學習經驗暨AI素養量表」並蒐集資料加以驗證，期能更進一步釐清人際互動能力、AI素養與自主學習之間的關係。

參、研究設計與研究方法

一、研究設計

本研究設計針對大一新生進行自主學習經驗暨AI素養量表調查，透過量化分析探討學生之AI素養與人際互動能力對自主學習能力提升之關係。

二、量表設計

為評估上述能力與歷程，本研究參考以下三種學習量表的構面與題項。

（一）自我導向學習自評量表

Williamson（2007）之量表主要是評估學生的自我導向學習能力，該量表使用德爾菲法（Delphi technique），經兩輪專家審查後，保留60題並確立內容效度。所有題項均採五點式Likert量表（1 = 從不，5 = 總是），反映學習者在自我導向學習行為的頻率與傾向。量表共包含五個構面，即覺察（awareness）、學習策略（learning strategies）、學習活動（learning activities）、評估（evaluation）及人際交往技能（interpersonal skills）。本研究參考自我導向學習自評量表（The Self-Rating Scale of Self-Directed Learning, SRSSDL），經中文化及題項精簡後，建構本量表之自主學習經驗構面。

（二）AI促進自我調整學習活動分類量表

Chiu（2024）分析GenAI如何促進學生的自我調整學習與滿足自我決定理論之基本心理需求。該工具也使用德爾菲法建構，邀請了36位具備SDT與GenAI教學經驗的專家進行三輪共識程序。經彙整文獻與教師經驗後，最終確立20項GenAI學習活動，涵蓋資料搜尋、問題生成、答案檢查、文本修改、反思練習與論點辯證等，用以指導教育者設計與評估基於GenAI的學習活動，並檢驗其對學生自主性、勝任感與關係感的支持效果。本研究參考AI學習活動量表，經修訂後，建構本研究量表之AI應用構面。

（三）非專家人工智慧素養評估量表

本研究參考Laupichler等人（2023）所使用的「非專家人工智慧素養評估量表」（Scale for the Assessment of Non-Experts'AILiteracy, SNAIL），並將其作為評估學生AI素養的補充工具。本研究採用其中的「批判性評估」（critical appraisal）作為主要分析構面。[3]該構面的分析目的是評估學生在面對AI應用結果時，能否保持警覺，並進行理性思辨與風險評估。

此外，為避免研究過度聚焦於GenAI工具使用，本研究亦參考Binkley等人（2012）所提出之二十一世紀能力（21st century skills）架構，在量表之外增設「學生使用AI習慣」相關題項，瞭解學生使用AI的管道、用途與頻率等情形。同時，針對資訊素養（information literacy）中「取得與評估資訊」之能力面向，另設計兩項問題，包括：「當您需要完成報告、研究或解決問題時，您最優先使用的資訊來源為何？」，以及「當您判斷資訊是否可信或適合使用時，您通常會評估哪些項目？」，以補充學生在資訊搜尋與判讀能力上的表現。

綜上所述，本研究在自主學習經驗題項設計上，參考Williamson（2007）之SRSSDL量表；在GenAI工具應用於自主學習活動方面，則參考Chiu（2024）所提出之學習活動分類；此外，亦納入SNAIL量表中有關AI倫理與風險意識之構面，並增設「學生使用AI習慣」相關題項。整體量表設計係

---

3 本量表「批判性評估」構面之題項中文翻譯，係參考國立臺灣師範大學圖書資訊學研究所教授暨學習資訊專業學院院長柯皓仁之譯文。

參考各原始量表之核心構面，並依據本研究目的進行翻譯、語意調整與在地化修訂，以建構適用於臺灣高等教育情境之測量工具。

三、量表信、效度驗證

為確保量表內容的適切性與研究目標的一致性，本研究邀請相關領域之專家召開數次的諮詢會議，針對量表內容、語意、構面安排，以及與研究目的之密合度提出修訂建議。同時，邀請約20位的受試者（學生）進行預試，以確認語意理解與填答流程是否順暢，最後修訂出45題版本的量表。

本研究先蒐集149份有效樣本進行量表信、效度檢驗，並據此修訂量表結構。為降低受試者填答負擔，並提升測量精準度，依據項目分析、探索性因素分析（Exploratory Factor Analysis, EFA）及信度分析結果，將原45題量表精簡為30題。最終量表包含五個構面：「AI應用」、「AI倫理與風險意識」、「學習規劃」、「學習反思」及「人際互動能力」，採五點式Likert量表（1-5分）計分。為建構後續大規模調查之基礎，本研究針對保留後之30題正式量表再度進行信、效度分析。

在效度檢驗方面，項目分析以量表總平均分數之前後25%作為高低分組依據，並採獨立樣本*t*檢定檢驗各題項之鑑別度。分析結果顯示，所有題項在高分組與低分組間皆達顯著差異（$p < .001$），顯示各題項均具有良好之鑑別力，能有效區辨不同程度之受試者。探索性因素分析結果顯示，Kaiser-Meyer-Olkin（KMO）值為.893，Bartlett球形檢定達顯著（$\chi^2 = 3381.228$，df = 435，$p < .001$），顯示資料適合進行因

素分析。經主成分分析法與Varimax正交旋轉後，共萃取出五個因素，累積解釋變異量為68.865%，各題項因素負荷量介於.574至.822之間，均高於.50，顯示本量表具有良好之建構效度。

在信度檢驗方面，各構面之Cronbach’s α值分別為：「AI應用」.904、「AI倫理與風險意識」.907、「學習規劃」.876、「學習反思」.887 及「人際互動」.856，皆高於.80，顯示各構面具有良好之內部一致性。各題項之更正後項目總計相關性介於.571至.784 之間，均高於.50，顯示各題項與整體構面具有良好相關性；而各題項刪除後之Cronbach’s α值介於.798至.864之間，與整體α值差異不大，因此，保留全部題項作為正式量表內容。整體而言，本研究所建構之量表在項目鑑別度、建構效度與內部一致性方面皆具有良好表現。

本研究所發展之「自主學習經驗暨AI素養量表」，問卷內容共分為三部分：第一部分為受試者基本資料，用以進行後續學籍資料串聯與背景變項分析；第二部分為學生使用AI工具之經驗與習慣，共6題；第三部分則為正式量表題項，共30題。

四、量表調查程序

本研究已先進行小規模預試，以檢視量表內容與測量品質，未來將視研究進度與施測條件，進一步採線上問卷方式進行大規模調查，以瞭解學生於「新生轉銜定向課程」[4]中的

[4] 個案學校配合素養導向教育計畫開設「新生轉銜定向課程」，由各系所規劃課程，採自由選修方式實施，每門課程為18小時。課程以教師引導與跨域探索為核心，每學期安排實體討論與諮詢，協助學生提升自主學

自主學習能力與AI素養表現。研究者將針對入學新生之必修課程進行班級抽樣，隨機抽取約25-30個班級（每班約50-60人），並於取得授課教師同意後，於課堂中向學生說明研究目的與內容，邀請學生自願參與問卷填答。所有參與者於填答前皆須完成線上知情同意程序，並同意研究團隊於研究範圍內查閱其相關學籍資料，以利後續學習成效分析。

五、研究假設

本研究關注學生在自主學習歷程中，仍需透過與教師、同儕及學習社群之互動，獲得支持、回饋與學習資源。良好的人際互動有助於提升學生的學習投入與自主學習能力表現。此外，隨著GenAI逐漸融入高等教育學習情境，AI素養亦逐漸成為影響學生自主學習的重要因素。學生若能有效運用GenAI進行學習規劃、問題解決與反思修正，將有助於提升其自主學習能力。

然而，人際互動能力、AI素養與自主學習能力三者之間的作用機制仍有待進一步釐清。因此，本研究依據相關理論與既有研究建構研究模型，探討三者之間的關聯性，並進一步檢視AI素養在人際互動能力與自主學習能力之間是否具有中介效果。由於本研究採橫斷面資料進行分析，研究結果主要反映變項間之關聯，而非直接驗證其因果關係。依據相關理論與文獻，本研究提出以下研究假設：

H1：人際互動能力對學生自主學習能力具有顯著正向影響。

H2：AI素養對學生自主學習能力具有顯著正向影響。

習能力。

H3：AI素養在人際互動能力與學生自主學習能力之間具有中介效果。

肆、研究結果

本研究完成保留後30題正式量表之信、效度檢驗，初步結果顯示量表具有良好之項目鑑別度、建構效度與內部一致性。經修訂後之正式量表因部分修訂，將再度送交IRB審查。後續大規模施測期能蒐集600-800份有效樣本，以進行驗證性因素分析（Confirmatory Factor Analysis, CFA），檢驗量表之因素結構適配度與整體模型穩定性，並作為後續迴歸模型與結構關係分析之基礎。

基於研究進度安排，本研究先以149份樣本進行初步分析，以檢視研究模型之可行性與各變項間之可能關聯。故本研究現階段結果主要具有探索性意義，未來仍需透過大樣本資料與CFA驗證，方能進一步確認研究模型之穩定性與推論效果。

本研究為檢視AI素養、人際互動能力與自主學習經驗之間的關聯性與可能作用模式，首先透過描述性統計分析瞭解各構面之整體分布情形，其次採用Pearson相關分析檢驗各變項間之相關性，作為後續推論統計分析之基礎。

在推論統計部分，本研究採階層迴歸分析，以性別與年級作為控制變項，進一步檢驗人際互動能力與AI素養對自主學習經驗之預測效果。其後，採用PROCESS Model 4中介分析模型，探討AI素養在人際互動能力與自主學習經驗之間的中介效果，以進一步驗證各變項間之作用關係。

此外，為檢驗研究結果之穩定性與外部效度，本研究另

以UCAN共通職能中的人際互動能力作為外部指標，重新進行相關與迴歸分析，以比較不同測量工具下研究結果之一致性。

各項分析結果分述如下：

一、敘述統計分析

表1顯示五大構面的描述性統計結果，各構面平均數介於3.70至3.97之間，顯示學生整體在自主學習經驗、AI素養與人際互動能力上皆具有中高程度表現。其中，以「AI應用」構面平均數最高（M = 3.97），顯示學生普遍已能運用AI工具協助學習；而「學習規劃」構面平均數相對較低（M = 3.70），反映學生在時間管理與自主規劃方面仍有提升空間。各構面標準差介於0.56至0.66之間，顯示資料分布尚屬穩定，未出現明顯極端離散情形。

表1
五大構面之描述性統計分析（N = 149）

構面	平均數（M）	標準差（SD）
自主學習經驗_學習規劃	3.70	0.56
自主學習經驗_學習反思	3.81	0.57
AI素養_AI應用	3.97	0.56
AI素養_AI倫理與風險認知	3.80	0.66
人際互動能力	3.84	0.63

在各構面題項分析上，自主學習經驗部分，在「學習規劃」構面中，以「主動尋找學習資源」平均數最高（M = 3.91），而「時間管理」平均數最低（M = 3.47）。在「學習

反思」構面中，以「檢視學習成果並檢討學習進展」平均數最高（M = 3.89），而「監測自己的學習進度」平均數相對較低（M = 3.63）。

在AI素養部分，「AI應用」構面中，以「利用AI協助問題架構與報告大綱整理」平均數最高（M = 4.11），而「檢視AI產出內容的品質與價值」平均數最低（M = 3.74）。在「AI倫理與風險認知」構面中，以「資料安全性」與「資料隱私」相關題項平均數較高，而「批判性反思AI對個人與社會影響」平均數相對較低（M = 3.71）。

在人際互動能力部分，以「對他人觀點持開放態度」平均數最高（M = 4.03），而「覺得團體合作很容易」平均數最低（M = 3.46）。

上述結果除有助於瞭解學生在自主學習經驗、AI素養與人際互動能力各構面之整體表現外，亦可進一步呈現學生在不同能力面向上的相對強弱。為進一步瞭解各變項間之關聯性，本研究續採Pearson相關分析檢驗各構面之間的相關性，作為後續迴歸分析與中介效果分析之基礎。

二、相關性分析

根據表2之Pearson相關分析結果顯示，各研究變項之間皆呈現顯著正相關（$p < .001$）。其中，自主學習能力與AI素養之間具有高度正相關（r = .748），顯示學生AI素養愈高，其自主學習能力表現亦愈佳。其次，自主學習能力與人際互動能力之間呈現顯著正相關（r = .620），表示具備較佳人際互動能力的學生，其自主學習能力亦相對較高。此外，AI素養與人際互動能力之間亦呈現顯著正相關（r = .632），顯示人

際互動能力較佳者，其AI素養表現亦較佳。

整體而言，各研究變項之間皆具有中高度正相關，顯示AI素養、人際互動能力與自主學習能力之間具有密切關聯性，亦支持後續進一步進行迴歸分析與中介效果分析之適切性。

表2

各研究變項之Pearson相關分析

變項	1	2	3
1.自主學習能力	-		
2. AI素養	.748***	-	
3.人際互動能力	.620***	.632***	-

註：$N = 149$。

*** $p < .001$.

三、迴歸分析

本研究以自主學習能力作為依變項，採階層迴歸分析（hierarchical regression analysis），逐步檢驗人際互動能力與AI素養對自主學習能力之預測效果。模型1首先控制性別與年級；模型2進一步加入人際互動能力；模型3再加入AI素養，以比較各模型之解釋力變化。

根據表3，在模型1中，性別（$\beta = -.167$）與年級（$\beta = .116$）對自主學習能力皆未達顯著，整體模型解釋量僅為4.6%（$R^2 = .046$），且模型未達顯著水準（$F = 2.924$），表示背景變項對自主學習能力的解釋力有限。

模型2加入人際互動能力後，整體模型解釋力明顯提升（$R^2 = .383$），解釋變異量增加33.7%（$\Delta R^2 = .337$, p

< .001），且整體模型達顯著水準（F = 24.985, p < .001）。其中，人際互動能力對自主學習能力具有顯著正向影響（β = .582, p < .001），顯示學生愈具備良好的人際互動能力，其自主學習能力表現愈佳。

模型3再加入AI素養後，模型解釋力進一步提升至63.1%（R^2 = .631），新增解釋變異量達24.8%（ΔR^2 = .249, p < .001），整體模型亦達顯著（F = 51.314, p < .001）。在此模型中，AI素養對自主學習能力具有顯著正向影響（β = .621, p < .001），顯示AI素養愈高的學生，其自主學習能力表現愈佳。此外，人際互動能力之標準化迴歸係數由模型2的.582降低為.225，但仍達顯著水準（β = .225, p < .01），表示AI素養加入後，人際互動能力對自主學習能力的直接影響有所下降。

表3
人際互動能力與AI素養對自主學習能力之階層迴歸分析

變項	模型1	模型2	模型3
性別	-.167	-.130	-.084
年級	.116	.111	.046
人際互動能力	-	.582***	.225**
AI素養	-	-	.621***
解釋變異量（R^2）	.046	.383	.631
調整後解釋變異量（Adjusted R^2）	.030	.367	.619
解釋變異量增加（ΔR^2）	-	.337***	.249***
F值	2.924	24.985***	51.314***

註：依變項為自主學習能力。模型1納入控制變項（性別、年級）；模型2加入人際互動能力；模型3再加入AI素養。表中數值為標準化迴歸係數（β）。R^2為解釋變異量，ΔR^2為新增解釋變異量。

** $p < .01$. *** $p < .001$.

整體而言，結果顯示人際互動能力與AI素養皆能正向預測自主學習能力，而在人際互動能力影響自主學習能力的過程中，AI素養可能具有部分中介效果。因此，本研究後續進一步採用PROCESS Model 4檢驗AI素養之中介效果。

四、中介效果分析

本研究採用Hayes（2022）所發展之PROCESS macro Model 4進行中介效果分析，檢驗AI素養在人際互動能力與自主學習能力之間的中介效果，並將性別與年級納入控制變項。傳統中介檢驗多依據Baron與Kenny（1986）提出之逐步迴歸程序，檢驗自變項、中介變項與依變項之間的關係。然而，近年學者指出，此方法過度依賴逐步檢定與總效果顯著性，且未能直接檢驗間接效果，因此，建議改採以Bootstrap（自助抽樣法）為基礎之分析方法（Gürbüz & Bayık, 2021）。基於上述，本研究採用PROCESS Model 4，同時估計直接效果、間接效果與總效果，並透過Bootstrap重複抽樣建立間接效果之信賴區間；當信賴區間未包含0時，即表示中介效果成立。

根據表4結果，人際互動能力能顯著正向預測AI素養（B = .457, SE = .077, 95% CI [.303, .610], $p < .001$），表示人際互動能力愈佳者，其AI素養表現亦愈高。此外，AI素養能顯著正向預測自主學習能力（B = .665, SE = .116, 95% CI [.435, .896], $p < .001$），顯示具備較高AI素養的學生，其自主學習能力亦較佳。

在人際互動能力對自主學習能力的總效果方面，結果達顯著水準（B = .495, SE = .081, 95% CI [.335, .656], p < .001）。當納入AI素養後，人際互動能力對自主學習能力的直接效果仍達顯著（B = .192, SE = .093, 95% CI [.008, .376],

表4

AI素養在人際互動能力與自主學習經驗間之中介效果分析（N = 149）

效果路徑	B 迴歸係數	SE 標準誤	95% CI 信賴區間
a 路徑：人際互動能力→AI素養	.457***	.077	[.303, .610]
b 路徑：AI素養→自主學習經驗	.665***	.116	[.435, .896]
c 路徑：人際互動能力→自主學習經驗（總效果）	.495***	.081	[.335, .656]
c′ 路徑：人際互動能力→自主學習經驗（直接效果）	.192*	.093	[.008, .376]
ab 路徑：人際互動能力→AI素養→自主學習經驗（間接效果）	.304	.060	[.189, .426]

註：本研究採PROCESS Model 4檢驗中介效果，並控制性別與年級變項。間接效果之95%信賴區間係以Bootstrap 5,000次抽樣估計；當信賴區間未包含0時，表示中介效果達顯著。間接效果（ab）之95% Bootstrap信賴區間未包含0，表示中介效果達顯著。

p = .041），但其影響力較總效果明顯降低。

Bootstrap 5,000次抽樣結果顯示，人際互動能力透過AI素養影響自主學習能力之間接效果為.304，95%信賴區間為[.189, .426]，未包含0，表示中介效果達顯著水準。因此，AI素養在人際互動能力與自主學習能力之間具有部分中介效果（partial mediation）。

整體而言，本研究結果支持AI素養並非孤立的技術能力，而可能建立在人際互動與社會學習基礎之上，並進一步影響學生之自主學習能力發展。為進一步檢驗本研究模型之穩定性與解釋力，本研究續以UCAN共通職能資料檢視既有職能指標中的「人際互動能力」是否亦能對自主學習能力產生相似影響，以作為本研究結果之外部驗證依據。

（五）UCAN外部驗證分析

為檢驗本研究模型之外部效度，本研究以UCAN共通職能中的「人際互動能力」作為外部驗證變項。首先，以Pearson相關分析檢視其與AI素養及自主學習能力之關聯性；再進一步透過階層迴歸分析，檢驗其是否能提升模型之解釋力，以驗證本研究模型之穩定性。

由表5可知，UCAN人際互動能力與AI素養呈顯著正相關（$r = .227$, $p = .011$），與自主學習能力亦呈顯著正相關（$r = .280$, $p = .002$）；此外，AI素養與自主學習能力之間亦呈高度正相關（$r = .748$, $p < .001$）。整體而言，各變項間皆呈現正向關聯，其中又以AI素養與自主學習能力之相關程度最高。

表5
UCAN人際互動能力之Pearson相關分析（外部驗證）

變項	1	2	3
1. UCAN人際互動能力	1		
2. AI素養	.227*	1	
3. 自主學習能力	.280**	.748**	1

註：$N = 125$[5]。
* $p < .05$. ** $p < .01$.

為進一步檢驗本研究模型之穩定性與外部效度，本研究另以UCAN共通職能中的人際互動能力作為外部驗證變項，並進行階層迴歸分析，結果如表6所示。模型1先納入性別與年級作為控制變項，結果顯示整體模型未達顯著。模型2進一步加入UCAN人際互動能力後，整體模型解釋力提升，解釋變異量由4.6%提升至11.3%，增加量為6.8%。

表6
UCAN人際互動能力對自主學習能力之階層迴歸分析（外部驗證）

變項	UCAN模型1	UCAN模型2
性別	-.167	-.144
年級	.116	.106
UCAN人際互動能力	-	.261**
相關係數（R）	.214	.337
解釋變異量（R^2）	.046	.113
調整後解釋變異量（Adjusted R^2）	.030	.091
解釋變異量增加（ΔR^2）	.046	.068
F值	2.924	5.157**

註：依變項為自主學習能力。模型1納入控制變項（性別、年級）；模型2進一步納入UCAN人際互動能力。β為標準化迴歸係數。ΔR^2為模型解釋變異量之增加值。
** $p < .01$.

在個別變項方面，UCAN人際互動能力對自主學習能力具

5 原來149份樣本中僅125人具有UCAN檢測數據。

有顯著正向預測效果（$\beta = .261, p < .01$），顯示學生之人際互動能力愈高，其自主學習能力表現亦愈佳；而性別與年級之預測效果皆未達顯著。

整體而言，外部驗證結果與本研究原有模型方向一致，顯示UCAN人際互動能力與自主學習能力之間具有穩定正向關聯，亦進一步支持本研究分析模型之穩定性與外部效度。

肆、結論

首先，本研究引進國外已成熟發展之量表，參考專家意見，並透過在地化翻譯、語意調整及題項修訂，將初始45題精煉為30題正式量表，進一步驗證其具備良好之信、效度。研究結果顯示，所有保留題項皆具有良好鑑別度；KMO值與Bartlett球形檢定結果亦支持資料適合進行探索性因素分析，最終成功萃取出五個因素，累積解釋變異量達68.87%，顯示量表具有清晰且穩定之因素結構。此外，各構面Cronbach’s α值皆高於.80，顯示量表具備良好之內部一致性與信度。整體而言，本研究透過嚴謹之量表發展程序，建構出適用於臺灣之「自主學習經驗暨AI素養量表」，具有良好之測量品質，可作為後續支援學生學習的重要評估工具。同時，目前有關大學生AI素養與自主學習能力之研究，多以國外文獻為主，臺灣相關研究仍相對有限。本研究透過後續施測所取得之實證資料，可補充臺灣高等教育學生自主學習能力與AI素養實際表現與經驗，進一步提供本土化研究參考。

此外，本研究不僅探討AI素養、人際互動能力與自主學習能力之間的關聯，更進一步透過中介模型分析，說明AI素

養在人際互動能力與自主學習能力之間所扮演的中介角色。本研究發現，AI素養不僅為影響大學生自主學習能力的重要因素，也在學生人際互動能力與自主學習能力之間扮演關鍵角色。研究結果顯示，具備較佳人際互動能力之學生，更容易在合作、交流與資訊分享過程中發展AI素養，進而提升其自主學習能力表現。此一發現意味著，AI素養並非孤立的技術能力，實際上與人際互動、合作學習與社會學習歷程密切相關。此一研究成果不僅補充了高等教育中AI素養與自主學習能力相關研究之理論缺口，也可作為未來大學推動AI融入教學、數位學習支持及學生核心能力培育的重要參考。

然而，本研究仍存在若干限制。首先，本研究採用自陳式問卷蒐集資料，研究結果可能受到受試者主觀認知與社會期許效應之影響，未來可結合學習歷程資料、AI使用紀錄或訪談資料進行分析，以提升研究結果之客觀性與完整性。其次，本研究主要聚焦於AI素養、人際互動能力與自主學習能力之關係，未將批判思考、問題解決、高層次思考及創造力等其他可能影響自主學習之能力納入分析架構，因此，尚無法全面呈現自主學習能力之形成歷程。未來研究可進一步整合多元能力向度，建構更完整之理論模型，以深化對大學生自主學習與AI素養關係之理解。最後，本研究對象以單一大學且偏人文社會領域之學生為主，研究結果之推論仍有其限制。未來可擴大至不同校院、學科領域或學生背景進行比較分析，以提升研究結果之普遍性與外部效度。

參考文獻

林杏子（2025）。科技可以迅速，莫忘學問需要時間：生成式AI時代的高等教育省思。高等教育評鑑，115，61-65。

簡立峰（2025）。AI時代未來人才【影片】。YouTube。https://www.youtube.com/watch?v=LZc6heAtXwo

Abubakar, S., Jeilani, A., & Yusuf, M. (2025). The role of over-reliance on AI in the negative consequences of student learning: The moderating effects of ethical concerns and institutional policies. *Education and Information Technologies*. https://doi.org/10.1007/s10639-025-13647-7

Ali, F., Choy, D., Divaharan, S., Tay, H. Y., & Chen, W. (2023). Supporting self-directed learning and self-assessment using TeacherGAIA, a generative AI chatbot application: Learning approaches and prompt engineering. *Learning: Research and Practice, 9*(2), 135-147. https://doi.org/10.1080/23735082.2023.2258886

Azzam, T., Bates, M. D., & Fairris, D. (2022). Do learning communities increase first year college retention? Evidence from a randomized control trial. *Economics of Education Review, 89*, Article 102276. https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2022.102276

Barefoot, B. O. (2004). Higher education's revolving door: Confronting the problem of student drop out in US colleges and universities. *Open Learning: The Journal of Open, Distance and e-Learning, 19*(1), 9-18. https://doi.org/10.1080/0268051042000177818

Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology, 51*(6), 1173-1182. https://doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173

Binkley, M., Erstad, O., Herman, J., Raizen, S., Ripley, M., Miller-Ricci, M., & Rumble, M. (2012). Defining twenty-first century skills. In P. Griffin, B.

McGaw, & E. Care (Eds.), *Assessment and teaching of 21st century skills* (pp. 17-66). Springer. https://doi.org/10.1007/978-94-007-2324-5_2_

Brockett, R. G., & Hiemstra, R. (1991). *Self-direction in adult learning: Perspectives on theory, research, and practice*. Routledge.

Chiu, T. K. F. (2024). A classification tool to foster self-regulated learning with generative artificial intelligence by applying self-determination theory: A case of ChatGPT. *Educational Technology Research and Development, 72*, 2401-2416. https://doi.org/10.1007/s11423-024-10366-w

Gandomkar, R., & Sandars, J. (2018). Clearing the confusion about self-directed learning and self-regulated learning. *Medical Teacher, 40*(8), 862-863. https://doi.org/10.1080/0142159X.2018.1425382

Garrison, D. R. (1997). Self-directed learning: Toward a comprehensive model. *Adult Education Quarterly, 48*(1), 18-33. https://doi.org/10.1177/074171369704800103

Gherghel, C., Yasuda, S., & Kita, Y. (2023). Interaction during online classes fosters engagement with learning and self-directed study both in the first and second years of the COVID-19 pandemic. *Computers & Education, 200*, Article 104795. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104795

Grow, G. O. (1991). Teaching learners to be self-directed. *Adult Education Quarterly, 41*(3), 125-149. https://doi.org/10.1177/0001848191041003001

Gürbüz, S., & Bayık, M. E. (2021). A new approach for mediation analysis: Is Baron and Kenny's method still valid? *Turkish Journal of Psychology, 36*(88), 15-19. https://doi.org/10.31828/tpd1300443320191125m000031

Hayes, A. F. (2022). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach* (3rd ed.). Guilford Press.

Jamelske, E. (2009). Measuring the impact of a university first-year experience program on student GPA and retention. *Higher Education, 57*(3), 373-391. https://doi.org/10.1007/s10734-008-9161-1

Johnson, D. W., Johnson, R. T., & Smith, K. A. (1998). Cooperative learning returns to college: What evidence is there that it works? *Change: The Magazine of Higher Learning, 30*(4), 26-35. https://doi.org/10.1080/00091389809602629

Johnson, D. W., Johnson, R. T., & Smith, K. A. (2014). Cooperative learning: Improving university instruction by basing practice on validated theory. *Journal on Excellence in College Teaching, 25*(3-4), 85-118.

Joseph, G. V., Athira, P., Thomas, M. A., Jose, D., Roy, T. V., & Prasad, M. P. (2024). Impact of digital literacy, use of AI tools and peer collaboration on AI assisted learning: Perceptions of the university students. *Digital Education Review, 45*, 43-49. https://doi.org/10.1344/der.2024.45.43-49

Knowles, M. S. (1975). *Self-directed learning: A guide for learners and teachers*. Follett.

Lan, M., & Zhou, X. (2025). A qualitative systematic review on AI-empowered self-regulated learning in higher education. *NPJ Science of Learning, 10*, Article 21. https://doi.org/10.1038/s41539-025-00319-0

Laupichler, M. C., Aster, A., Haverkamp, N., & Raupach, T. (2023). Development of the "scale for the assessment of non-experts' AI literacy": An exploratory factor analysis. *Computers in Human Behavior Reports, 12*, Article 100338. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100338

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1-16). Association for Computing Machinery. https://doi.org-/10.1145/3313831.3376727

Loyens, S. M. M., Magda, J., & Rikers, R. M. J. P. (2008). Self-directed learning in problem-based learning and its relationships with self-regulated learning. *Educational Psychology Review, 20*(4), 411-427. https://doi.org/10.1007/s10648-008-9082-7

Marquardson, J. (2024). Embracing artificial intelligence to improve self-directed learning: A cybersecurity classroom study. *Information Systems Education Journal, 22*(1), 4-13. https://doi.org/10.62273/WZBY3952

Morris, T. H. (2019). Self-directed learning: A fundamental competence in a rapidly changing world. *International Review of Education, 65*, 633-653. https://doi.org/10.1007/s11159-019-09793-2

Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist, 55*(1), 68-78. https://doi.org/10.1037//0003-066X.55.1.68

Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2018). *Self-determination theory: Basic psychological needs in motivation, development, and wellness*. Guilford Press.

Sui, C. J., & Chang, C. Y. (2026). Generative AI and education: Exploring the interplay between teachers' epistemic beliefs and self-regulated learning. *Educational Technology & Society, 29*(3), 34-50. https://doi.org/10.30191/ETS.202607_29-(3).RP03

Tait, J., & Knight, P. (1996). A framework. In J. Tait & P. Knight (Eds.), *The management of independent learning* (pp. 1-13). Routledge.

Tinto, V. (1988). Stages of student departure: Reflections on the longitudinal character of student leaving. *The Journal of Higher Education, 59*(4), 438-455. https://doi.org/10.2307/1981920

Wang, K., Cui, W., & Yuan, X. (2025). Artificial intelligence in higher education: The impact of need satisfaction on artificial intelligence literacy mediated by self-regulated learning strategies. *Behavioral Sciences, 15*(2), 165. https://doi.org/10.3390/bs15020165

Williamson, S. N. (2007). Development of a self-rating scale of self-directed learning. *Nurse Researcher, 14*(2), 66-83. https://doi.org/10.7748/nr2007.01.14.2.66.c6022

Wu, D., Zhang, S., Ma, Z., Yue, X.-G., & Dong, R. K. (2024). Unlocking potential:

Key factors shaping undergraduate self-directed learning in AI-enhanced educational environments. *Systems, 12*(9), Article 332. https://doi.org/10.3390/systems12090332

Wu, T.-T., Lee, H.-Y., Li, P.-H., Huang, C.-N., & Huang, Y.-M. (2024). Promoting self-regulation progress and knowledge construction in blended learning via ChatGPT-based learning aid. *Journal of Educational Computing Research, 61*(8), 1539-1567.

Xia, Q., Chiu, T. K. F., Chai, C. S., & Xie, K. (2023). The mediating effects of needs satisfaction on the relationships between prior knowledge and self-regulated learning through artificial intelligence chatbot. *British Journal of Educational Technology, 54*(3), 967-986. https://doi.org/10.1111/bjet.13305

Yurdal, M. O., & Toraman, Ç. (2023). Self-directed learning, academic achievement and motivation: A meta-analytical study. *Education and Information Technologies, 28*(9), 9871-9892. https://doi.org/10.1007/s10639-023-11684-z

Zhai, C., Wibowo, S., & Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: A systematic review. *Smart Learning Environments, 11*(1), 28. https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7