

ẢNH HƯỞNG CỦA CHATBOT AI ĐẾN KHẢ NĂNG TỰ HỌC CỦA SINH VIÊN HCMUTE

**ĐOÀN TRẦN THIÊN PHÚC¹ - TRẦN NGỌC ANH^{1*} - NGUYỄN MINH HOÀNG¹
- TRƯƠNG THỊ NGỌC TRINH¹ - ĐỒNG THỊ NGỌC CHÂU²**

¹Khoa Kinh tế, Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh
Faculty of Economics, Ho Chi Minh City University of Technology and Engineering

²Ngân hàng TMCP Sài Gòn Tài Lộc

Saigon Treasure Commercial Joint Stock Bank

*Tác giả liên hệ, E-mail: 24124094@student.hcmute.edu.vn

Ngày nhận bài: 9/7/2026

Ngày sửa bài: 24/7/2026

Ngày duyệt đăng bài: 10/8/2026

Tóm tắt:

Nghiên cứu đánh giá ảnh hưởng của các đặc điểm cảm nhận về chatbot AI đến khả năng tự học của sinh viên Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật TP. Hồ Chí Minh và làm rõ vai trò trung gian của năng lực bản thân trong học tập và động lực học tập. Dữ liệu khảo sát từ 356 sinh viên được phân tích bằng mô hình phương trình cấu trúc bình phương tối thiểu từng phần (PLS-SEM) trên phần mềm SmartPLS 4. Kết quả cho thấy, phần lớn giả thuyết được ủng hộ và mô hình giải thích tốt phương sai của khả năng tự học. Năng lực bản thân là yếu tố có tổng hiệu ứng lớn nhất, tiếp theo là động lực học tập. Đáng chú ý, phần lớn đặc điểm của chatbot ảnh hưởng đến khả năng tự học thông qua cơ chế tâm lý bên trong người học thay vì tác động trực tiếp. Nghiên cứu đề xuất nhà trường ưu tiên bồi dưỡng niềm tin năng lực, duy trì động lực và tổ chức môi trường sử dụng chatbot có hướng dẫn, phản biện và trách nhiệm.

Từ khóa: chatbot AI, khả năng tự học, năng lực bản thân, động lực học tập, PLS-SEM

Effects of AI chatbots on Ho Chi Minh City University of Technology and Engineering students' self-learning ability

Abstract:

This study examines how perceived characteristics of AI chatbots affect the self-learning ability of students at Ho Chi Minh City University of Technology and Engineering and clarifies the mediating roles of learning self-efficacy and learning motivation. Survey data from 356 students were analyzed using partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in SmartPLS 4. The results support most of the proposed hypotheses, and the model explains a substantial proportion of the variance in self-learning ability. Learning self-efficacy has the largest total effect, followed by learning motivation. Notably, most chatbot characteristics influence self-learning mainly through learners' internal psychological mechanisms rather than through direct effects. The study recommends strengthening self-efficacy, sustaining motivation, and creating guided, critical, and responsible conditions for chatbot-supported learning.

Keywords: AI chatbot, self-learning ability, learning self-efficacy, learning motivation, PLS-SEM

1. Đặt vấn đề

Chatbot AI đang trở thành hạ tầng học tập quen thuộc nhờ khả năng tra cứu, giải thích và phản hồi tức thời. Trong mẫu nghiên cứu, 91,0% sinh viên sử dụng chatbot hằng ngày hoặc vài lần mỗi tuần. Tuy nhiên, tiếp cận thuận tiện có thể đồng thời làm tăng học thụ động, phụ thuộc vào câu trả lời có sẵn và suy giảm quyền sở hữu đối với nỗ lực học tập. Vì vậy, vấn đề trọng tâm không chỉ là sinh viên có chấp nhận chatbot hay không, mà là trải nghiệm sử dụng được chuyển hóa thành khả năng tự học như thế nào.

Các nghiên cứu trước chủ yếu xem xét ý định sử dụng, gắn kết hoặc thành tích trong từng môn. Bằng chứng về khả năng tự học của sinh viên đa ngành tại Việt Nam còn hạn chế, đặc biệt thiếu mô hình đồng thời liên kết đặc điểm công nghệ với năng lực bản thân và động lực học tập. Nghiên cứu này kiểm định các tác động trực tiếp, gián tiếp và tổng; so sánh mức ảnh hưởng; đồng thời chuyển hóa kết quả thành ưu tiên quản trị cho nhà trường, giảng viên và sinh viên.

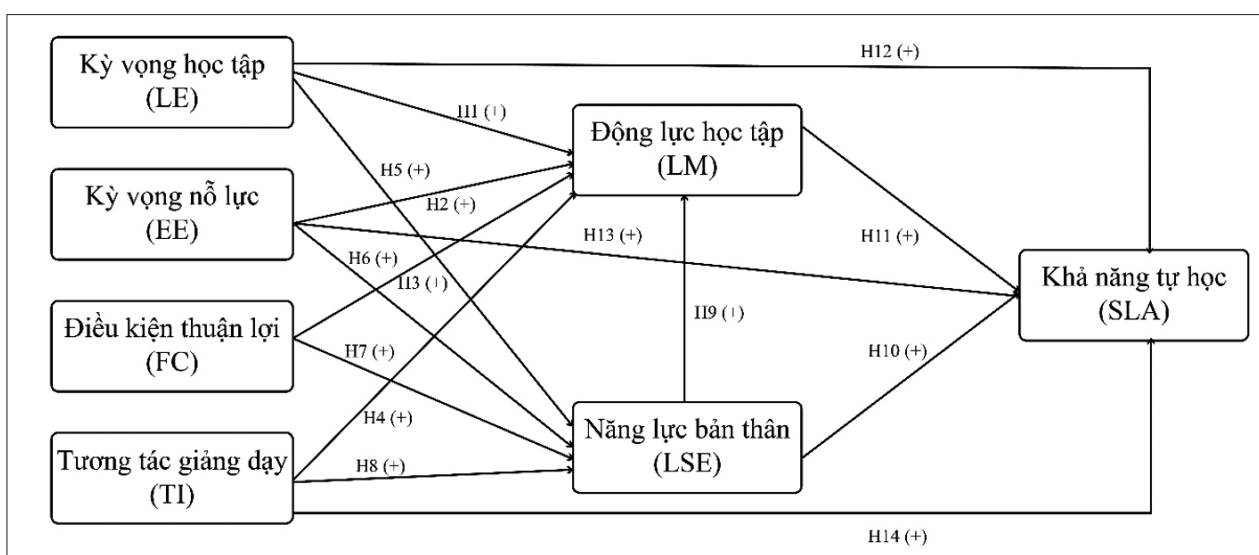
2. Cơ sở lý thuyết và phương pháp nghiên cứu

2.1. Cơ sở lý thuyết, mô hình và giả thuyết

Mô hình tích hợp 5 hướng lý thuyết. TAM và UTAUT giải thích nhận thức về lợi ích, nỗ lực và điều kiện hỗ trợ khi chấp nhận công nghệ (Davis, 1989; Venkatesh và cộng sự, 2003). Thuyết tự quyết lý giải động lực bền vững khi người học cảm thấy tự chủ, có năng lực và được kết nối (Ryan & Deci, 2000). Lý thuyết năng lực bản thân nhấn mạnh niềm tin điều khiển nỗ lực, tính kiên trì và lựa chọn chiến lược (Bandura, 1997). Lý thuyết tương tác - khoảng cách giao dịch xem phản hồi và đối thoại là cơ chế giảm khoảng cách học tập (Moore, 1989), còn học tập tự định hướng và tự điều chỉnh nhấn mạnh đặt mục tiêu, lựa chọn nguồn lực, theo dõi và tự đánh giá (Knowles, 1975; Zimmerman, 2002).

Từ khung trên, nghiên cứu xây dựng 14 giả thuyết: LE, EE, FC và TI tác động đến LM (H1-H4), LSE (H5-H8) và một số đường trực tiếp đến SLA (H12-H14); đồng thời LSE tác động đến LM và SLA (H9-H10), còn LM tác động đến SLA (H11). Logic cốt lõi là đặc điểm chatbot vừa giảm ma sát hành vi, vừa tạo trải nghiệm thành công, phản hồi và hỗ trợ để nuôi dưỡng niềm tin năng lực và động lực.

Hình 1. Mô hình nghiên cứu đề xuất



Nguồn: Nhóm tác giả đề xuất

2.2. Thiết kế nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng định lượng làm chủ đạo, kết hợp tham vấn định tính sơ bộ để hiệu chỉnh thuật ngữ và giá trị nội dung. Thang đo gồm 30 biến quan sát của 7 khái niệm, dùng Likert 5 mức. Đối tượng khảo sát là sinh viên HCMUTE đã hoặc đang sử dụng chatbot AI cho học tập; mẫu được chọn thuận tiện qua Google Forms. Hệ thống ghi nhận 389 phản hồi, loại 33 phiếu không đạt tiêu chí và giữ 356 phiếu hợp lệ, không có dữ liệu khuyết.

Dữ liệu được làm sạch và mô tả trước khi phân tích PLS-SEM trên SmartPLS 4. Mô hình đo lường được đánh giá bằng hệ số tải, Cronbach's Alpha, ρ_A , CR, AVE và HTMT; mô hình cấu trúc được kiểm tra bằng VIF, hệ số đường dẫn, R^2 , f^2 , Q^2 , tác động gián tiếp và tổng với 5.000 mẫu bootstrap. IPMA và PLSpredict được sử dụng để bổ sung góc nhìn ưu tiên và dự báo (Hair và cộng sự, 2019, 2022; Ringle & Sarstedt, 2016; Shmueli và cộng sự, 2019).

3. Kết quả nghiên cứu

3.1. Đặc điểm mẫu và chất lượng đo lường

Mẫu gồm 51,1% nữ và 47,8% nam; sinh viên năm thứ hai chiếm 70,2%, khối Kinh tế - Quản lý chiếm 50,3%. ChatGPT được dùng nhiều nhất (90,2%), tiếp đến là Gemini (78,9%); 91,0% người trả lời sử dụng chatbot thường xuyên. Cơ cấu nghiêng về sinh viên năm thứ hai và khối Kinh tế - Quản lý cần được lưu ý khi khái quát hóa.

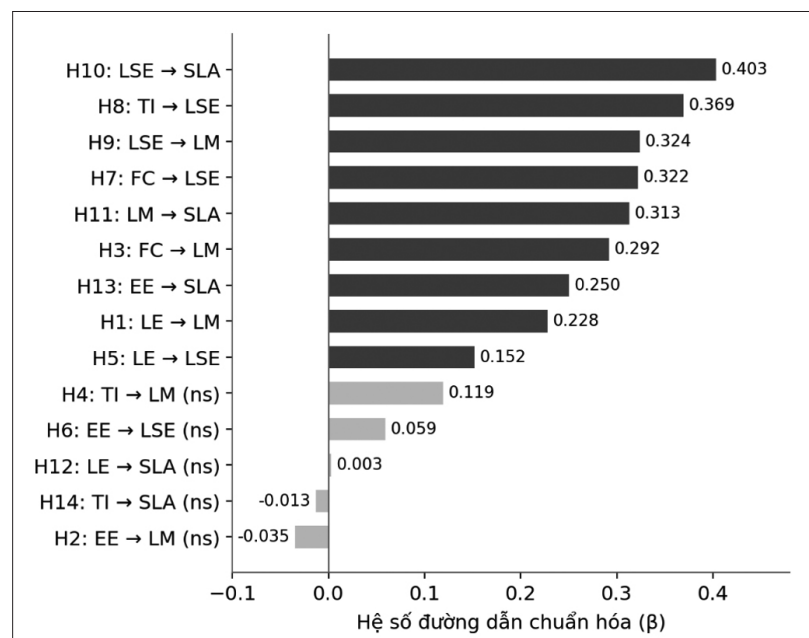
Hệ số tải ngoài nằm trong khoảng 0,782-0,908; Cronbach's Alpha đạt 0,859-0,915; CR đạt 0,905-0,940 và AVE đạt 0,697-0,797. Các VIF dưới 5, cho thấy chưa có đa cộng tuyến nghiêm trọng. Kiểm soát nhân tố phương pháp tiềm ẩn không chỉ ra sai lệch phương pháp chung đáng kể. Tuy vậy, HTMT của FC-TI đạt 0,955 và LSE-SLA đạt 0,906, vì vậy ranh giới khái niệm cần tiếp tục được kiểm chứng bằng dữ liệu và thang đo khác.

3.2. Mô hình cấu trúc và kiểm định giả thuyết

Có 9/14 giả thuyết được ủng hộ. Đối với LM, LE ($\beta = 0,228$) và FC ($\beta = 0,292$) có tác động tích cực, trong khi EE và TI không có ý nghĩa; LSE tiếp tục tác động đến LM ($\beta = 0,324$). Đối với LSE, TI là tiền tố mạnh nhất ($\beta = 0,369$), sau đó là FC ($\beta = 0,322$) và LE ($\beta = 0,152$); EE không có ý nghĩa. Đối với SLA, LSE ($\beta = 0,403$), LM ($\beta = 0,313$) và EE ($\beta = 0,250$) có tác động trực tiếp; LE và TI không đáng kể.

Mô hình giải thích 69,4% phương sai LSE, 71,0% phương sai LM và 75,6% phương sai SLA; Q^2 lần lượt đạt 0,516, 0,512 và

Hình 2. Hệ số đường dẫn chuẩn hóa và kết quả kiểm định giả thuyết



Nguồn: Nhóm tác giả tổng hợp từ kết quả SmartPLS

Bảng 1. Các đường dẫn có ý nghĩa trong mô hình

Đường dẫn	β	Kết luận
H1: LE $\rightarrow$ LM	0,228	Ủng hộ
H3: FC $\rightarrow$ LM	0,292	Ủng hộ
H5: LE $\rightarrow$ LSE	0,152	Ủng hộ
H7: FC $\rightarrow$ LSE	0,322	Ủng hộ
H8: TI $\rightarrow$ LSE	0,369	Ủng hộ
H9: LSE $\rightarrow$ LM	0,324	Ủng hộ
H10: LSE $\rightarrow$ SLA	0,403	Ủng hộ
H11: LM $\rightarrow$ SLA	0,313	Ủng hộ
H13: EE $\rightarrow$ SLA	0,250	Ủng hộ

Nguồn: Nhóm tác giả tổng hợp từ kết quả SmartPLS

qua LSE, LM và chuỗi hai trung gian đều có ý nghĩa trong mô hình đặc tả; LSE còn tác động gián tiếp đến SLA qua LM ($\beta = 0,101$; $p = 0,002$). Xét tổng hiệu ứng lên SLA, LSE đứng đầu (0,504), tiếp theo là LM (0,313), EE (0,269), FC (0,253), TI (0,210) và LE (0,150).

4. Thảo luận kết quả

4.1. Cơ chế chuyển hóa trải nghiệm chatbot

Phát hiện trung tâm là giá trị của chatbot đối với tự học không nằm chủ yếu ở bản thân công nghệ mà ở khả năng chuyển hóa trải nghiệm sử dụng thành niềm tin năng lực và động lực. Kết quả phù hợp với Bandura (1997) và Ryan & Deci (2000): phản hồi, thành công sớm và cảm giác kiểm soát giúp người học tin rằng mình có thể làm chủ nhiệm vụ. TI không tác động trực tiếp đến SLA nhưng là tiền tố mạnh nhất của LSE, cho thấy phản hồi nhanh chỉ có giá trị khi tạo trải nghiệm làm chủ.

EE tạo tác động trực tiếp đến SLA nhưng không nuôi LM hoặc LSE. Trong bối cảnh 91,0% sinh viên dùng chatbot thường xuyên, tính dễ sử dụng có thể đã trở thành điều kiện mặc định: nó giảm ma sát để bắt đầu và duy trì hành vi tự học, nhưng chưa đủ để tạo hứng thú. Ngược lại, LE có hiệu suất cao song tổng hiệu ứng thấp và hoàn toàn gián tiếp; truyền thông chung rằng AI 'hữu ích' vì thế tạo giá trị biên hạn chế nếu thiếu cách dùng cụ thể.

Kết quả mở rộng bằng chứng về chấp nhận công nghệ sang biến kết quả là khả năng tự học. Các nghiên cứu trước cho thấy, hỗ trợ của giáo viên và chất lượng tương tác liên hệ với động lực học cùng chatbot (Chiu và cộng sự, 2023), self-efficacy liên hệ với chấp nhận công nghệ (Esiyok và cộng sự, 2025), còn ChatGPT có thể cải thiện tự chủ học ngoại ngữ khi hoạt động được thiết kế phù hợp (Nguyen & Doan, 2025). Ran, Li và Yang (2025) ghi nhận vai trò của LM và LSE trong tự học lập trình; nghiên cứu hiện tại cho thấy cơ chế này vẫn có ý nghĩa ở mẫu sinh viên đa ngành.

Tuy vậy, mức giải thích cao không đồng nghĩa mô hình có giá trị nhân quả hay dự báo mạnh ngoài mẫu. Dữ liệu cắt ngang, tự báo cáo và chọn mẫu thuận tiện chỉ hỗ trợ quan hệ dự báo trong phạm vi mô hình. HTMT cao ở hai cặp khái niệm và kết quả PLSpredict khiêm tốn yêu cầu diễn giải thận trọng, tránh xem chatbot là nguyên nhân duy nhất của năng lực tự học.

0,521. Các chỉ số cho thấy mức giải thích và liên quan dự báo đáng kể trong mẫu. Kiểm tra đặc tả thay thế giữ ổn định thứ tự tác động cốt lõi, nhưng PLSpredict chỉ vượt chuẩn hồi quy tuyến tính ở 2/14 chỉ báo, nên năng lực dự báo ngoài mẫu còn khiêm tốn.

3.3. Vai trò trung gian và tổng hiệu ứng

Các đường LE $\rightarrow$ LSE $\rightarrow$ SLA, LE $\rightarrow$ LM $\rightarrow$ SLA và LE $\rightarrow$ LSE $\rightarrow$ LM $\rightarrow$ SLA đều có ý nghĩa, trong khi đường trực tiếp LE $\rightarrow$ SLA không có ý nghĩa, cho thấy trung gian toàn phần. Ảnh hưởng của TI đến SLA chủ yếu đi qua LSE và chuỗi LSE $\rightarrow$ LM. Ba đường gián tiếp của FC

4.2. Hàm ý quản trị và chính sách

Ưu tiên 1 - Bồi dưỡng năng lực bản thân. Thiết kế chuỗi nhiệm vụ có độ khó tăng dần, tạo 'thành công sớm', cung cấp prompt mẫu theo học phần và phản hồi dựa trên tiến bộ. Đây là cấu trúc quan trọng nhất theo tổng hiệu ứng và có dự địa cải thiện theo IPMA.

Ưu tiên 2 - Duy trì động lực học tập. Áp dụng nguyên tắc 'AI làm được một nửa': chatbot hỗ trợ phần nền, còn phần được đánh giá phải yêu cầu phản biện, vận dụng bối cảnh và đóng góp cá nhân; nhấn mạnh nỗ lực học tập thay vì chỉ chấm đúng - sai.

Ưu tiên 3 - Giảm ma sát nhưng nâng năng lực số. Tích hợp lõi vào chatbot trong LMS, đăng nhập một lần và cung cấp thư viện prompt; đồng thời đào tạo kỹ năng đặt câu hỏi, kiểm chứng nguồn, nhận diện ảo giác, bảo vệ dữ liệu và chính trực học thuật.

Ưu tiên 4 - Nâng chất lượng tương tác sư phạm. Giảng viên nên xây dựng bộ prompt yêu cầu chatbot giải thích từng bước, dừng lại để hỏi người học và đưa gợi ý tăng dần. Sinh viên cần tập thói quen yêu cầu lập luận, so sánh nguồn và tự giải trước khi xem đáp án.

Ưu tiên 5 - Tái định hướng truyền thông. Chuyển từ thông điệp 'vì sao nên dùng AI' sang 'dùng thế nào để học tốt hơn'; công bố ví dụ quy trình học hiệu quả cùng cảnh báo cân bằng về phụ thuộc, sai lệch và chuẩn mực chính trực.

Nhà trường có thể theo dõi tiến bộ bằng khảo sát rút gọn mỗi học kỳ, tập trung vào LSE1, LM4, SLA5, TI3 và FC2 - các biến quan sát còn dự địa cải thiện - thay vì chỉ đo số lượt sử dụng công cụ. Cách tiếp cận này biến kết quả nghiên cứu thành hệ thống chỉ số có thể đánh giá theo thời gian.

4.3. Hạn chế và hướng nghiên cứu tiếp theo

Nghiên cứu dùng mẫu thuận tiện tại một trường, nghiêng về sinh viên năm hai và khối Kinh tế - Quản lý; thiết kế cắt ngang, tự báo cáo và không lưu mã người trả lời; hai cặp khái niệm có HTMT cao; biến SLA phản ánh năng lực cảm nhận thay vì thành tích khách quan. Nghiên cứu tiếp theo nên dùng mẫu phân tầng hoặc đa trường, thiết kế dọc/thực nghiệm, kết hợp dữ liệu LMS và kết quả học tập, bổ sung chỉ báo đảo chiều, kiểm định bất biến đo lường và phân tích đa nhóm. Các biến phụ thuộc AI, tải nhận thức, chính trực học thuật và kỹ năng số cũng cần được xem như điều tiết hoặc rủi ro đối trọng.

5. Kết luận

Với 356 sinh viên HCMUTE, mô hình PLS-SEM giải thích 75,6% phương sai của khả năng tự học cảm nhận và ủng hộ 9/14 giả thuyết. Năng lực bản thân và động lực học tập là hai cơ chế trung tâm; nhiều đặc điểm chatbot chỉ tạo ảnh hưởng khi được chuyển hóa qua các nguồn lực tâm lý này. Vì vậy, nhà trường không nên chỉ mở rộng quyền truy cập công cụ mà cần thiết kế trải nghiệm học cùng AI giúp sinh viên làm chủ nhiệm vụ, duy trì nỗ lực, kiểm chứng thông tin và sử dụng chatbot có trách nhiệm. Đóng góp của nghiên cứu là nối khung chấp nhận công nghệ với cơ chế tâm lý và kết quả tự học trong bối cảnh sinh viên đa ngành Việt Nam, đồng thời cung cấp thứ tự ưu tiên có thể triển khai và đo lường ■

Lời cảm ơn:

Xin chân thành cảm ơn Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh đã tài trợ cho bài nghiên cứu của đề tài số SV2026-397.

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- Bandura, A. (1997). Self-efficacy: The exercise of control. W. H. Freeman.
- Chiu, T. K. F., Moorhouse, B. L., Chai, C. S., & Ismailov, M. (2023). Teacher support and student motivation to learn with artificial intelligence (AI) based chatbot. *Interactive Learning Environments*.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- Esiyok, E., Gokcearslan, S., & Kucukergin, K. G. (2025). Acceptance of educational use of AI chatbots in the context of self-directed learning with technology and ICT self-efficacy of undergraduate students. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(1), 641-650.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). SAGE.
- Knowles, M. S. (1975). *Self-directed learning: A guide for learners and teachers*. Association Press.
- Moore, M. G. (1989). Three types of interaction. *The American Journal of Distance Education*, 3(2), 1-7.
- Nguyen, Q. N., & Doan, D. T. H. (2025). ChatGPT's effects on EFL learners' autonomy and self-efficacy in self-regulated learning contexts. *The JALT CALL Journal*, 21(2), 102968.
- Ran, X., Li, Z., & Yang, Y. (2025). An analysis of factors influencing chatbots on college students' programming self-learning ability. *SAGE Open*, 15(3), 1-14.
- Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). Gain more insight from your PLS-SEM results: The importance-performance map analysis. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1865-1886.
- Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J.-M. (2024). *SmartPLS 4* [Computer software]. SmartPLS GmbH.
- 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.
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322-2347.
- Tian, W., Ge, J., Zhao, Y., & Zheng, X. (2024). AI chatbots in Chinese higher education: Adoption, perception, and influence among graduate students. *Frontiers in Psychology*, 15, 1268549.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64-70.