

# HÀNH VI SỬ DỤNG AI CỦA SINH VIÊN VIỆT NAM: VAI TRÒ CỦA NIỀM TIN VÀO KHẢ NĂNG SỬ DỤNG, NHẬN THỨC VÀ RỦI RO ĐẠO ĐỨC

Ngô Văn Giang<sup>1</sup>, Nguyễn Xuân An<sup>2</sup>, Hoàng Vũ Linh Chi<sup>3</sup>, Ngô Thanh Thủy<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Hà Nội

<sup>2</sup>Trường Đại học Hòa Bình

<sup>3</sup>Trường Đại học Kinh tế - ĐHQGHN

<sup>4</sup>Viện Khoa học Giáo dục Việt Nam

Tác giả liên hệ: nxan@daihochoabinh.edu.vn

Ngày nhận: 01/4/2026

Ngày nhận bản sửa: 15/4/2026

Ngày duyệt đăng: 24/4/2026

DOI: 10.71192/876044wljwct

## Tóm tắt

Trong bối cảnh giáo dục đại học Việt Nam chuyển đổi số mạnh mẽ, việc sinh viên tận dụng các công cụ Trí tuệ nhân tạo (AI) đã trở thành xu hướng phổ biến. Tuy nhiên, hành vi sử dụng AI của sinh viên không chỉ phụ thuộc vào yếu tố công nghệ mà còn chịu ảnh hưởng của niềm tin vào khả năng sử dụng AI và các yếu tố đạo đức. Bài viết này trình bày kết quả nghiên cứu thực nghiệm nhằm kiểm định mô hình tích hợp giữa mô hình chấp nhận công nghệ (TAM), niềm tin vào khả năng sử dụng AI và nhận thức đạo đức thông qua phân tích PLS-SEM. Dữ liệu được thu thập từ 310 sinh viên Việt Nam cho thấy thái độ đối với AI có ảnh hưởng mạnh nhất đến ý định sử dụng AI, trong khi niềm tin vào khả năng sử dụng AI có vai trò quan trọng trong việc hình thành các yếu tố nhận thức về sự hữu dụng và dễ sử dụng. Nhận thức đạo đức góp phần thúc đẩy ý định sử dụng AI có trách nhiệm, song không ảnh hưởng trực tiếp đến hành vi thực tế. Kết quả gợi ý các cơ sở giáo dục cần tăng cường bồi dưỡng năng lực sử dụng AI, giáo dục đạo đức AI và xây dựng chính sách hỗ trợ để rút ngắn khoảng cách giữa ý định và hành vi sử dụng thực tế. Nghiên cứu cũng chỉ ra một số hạn chế và đề xuất hướng nghiên cứu mở rộng trong tương lai.

**Từ khóa:** Niềm tin vào khả năng làm chủ AI, nhận thức đạo đức về AI, nhận thức về rủi ro đạo đức của AI, TAM, hành vi sử dụng AI, PLS-SEM.

## Vietnamese Students' AI Usage Behavior: The Roles of AI Self-Efficacy, Ethical Awareness, and Perceived Ethical Risks

Ngo Van Giang<sup>1</sup>, Nguyen Xuan An<sup>2</sup>, Hoang Vu Linh Chi<sup>3</sup>, Ngo Thanh Thuy<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Hanoi University

<sup>2</sup>Hoa Binh University

<sup>3</sup>VNU University of Economics and Business

<sup>4</sup>Vietnam Institute of Educational Sciences

Corresponding author: nxan@daihochoabinh.edu.vn

## Abstract

In the context of Vietnam's rapidly digitalizing higher education system, students' use of artificial intelligence (AI) tools has become increasingly prevalent. However, AI usage behavior is influenced not only by technological factors but also by AI self-efficacy and ethical considerations. This study tests an integrated model combining the Technology Acceptance Model (TAM), AI self-efficacy, ethical awareness, and perceived ethical risks using PLS-SEM analysis. Data collected from 310 Vietnamese students indicate that attitude toward AI exerts the strongest influence on behavioral intention to use AI. AI self-efficacy plays a significant role in shaping perceived usefulness and perceived ease of use. Ethical awareness contributes to fostering responsible AI usage intention but does not directly affect actual usage behavior. The findings suggest that universities should strengthen students' AI competencies, integrate AI ethics into curricula, and establish supportive policies to bridge the gap between intention and actual behavior. The study also discusses limitations and proposes directions for future research to extend the model across broader contexts.

**Keywords:** AI self-efficacy; technology acceptance model (TAM); ethical awareness; perceived ethical risks; AI usage behavior; PLS-SEM.

## 1. Đặt vấn đề

Trong bối cảnh Cách mạng Công nghiệp 4.0 và sự phát triển bùng nổ của công nghệ Trí tuệ nhân tạo (AI), việc sinh viên đại học tận dụng các công cụ AI để phục vụ học tập và nghiên cứu đã trở thành một xu hướng phổ biến trên toàn cầu. AI hiện diện trong nhiều khía cạnh của giáo dục đại học, mang lại tiềm năng cách mạng hóa trải nghiệm học tập, cung cấp phản hồi cá nhân hóa, giúp sinh viên xác định điểm yếu và cải thiện kỹ năng một cách thích ứng, hỗ trợ viết luận, dịch thuật, lập kế hoạch học tập cá nhân hóa hay hỗ trợ phân tích dữ liệu phức tạp (Dwivedi và cộng sự, 2021). Trong bối cảnh đó, việc hiểu rõ hành vi sử dụng AI của sinh viên trở nên ngày càng cấp thiết, đặc biệt khi công nghệ này không chỉ mang lại cơ hội mà còn đặt ra những thách thức mới về năng lực số và đạo đức.

Mặc dù các mô hình chấp nhận công nghệ như TAM (Technology Acceptance Model) đã được sử dụng rộng rãi để giải thích ý định và hành vi sử dụng công nghệ, nhưng chúng thường chưa tích hợp đầy đủ các yếu tố đặc thù của kỹ thuật AI, đặc biệt là các yếu tố đạo đức. Trong kỹ thuật AI, niềm tin vào khả năng sử dụng AI (AI self-efficacy) và nhận thức đạo đức về AI (ethical awareness about AI) nổi lên như những yếu tố quan trọng có thể định hình cách sinh viên tương tác với công nghệ này (Shao và cộng sự, 2025).

Về khái niệm, nhận thức đạo đức về AI được định nghĩa là sự hiểu biết và nhận biết về các nguyên tắc, rủi ro và tác động đạo đức của AI, cũng như khả năng nhận diện các vấn đề đạo đức khi tương tác với AI. Các nghiên cứu quốc tế chỉ ra rằng nhận thức đạo đức có vai trò quan trọng trong việc định hình thái độ và ý định sử dụng AI một cách có trách nhiệm, đặc biệt liên quan đến các vấn đề như tính trung thực học thuật, quyền sở hữu trí tuệ và hành vi gian lận (Rasul và cộng sự, 2023). Trong khi đó, niềm tin vào khả năng sử dụng AI (AI self-efficacy), phát triển từ khái niệm niềm tin vào bản thân (self-efficacy) của Bandura (1986), được hiểu là niềm tin của mỗi cá nhân về khả năng tổ chức và thực hiện hành động cần thiết để đạt được kết quả mong muốn. Trong bối cảnh AI, khái niệm này phản ánh mức độ tự tin của người học khi thao tác, khai thác và kiểm soát các công cụ AI phục vụ mục đích học tập. Nghiên cứu của Falebita và Kok (2025) đã chỉ ra rằng niềm tin vào khả năng sử dụng AI là yếu tố mang tính quyết định đến việc sinh viên thực sự sử dụng các công cụ AI. Tuy nhiên, bên cạnh niềm tin vào năng lực bản thân, nhận thức về các vấn đề đạo đức trong sử dụng AI cũng đóng vai trò then chốt trong việc định hình hành vi sử dụng.

Tại Việt Nam, chính phủ và các tổ chức giáo dục đã và đang có những động thái tích cực nhằm thúc đẩy nhận thức và ứng dụng AI có trách nhiệm. Cùng với làn sóng chuyển đổi

số trong giáo dục, AI nhanh chóng được các trường đại học đưa vào giảng dạy, nghiên cứu và quản lý (Hồng Đức, 2025). Đặc biệt, từ năm học 2025–2026, Đại học Quốc gia Hà Nội đưa học phần “Nhập môn công nghệ số và ứng dụng trí tuệ nhân tạo” vào giảng dạy bắt buộc cho tất cả sinh viên năm nhất, trong đó nhấn mạnh liêm chính học thuật và vấn đề đạo đức, trách nhiệm trong ứng dụng AI (Hà Cường, 2025). Trong cộng đồng sinh viên Việt Nam hiện nay, sự lan tỏa nhanh chóng của các ứng dụng AI như ChatGPT, Gemini, Elicit, Grammarly hay các hệ thống hỗ trợ học tập thông minh đã mở ra nhiều cơ hội học tập sáng tạo và hiệu quả hơn (Phan Thị, 2025). Ở chiều nghiên cứu thực nghiệm trong nước, Nguyễn Lý Trường An và cộng sự (2024) đã chỉ ra rằng nhận thức đạo đức về AI có tác động tích cực và mạnh mẽ đến thái độ đối với ChatGPT của sinh viên, cũng như nhận thức kiểm soát hành vi của người dùng, từ đó ảnh hưởng đến hành vi sử dụng. Điều này cho thấy rằng việc sinh viên có nhận thức rõ ràng về các khía cạnh đạo đức của AI có thể thúc đẩy hoặc hạn chế việc họ sử dụng công nghệ này trong bối cảnh giáo dục Việt Nam.

Mặc dù có những bước tiến trong việc xây dựng khung pháp lý và đào tạo, vẫn còn một khoảng trống nghiên cứu đáng kể về cách các yếu tố tâm lý và đạo đức ảnh hưởng đến hành vi sử dụng AI của sinh viên Việt Nam. Việc tích hợp niềm tin vào khả năng sử dụng AI và nhận thức đạo đức về AI vào một mô hình TAM toàn diện sẽ cung cấp cái nhìn sâu sắc hơn về các yếu tố thúc đẩy hoặc cản trở việc sinh viên sử dụng AI một cách hiệu quả và có trách nhiệm trong học tập.

Do đó, nghiên cứu này đề xuất một mô hình tích hợp giữa niềm tin vào khả năng sử dụng AI, nhận thức đạo đức về AI và nhận thức về rủi ro đạo đức của AI vào trong mô hình TAM, đồng thời sử dụng phương pháp mô hình phương trình cấu trúc bình phương tối thiểu riêng phần (PLS-SEM) để kiểm định các mối quan hệ trong mô hình. Thông qua đó, nghiên cứu tìm hiểu xem các yếu tố Niềm tin vào khả năng sử dụng AI, Nhận thức đạo đức về AI, Nhận thức về rủi ro đạo đức của AI cùng với Nhận thức về sự hữu dụng của AI, Nhận thức về sự dễ sử dụng, Thái độ đối với AI và Ý định sử dụng AI có ảnh hưởng như thế nào đến hành vi sử dụng AI của sinh viên trong học tập.

Nghiên cứu này kỳ vọng đóng góp vào cả lý thuyết và thực tiễn. Về mặt lý thuyết, nó sẽ mở rộng mô hình TAM bằng cách tích hợp các yếu tố đặc thù của kỹ thuật AI, đặc biệt là nhận thức đạo đức, trong bối cảnh giáo dục. Về mặt thực tiễn, kết quả nghiên cứu sẽ cung cấp những hiểu biết quan trọng cho các nhà giáo dục, nhà hoạch định chính sách và các trường đại học tại Việt Nam, nhằm thiết kế các chương trình đào

tạo, hướng dẫn và chính sách hiệu quả để thúc đẩy việc sử dụng AI có trách nhiệm, tối ưu hóa lợi ích học tập và giảm thiểu các rủi ro đạo đức cho sinh viên Việt Nam.

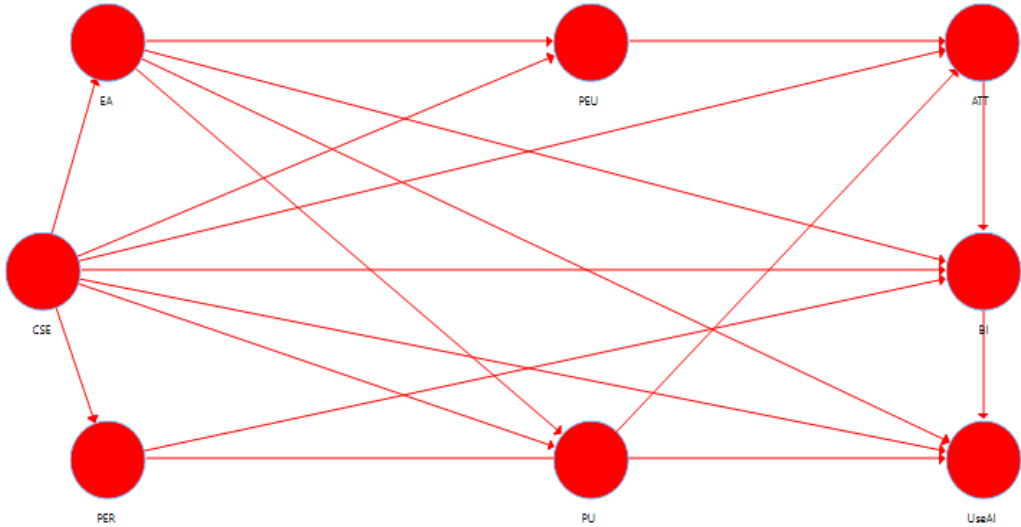
**2. Mô hình và các giả thuyết nghiên cứu**

**2.1. Mô hình nghiên cứu**

Hình 1 dưới đây mô tả một mô hình tích hợp bao gồm yếu tố về Niềm tin vào khả năng sử dụng AI (CSE), yếu tố liên quan đến vấn đề

đạo đức AI đó là yếu tố Nhận thức đạo đức về AI (EA) và Nhận thức về rủi ro đạo đức của AI (PER), và các yếu tố của mô hình TAM như Nhận thức về sự dễ sử dụng của AI (PEU), Nhận thức về sự hữu dụng của AI (PU), Thái độ đối với công nghệ AI (ATT), Ý định sử dụng AI (BI), và Sử dụng AI (UseAI). Phần sau đây sẽ khám phá các mối quan hệ được đề xuất trong mô hình nghiên cứu.

**Hình 1.** Mô hình nghiên cứu đề xuất bởi nhóm nghiên cứu



**2.2. Các giả thuyết nghiên cứu**

*a) Niềm tin vào khả năng sử dụng AI*

H1.1: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến nhận thức đạo đức về AI.

H1.2: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến nhận thức về rủi ro đạo đức của AI.

H1.3: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến nhận thức về sự dễ sử dụng của AI.

H1.4: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến nhận thức về sự hữu dụng của AI.

H1.5: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến thái độ đối với AI.

H1.6: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến ý định sử dụng AI.

H1.7: Niềm tin vào khả năng sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến hành vi sử dụng AI.

*b) Nhận thức đạo đức về AI*

H2.1: Nhận thức đạo đức về AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến nhận thức về sự dễ sử dụng của AI.

H2.2: Nhận thức đạo đức về AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến nhận thức về sự hữu dụng của AI.

H2.3: Nhận thức đạo đức về AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến ý định sử dụng AI.

H2.4: Nhận thức đạo đức về AI của sinh viên có ảnh hưởng tiêu cực đến hành vi sử dụng AI.

*c) Nhận thức về rủi ro đạo đức của AI*

H3.1: Nhận thức về rủi ro đạo đức của AI của sinh viên có ảnh hưởng tiêu cực đến ý định sử dụng của AI.

H3.2: Nhận thức về rủi ro đạo đức của AI của sinh viên có ảnh hưởng tiêu cực đến hành vi sử dụng AI.

*d) Nhận thức về sự dễ sử dụng của AI*

H4: Nhận thức về sự dễ sử dụng của AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến thái độ đối với công nghệ AI.

*e) Nhận thức về sự hữu dụng của AI*

H5.1: Nhận thức về sự hữu dụng của AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến thái độ đối với công nghệ AI.

H5.2: Nhận thức về sự hữu dụng của AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến hành vi sử dụng AI.

*f) Thái độ đối với công nghệ AI*

H6: Thái độ đối với công nghệ AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến ý định sử dụng AI.

*g) Ý định sử dụng AI*

H7: Ý định sử dụng AI của sinh viên có ảnh hưởng tích cực đến hành vi sử dụng AI.

**3. Phương pháp nghiên cứu**

**3.1. Bộ công cụ**

Nghiên cứu sử dụng 08 thang đo tương ứng với 08 yếu tố của mô hình nghiên cứu được đề xuất ở trên. Tổng số biến quan sát được sử dụng là 31 biến, được kế thừa từ các nghiên cứu trước đây như Shao và cộng sự (2025), Zhu và cộng sự (2025), cũng như Nguyen và cộng

sự (2021). Riêng biến quan sát đo lường hành vi sử dụng AI (UseAI) được nhóm nghiên cứu xây dựng phù hợp với bối cảnh sinh viên Việt Nam. Việc sử dụng các thang đo này nhằm đảm bảo tính tin cậy, tính giá trị và phù hợp với mục tiêu phân tích mối quan hệ giữa các yếu tố ảnh hưởng đến hành vi sử dụng AI của sinh viên trong học tập.

**Bảng 1.** Thống kê số lượng biến quan sát và các yếu tố của nghiên cứu

STT	Mã	Yếu tố	Số lượng biến quan sát	Nguồn
1	CSE	Niềm tin vào khả năng sử dụng AI (AI Self-efficacy)	05	Shao và cộng sự, 2025
2	EA	Nhận thức đạo đức về AI (Ethical Awareness about AI)	06	Zhu và cộng sự, 2025
3	PER	Nhận thức về rủi ro đạo đức của AI (Perceived Ethical Risks about AI)	03	Zhu và cộng sự, 2025
4	PEU	Nhận thức về sự dễ sử dụng của AI (Perceived Ease of Use)	04	Nguyen và cộng sự, 2021
5	PU	Nhận thức về sự hữu dụng của AI (Perceived Usefulness)	04	Nguyen và cộng sự, 2021
6	ATT	Thái độ đối với công nghệ AI (Attitude Toward AI Technology)	04	Nguyen và cộng sự, 2021
7	BI	Ý định sử dụng AI (Behavior Intention)	04	Nguyen và cộng sự, 2021
8	UseAI	Sử dụng AI (Use Behavior)	01	Nhóm nghiên cứu đề xuất

*Nguồn: Nhóm nghiên cứu tổng hợp*

Với các thang đo được lựa chọn, một bảng hỏi được thiết kế để thu thập thông tin từ đối tượng khảo sát, đó là sinh viên. Bảng hỏi bao gồm 03 phần, cụ thể như sau: (1) Phần thứ nhất là phần đầu tiên của bảng hỏi với nội dung giới thiệu về nghiên cứu và nhóm nghiên cứu, cùng với đó là các tuyên bố về sự đồng thuận tham gia khảo sát của người tham gia khảo sát, sự bảo mật của khảo sát; (2) Phần thứ hai được thiết kế để thu thập các thông tin sau của sinh viên tham gia khảo sát, đó là: Giới tính, Dân tộc, Năm học, Chuyên ngành đang theo học; và (3) Phần thứ ba là phần chính của bảng hỏi, đó là nội dung khảo sát bao gồm 02 câu hỏi: (i) Câu hỏi 1: bao gồm 14 biến quan sát đo lường các yếu tố CSE, EA, và PER; (ii) Câu hỏi 2: bao gồm 17 biến quan sát của 05 yếu tố của mô hình TAM đó là PEU, PU, ATT, BI, và UseAI. Các biến quan sát đều được đo bởi thang đo Likert 5 mức độ, trong đó: 1-Hoàn toàn không đồng ý; 2-Không đồng ý phần lớn; 3-Bình thường; 4-Đồng ý phần lớn; 5-Hoàn toàn đồng ý. Riêng biến quan sát đo lường hành vi sử dụng AI (UseAI) được nhóm nghiên cứu xây dựng dưới dạng biến đơn phản chiếu (single-item reflective indicator) đo tần suất sử dụng các công cụ AI của sinh viên trong học tập. Cụ thể, sinh viên được hỏi về mức độ thường xuyên sử dụng các công cụ

AI với ba mức: (1) Rất ít; (2) Thỉnh thoảng; (3) Thường xuyên. Cách xây dựng biến đơn cho hành vi thực tế phù hợp với hướng dẫn của Hair Jr và cộng sự (2014) trong các mô hình PLS-SEM khi hành vi sử dụng được đo trực tiếp qua quan sát hoặc báo cáo tự đánh giá.

**3.2. Thu thập dữ liệu**

Phương pháp chọn mẫu thuận tiện được áp dụng cho việc lựa chọn sinh viên tham gia trả lời bảng hỏi để phù hợp với nghiên cứu được triển khai một cách linh hoạt, nguồn lực hạn chế (Cohen và cộng sự, 2012). Việc thu thập dữ liệu được thực hiện bằng hình thức trực tuyến thông qua nền tảng Google Forms với mọi câu hỏi đều được cài đặt ở chế độ bắt buộc trả lời để tránh tình trạng dữ liệu bị bỏ qua bởi người tham gia khảo sát. Thời gian thu thập dữ liệu được tiến hành từ ngày 21/05/2025 đến 05/06/2025 với kết quả đạt được là 385 bản phản hồi. Sau khi thực hiện việc rà soát dữ liệu dựa trên hướng dẫn của Hair Jr và cộng sự (2014). Quá trình kiểm tra này dẫn đến việc loại bỏ 75 bản ghi không đủ điều kiện do các lý do sau: (1) Trả lời cùng một đáp án; (2) Các đáp án trả lời theo quy luật. Bộ dữ liệu cuối cùng được sử dụng để phân tích bao gồm 310 bản ghi.

**3.3. Mẫu nghiên cứu**

Mẫu nghiên cứu được lựa chọn dựa trên

phương pháp chọn mẫu thuận tiện. Dữ liệu thu thập sau khi được làm sạch còn lại 310 phiếu với đặc điểm mẫu được tổng hợp tại Bảng 2 dưới đây. Kết quả thống kê cho thấy nữ sinh viên chiếm 65,8% và nam sinh viên chỉ chiếm 34,2%. Cơ cấu giới tính này phản ánh thực tế sinh viên các ngành Kinh tế, Xã hội - Nhân văn thường có tỷ lệ nữ cao hơn nam. Về dân tộc, sinh viên người Kinh chiếm đa số (92,9%), phù hợp với bối cảnh các trường đại học tại thành phố lớn.

Xét theo năm học, sinh viên năm thứ hai chiếm tỷ lệ lớn nhất (71,6%), tiếp theo là năm ba

(13,5%) và năm nhất (10,3%), trong khi sinh viên các năm cuối chỉ chiếm tỷ lệ nhỏ. Điều này cho thấy mẫu tập trung nhiều vào nhóm sinh viên đã có kinh nghiệm tiếp cận AI cơ bản nhưng chưa chịu nhiều áp lực tốt nghiệp.

Về chuyên ngành, nhóm Kinh tế chiếm ưu thế (78,4%), nhóm Xã hội - Nhân văn (15,8%) và nhóm Kỹ thuật chiếm tỷ lệ thấp (5,8%). Mặc dù mẫu đảm bảo quy mô và sự đa dạng nhất định, nghiên cứu vẫn cần lưu ý khi khái quát kết quả cho các nhóm ngành kỹ thuật - công nghệ và sinh viên năm cuối.

**Bảng 2.** Đặc điểm của mẫu nghiên cứu

Đặc điểm	Số lượng (người)	Tỷ lệ (%)
<b>Giới tính</b>	<b>310</b>	<b>100.0</b>
Nam	34.2	34.2
Nữ	65.8	65.8
<b>Dân tộc</b>	<b>310</b>	<b>100.0</b>
Kinh	92.9	92.9
Khác	7.1	7.1
<b>Năm học</b>	<b>310</b>	<b>100.0</b>
Năm thứ nhất	10.3	10.3
Năm thứ hai	71.6	71.6
Năm thứ ba	13.5	13.5
Năm thứ tư	1.6	1.6
Năm thứ năm	2.9	2.9
<b>Chuyên ngành đang theo học</b>	<b>310</b>	<b>100.0</b>
Kinh tế	78.4	78.4
Kỹ thuật	5.8	5.8
Xã hội và nhân văn	15.8	15.8

Nguồn: Nhóm nghiên cứu tổng hợp từ dữ liệu khảo sát

### 3.4. Phương pháp phân tích

Để tìm hiểu về việc sử dụng AI của sinh viên Việt Nam để học tập, nghiên cứu này sử dụng phương pháp mô hình phương trình cấu trúc bình phương tối thiểu riêng phần (PLS-SEM). Đây là một phương pháp phân tích dữ liệu đa biến thể hệ thứ hai được áp dụng cho việc khám phá hoặc khẳng định lý thuyết (Mai Anh Vũ, 2020). Đối với phương pháp này, việc phân phối dữ liệu không chuẩn và độ lệch skewness không phải là vấn đề đối với các ứng dụng PLS-SEM, các thang đo định danh (nominal scale) và thứ tự (ordinal scale) (nonmetric) dễ dàng được cung cấp hơn bên cạnh thang đo khoảng (interval scale), nên có thể áp dụng rộng rãi hơn, do đó phù hợp với nghiên cứu này. Dựa vào kết quả phân tích bằng phương pháp PLS-SEM, nghiên cứu sẽ chỉ ra được hành vi sử dụng các công cụ AI của sinh viên Việt Nam chịu tác động bởi những yếu tố nào trong mô hình nghiên cứu.

### 4. Kết quả nghiên cứu

#### 4.1. Đánh giá mô hình đo lường

##### a) Đánh giá chất lượng các biến quan sát

Hệ số tải ngoài (outer loading) trong phương pháp PLS-SEM là một trong những chỉ số đầu tiên được sử dụng để đánh giá biến quan sát của các thang đo có chính xác và đáng tin cậy hay không. Kết quả phân tích ước lượng PLS Algorithm lần 1 chỉ ra rằng có 02 yếu tố bị loại do không đảm bảo ngưỡng tối thiểu theo đề xuất của Hair và cộng sự (2016), đó là: EA02 (0.499) và PEU03 (0.660). Sau khi loại bỏ 02 biến quan sát không đạt yêu cầu, phân tích ước lượng lần thứ hai được thực hiện và kết quả cho thấy tất cả các biến quan sát còn lại đều có hệ số tải ngoài lớn hơn 0.7 (Xem Bảng 3). Như vậy, không có biến quan sát nào bị loại bỏ và mô hình nghiên cứu vẫn bao gồm 08 yếu tố với 29 biến quan sát để thực hiện các bước phân tích tiếp theo.

**Bảng 3.** Kết quả phân tích hệ số tải ngoài của các yếu tố trong mô hình lần thứ 2

Yếu tố/ Biến quan sát	ATT	BI	CSE	EA	PER	PEU	PU	UseAI
ATT01	0.828							
ATT02	0.853							
ATT03	0.819							
ATT04	0.854							
BI01		0.878						
BI02		0.810						
BI03		0.731						
BI04		0.841						
CSE01			0.836					
CSE02			0.811					
CSE03			0.834					
CSE04			0.863					
CSE05			0.816					
EA01				0.737				
EA03				0.761				
EA04				0.837				
EA05				0.818				
EA06				0.819				
PER01					0.841			
PER02					0.879			
PER03					0.857			
PEU01						0.871		
PEU02						0.798		
PEU04						0.815		
PU01							0.877	
PU02							0.896	
PU03							0.899	
PU04							0.792	
TanSuatAI								1.000

*Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát*

*b) Đánh giá độ tin cậy, tính hội tụ và tính phân biệt của các yếu tố*

Đối với độ tin cậy của các yếu tố trong mô hình, kết quả trình bày tại Bảng 4 chỉ ra rằng các chỉ số kiểm định vấn đề này đều có giá trị nằm trong ngưỡng cho phép (Cronbach's Alpha (CA) với ngưỡng yêu cầu là lớn hơn 0,7 (DeVellis, 2017); và (2) Composite Reliability (CR) với ngưỡng yêu cầu là lớn hơn 0,7 (J. F. Hair và cộng sự, 2016; Bagozzi và Yi (1988).

Trong khi đó, đối với tính hội tụ của các yếu tố, phân tích PLS-SEM sử dụng chỉ số phương sai trung bình được trích AVE (Average Variance Extracted) để đánh giá vấn đề này. Kết quả phân tích chỉ ra rằng các yếu tố đều có chỉ số AVE lớn hơn 0.5 theo luật bất thành văn (rule of thumb) mà J. F Hair Jr và cộng sự (2017) đã đề xuất. Như vậy, độ tin cậy và tính hội tụ của các yếu tố trong mô hình nghiên cứu được đảm bảo.

**Bảng 4.** Kết quả đánh giá độ tin cậy và tính hội tụ của các yếu tố trong mô hình nghiên cứu

	Cronbach's Alpha	rho_A	Độ tin cậy tổng hợp (CR)	Phương sai trung bình được trích (AVE)
ATT	0.859	0.861	0.904	0.703
BI	0.832	0.843	0.889	0.667
CSE	0.889	0.892	0.918	0.693
EA	0.854	0.857	0.896	0.632
PER	0.824	0.835	0.894	0.738
PEU	0.772	0.779	0.868	0.687
PU	0.889	0.889	0.923	0.751
UseAI	1.000	1.000	1.000	1.000

*Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát*

Để đánh giá tính phân biệt của các yếu tố trong mô hình nghiên cứu này, chỉ số HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio) được áp dụng với ngưỡng đảm bảo giá trị phân biệt của các yếu tố được sử dụng trong nghiên cứu này là dưới 0,90 (Henseler và cộng sự, 2015). Kết quả tại Bảng 5 dưới đây cho thấy chỉ số HTMT phần lớn đều nhỏ hơn 0,90 và đảm bảo tính phân biệt. Chỉ số HTMT của cặp yếu tố BI và ATT lại có giá trị lớn hơn 0,90 một chút (0,904). Theo Henseler và

cộng sự (2015), giá trị giữa 2 cặp biến mà lớn hơn 0,90 vẫn có thể chấp nhận được nếu có lý do lý thuyết rõ ràng và giá trị cận trên (Upper bound) nhỏ hơn 1 trong kỹ thuật kiểm định thống kê độ phân biệt là HTMTinference bằng phương pháp phân tích bootstrapping trong PLS-SEM. Nghiên cứu đã thực hiện kiểm tra bằng phương pháp này với 5.000 mẫu và kết quả cho thấy cận trên của cặp BI-ATT có giá trị là 0.959 < 1. Do đó, hai biến/yếu tố này là phân biệt với nhau.

**Bảng 5.** Kết quả đánh giá tính phân biệt của các yếu tố trong mô hình nghiên cứu bằng chỉ số HTMT

Yếu tố	ATT	BI	CSE	EA	PER	PEU	PU
BI	0.904						
CSE	0.586	0.578					
EA	0.484	0.629	0.374				
PER	0.206	0.289	0.321	0.560			
PEU	0.712	0.600	0.640	0.437	0.333		
PU	0.751	0.739	0.467	0.514	0.229	0.690	
UseAI	0.232	0.353	0.180	0.132	0.051	0.125	0.290

*Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát*

**4.2. Kiểm định các giả thuyết nghiên cứu**

Để kiểm định các giả thuyết nghiên cứu đã được đưa ra, đầu tiên, hiện tượng đa cộng tuyến giữa các yếu tố, và giữa các biến quan sát trong mô hình cần được kiểm tra. Theo Hair và cộng sự (2019), chỉ số VIF cung cấp thông tin về mức độ biến thiên của một biến độc lập có thể được giải thích bởi các biến độc lập khác trong cùng một mô hình, với chỉ số VIF nhỏ hơn 3 nghĩa là mức độ đa cộng tuyến là thấp hoặc không đáng kể, và các biến này thường được chấp nhận

trong mô hình mà không cần điều chỉnh. Đối với nghiên cứu này, mô hình nghiên cứu có các thang đo là dạng đo lường kết quả (reflective), do đó, không cần xem xét hệ số phóng đại phương sai bên ngoài (Outer VIF Values) trong phân tích PLS Algorithm, mà chỉ cần quan tâm đến hệ số phóng đại phương sai bên trong (Inner VIF Values). Kết quả tại Bảng 6 tiết lộ rằng chỉ số VIF của các cặp yếu tố đều nhỏ hơn 3.0, do đó có thể khẳng định rằng mô hình không có hiện tượng đa cộng tuyến.

**Bảng 6.** Kết quả giá trị hệ số phóng đại phương sai bên trong của các yếu tố trong mô hình nghiên cứu

Yếu tố	ATT	BI	CSE	EA	PER	PEU	PU	UseAI
ATT		1.511						
BI								1.677
CSE	1.438	1.433		1.000	1.000	1.124	1.124	1.378
EA		1.520				1.124	1.124	1.697

<b>PER</b>		1.333					1.328
<b>PEU</b>	1.762						
<b>PU</b>	1.525						

*Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát*

Để xác định các giả thuyết nghiên cứu, phương pháp bootstrapping với số lần bootstrap là 1000, kiểm định hai đầu (Two Tailed), và mức ý nghĩa của phép kiểm định là 0,05 (tương ứng với 5%) được áp dụng. Kết quả trình bày tại Bảng 7 chỉ ra rằng chỉ có giả thuyết H1.7, H2.4, và H3.1 là bị bác bỏ do giá trị  $p > 0.05$ .

Thái độ đối với công nghệ AI (ATT) có ảnh hưởng mạnh mẽ và tích cực đến Ý định sử dụng AI (BI) với hệ số tác động chuẩn hóa  $\beta = 0.612$  ( $p$ -value = 0.000). Đây cũng là quan hệ có mức độ tác động lớn nhất trong toàn bộ mô hình, khẳng định vai trò quan trọng của thái độ trong việc hình

thành ý định sử dụng AI của sinh viên. Tiếp theo, Ý định sử dụng AI (BI) cũng tác động đáng kể đến Hành vi sử dụng AI thực tế (UseAI) với  $\beta = 0.348$  ( $P = 0.000$ ). Điều này phù hợp với mô hình TAM truyền thống khi cho rằng ý định là yếu tố dự báo trực tiếp hành vi sử dụng công nghệ (Davis, 1989). các yếu tố nền tảng của mô hình TAM được xác nhận với các mối quan hệ có ý nghĩa: Nhận thức về sự hữu dụng (PU) và Nhận thức về sự dễ sử dụng (PEU) đều ảnh hưởng tích cực đến Thái độ đối với công nghệ AI (ATT). Cụ thể, PU có tác động mạnh hơn ( $\beta = 0.441$ ;  $p$ -value = 0.000) so với PEU ( $\beta = 0.223$ ;  $p$ -value = 0.002).

**Bảng 7.** Kết quả kiểm định các giả thuyết của mô hình nghiên cứu

Giả thuyết	Mối quan hệ	Hệ số tác động chuẩn hóa	Hệ số tác động chuẩn hóa trung bình	Độ lệch chuẩn	p-values	Kết luận
H6	ATT -> BI	0.612	0.612	0.047	0.000	Chấp nhận
H7	BI -> UseAI	0.348	0.351	0.078	0.000	Chấp nhận
H1.5	CSE -> ATT	0.210	0.210	0.051	0.000	Chấp nhận
H1.6	CSE -> BI	0.105	0.107	0.044	0.017	Chấp nhận
H1.1	CSE -> EA	0.332	0.336	0.058	0.000	Chấp nhận
H1.2	CSE -> PER	0.280	0.283	0.060	0.000	Chấp nhận
H1.4	CSE -> PEU	0.467	0.467	0.050	0.000	Chấp nhận
H1.3	CSE -> PU	0.302	0.304	0.046	0.000	Chấp nhận
H1.7	CSE -> UseAI	0.037	0.037	0.060	0.537	Bác bỏ
H2.3	EA -> BI	0.249	0.249	0.055	0.000	Chấp nhận
H2.2	EA -> PEU	0.203	0.202	0.060	0.001	Chấp nhận
H2.1	EA -> PU	0.349	0.348	0.059	0.000	Chấp nhận
H2.4	EA -> UseAI	-0.015	-0.015	0.078	0.852	Bác bỏ
H3.1	PER -> BI	-0.012	-0.013	0.042	0.765	Bác bỏ
H3.2	PER -> UseAI	-0.128	-0.130	0.057	0.026	Chấp nhận
H5	PEU -> ATT	0.223	0.220	0.070	0.002	Chấp nhận
H4	PU -> ATT	0.441	0.446	0.060	0.000	Chấp nhận

*Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát*

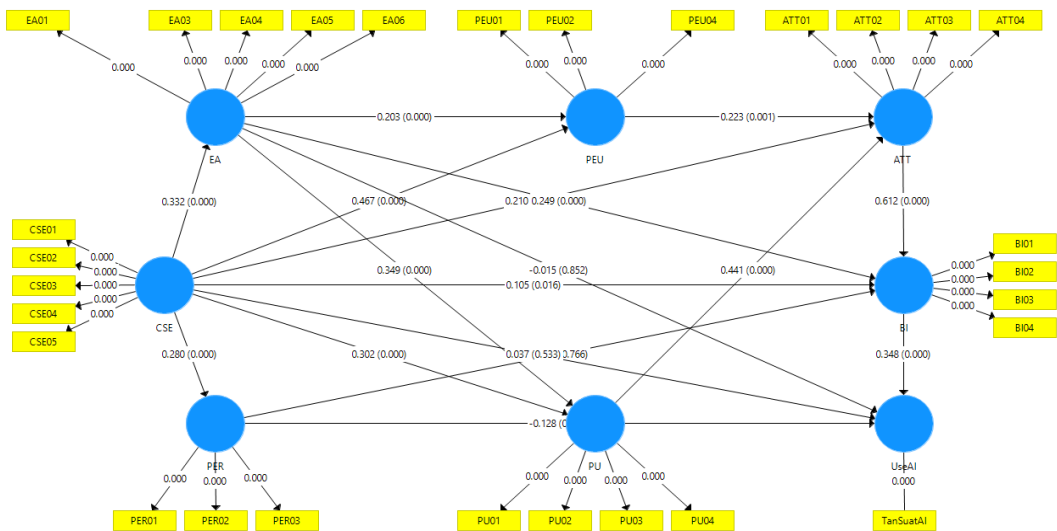
Đáng chú ý, CSE thể hiện vai trò quan trọng khi ảnh hưởng trực tiếp đến nhiều yếu tố trung gian. CSE có tác động tích cực đến ATT ( $\beta = 0.210$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ) và BI ( $\beta = 0.105$ ;  $p\text{-value} = 0.017$ ), mặc dù mức độ tác động đến BI còn khiêm tốn. Ngoài ra, CSE còn ảnh hưởng mạnh đến các yếu tố nhận thức như EA ( $\beta = 0.332$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ), PER ( $\beta = 0.280$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ), Nhận thức về sự hữu dụng (PU) ( $\beta = 0.302$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ) và đặc biệt là PEU ( $\beta = 0.467$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ). Tuy nhiên, mối quan hệ trực tiếp giữa CSE và UseAI lại không có ý nghĩa thống kê ( $\beta = 0.037$ ;  $p\text{-value} = 0.537$ ), cho thấy ảnh hưởng của CSE đến hành vi thực tế chủ yếu mang tính gián tiếp thông qua các yếu tố thái độ, nhận thức và ý định.

Đối với khía cạnh đạo đức, EA có tác động tích cực đến PU ( $\beta = 0.349$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ),

PEU ( $\beta = 0.203$ ;  $p\text{-value} = 0.001$ ) và BI ( $\beta = 0.249$ ;  $p\text{-value} = 0.000$ ). Điều này cho thấy sinh viên có nhận thức tốt về các khía cạnh đạo đức của AI thường đánh giá cao tính hữu ích, dễ sử dụng và có xu hướng sẵn sàng sử dụng AI hơn. Tuy vậy, EA không có ảnh hưởng trực tiếp đến UseAI ( $\beta = -0.015$ ;  $p\text{-value} = 0.852$ ).

Về PER, kết quả chỉ ra rằng PER không ảnh hưởng đáng kể đến ý định sử dụng ( $\beta = -0.012$ ;  $p\text{-value} = 0.765$ ) nhưng lại có tác động tiêu cực đến UseAI ( $\beta = -0.128$ ;  $p\text{-value} = 0.026$ ). Điều này gợi ý rằng sinh viên nhận thức được rủi ro đạo đức của AI có xu hướng hạn chế sử dụng AI trực tiếp, mặc dù yếu tố này không ảnh hưởng đến ý định ở giai đoạn đầu. Hình 2 dưới đây minh họa kết quả phân tích mối quan hệ giữa các yếu tố trong mô hình nghiên cứu.

Hình 2. Kết quả phân tích mô hình nghiên cứu



Nguồn: Kết quả xử lý dữ liệu

Kết quả phân tích tại Bảng 8 cho thấy mô hình nghiên cứu có khả năng giải thích khá tốt các yếu tố trung gian như Thái độ đối với công nghệ AI ( $R^2$  hiệu chỉnh = 52.3%) và Ý định sử dụng AI ( $R^2$  hiệu chỉnh = 64.7%), phản ánh vai trò quan trọng của các yếu tố nhận thức (như tính hữu dụng, dễ sử dụng) và CSE trong việc hình thành thái độ và ý định của sinh viên. Các yếu tố PU và

PEU cũng được giải thích ở mức vừa phải, với  $R^2$  hiệu chỉnh lần lượt là 27.8% và 31.8%. Đáng chú ý, UseAI có mức độ giải thích còn khiêm tốn ( $R^2$  hiệu chỉnh = 11.2%), cho thấy ngoài các yếu tố trong mô hình như ý định hay nhận thức rủi ro, hành vi thực tế có thể còn chịu ảnh hưởng bởi các yếu tố bối cảnh khác (quy định học thuật, kỹ năng sử dụng, môi trường học tập).

Bảng 8. Kết quả phân tích mức độ giải thích của các biến độc lập lên các biến phụ thuộc trong mô hình

Yếu tố	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> hiệu chỉnh
ATT	0.528	0.523
BI	0.652	0.647
EA	0.110	0.108
PER	0.078	0.075
PEU	0.323	0.318
PU	0.283	0.278
UseAI	0.123	0.112

Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát

Xét về mức độ ảnh hưởng riêng lẻ ( $f^2$ ), ATT có tác động rất mạnh đến UseAI ( $f^2 = 0.712$ ), khẳng định vai trò then chốt của thái độ trong việc chuyên hóa các yếu tố nhận thức thành ý định hành động (xem Bảng 9). PU cũng có ảnh hưởng vừa phải đến thái độ ( $f^2 = 0.271$ ). CSE đóng góp

quan trọng trong việc hình thành các yếu tố nhận thức như PEU ( $f^2 = 0.287$ ) và PU ( $f^2 = 0.113$ ), đồng thời tác động gián tiếp đến thái độ và ý định sử dụng. EA góp phần thúc đẩy nhận thức hữu dụng ( $f^2 = 0.151$ ) và ý định ( $f^2 = 0.117$ ) nhưng không có tác động đáng kể đến hành vi thực tế.

**Bảng 9.** Kết quả hệ số tác động  $f^2$

Yếu tố	ATT	BI	CSE	EA	PER	PEU	PU	UseAI
ATT		0.712						
BI								0.082
CSE	0.065	0.022		0.124	0.085	0.287	0.113	0.001
EA		0.117				0.054	0.151	0.000
PER		0.000						0.014
PEU	0.060							
PU	0.271							

*Nguồn: Kết quả phân tích từ dữ liệu khảo sát*

Nhìn chung, kết quả cho thấy mô hình kết hợp giữa TAM, niềm tin vào khả năng sử dụng AI và yếu tố nhận thức đạo đức có ý nghĩa giải thích khá tốt đối với ý định và thái độ, nhưng vẫn cần mở rộng nghiên cứu thêm để hiểu rõ hơn các yếu tố ảnh hưởng trực tiếp đến hành vi sử dụng AI của sinh viên trong thực tế.

**5. Thảo luận**

Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình tích hợp giữa niềm tin vào khả năng sử dụng AI, nhận thức đạo đức về AI, nhận thức rủi ro đạo đức và các yếu tố của Mô hình TAM đã giải thích khá tốt thái độ và ý định sử dụng AI của sinh viên Việt Nam.

*Thứ nhất*, ATT tiếp tục khẳng định vai trò then chốt trong việc hình thành BI, với hệ số tác động mạnh ( $\beta = 0.612$ ;  $f^2 = 0.712$ ). Kết quả này phù hợp với lý thuyết TAM của Davis (1989) và các nghiên cứu mở rộng sau này liên quan đến chủ đề về AI (Chatterjee và cộng sự, 2021; Na và cộng sự, 2022; Nguyễn Thị Kim Chi và cộng sự, 2024; Dahri và cộng sự, 2024; Ma, 2025; Shao và cộng sự, 2025), nhấn mạnh rằng khi sinh viên có thái độ tích cực, họ dễ chuyển hoá nhận thức thành ý định và hành vi cụ thể.

*Thứ hai*, BI có ảnh hưởng đáng kể đến UseAI, tuy nhiên, mức độ giải thích ( $R^2$  hiệu chỉnh = 11.2%) còn khá hạn chế. Khoảng cách này phù hợp với nhận định của Teo (2011) và Ma (2025) rằng yếu tố bối cảnh như quy định học thuật, kỹ năng số hay hạ tầng công nghệ có thể ảnh hưởng mạnh đến giai đoạn chuyên hóa ý định thành hành vi.

*Thứ ba*, CSE tác động đáng kể đến các yếu tố nhận thức như PEU ( $\beta = 0.467$ ;  $f^2 = 0.287$ ) và PU ( $\beta = 0.302$ ). Đây là minh chứng cho luận điểm của Bandura (1986, 2014) và Falebita và Kok (2025) rằng niềm tin vào khả năng của bản thân có thể làm gia tăng khả năng làm chủ công nghệ

và tạo ra cảm nhận tích cực về công cụ AI.

Đặc biệt, EA góp phần củng cố nhận thức hữu dụng và ý định sử dụng ( $EA \rightarrow PU: \beta = 0.349$ ;  $EA \rightarrow BI: \beta = 0.249$ ). Điều này cho thấy khi sinh viên hiểu rõ ràng hơn về các vấn đề đạo đức liên quan, họ có xu hướng sử dụng AI một cách tự tin và có trách nhiệm (Nguyễn Lý Trường An và cộng sự, 2024; Shao và cộng sự, 2025). Tuy nhiên, EA không có tác động trực tiếp đến hành vi thực tế ( $p > 0.05$ ), phản ánh tính chất điều tiết gián tiếp qua thái độ và ý định.

*Cuối cùng*, PER có ảnh hưởng tiêu cực nhỏ đến UseAI ( $\beta = -0.128$ ). Kết quả này phù hợp với nhận định của Zhu và cộng sự (2025) rằng khi sinh viên nhận thức rõ ràng các rủi ro đạo đức (như gian lận học thuật, vi phạm bản quyền), họ có xu hướng cân trọng hoặc hạn chế sử dụng AI.

Nhìn chung, mô hình đã lý giải tốt các biến trung gian như thái độ ( $R^2$  hiệu chỉnh = 52.3%) và ý định sử dụng AI ( $R^2$  hiệu chỉnh = 64.7%) nhưng còn nhiều không gian cải thiện trong việc giải thích hành vi thực tế. Điều này mở ra hàm ý rằng các yếu tố bối cảnh, chuẩn mực xã hội và chính sách hỗ trợ cần được tích hợp để nâng cao tính dự báo.

Với các kết quả nghiên cứu đã được thảo luận, nhóm nghiên cứu đề xuất một số hướng giải pháp sau đây để thúc đẩy hành vi sử dụng AI của sinh viên một cách hiệu quả và có đạo đức. *Đầu tiên*, sinh viên cần được củng cố về niềm tin của bản thân trong việc sử dụng AI cho việc học tập. Điều này đòi hỏi các trường đại học cần triển khai các khóa đào tạo kỹ năng số, phòng lab AI, hoặc workshop ứng dụng AI để sinh viên tự tin khai thác, sử dụng và kiểm soát các công cụ AI. *Thứ hai*, xây dựng và lan tỏa thái độ tích cực hơn nữa với các công cụ AI hỗ trợ cho việc học tập và nghiên cứu là điều hết sức cần thiết. Giảng viên nên tích cực

chia sẻ các tình huống ứng dụng AI thực tế, minh chứng lợi ích AI mang lại cho học tập giúp thái độ của sinh viên tích cực hơn, từ đó tăng ý định sử dụng. *Thứ ba*, các vấn đề liên quan đến đạo đức khi sử dụng AI cần được đưa vào trong chương trình đào tạo. Các nội dung liên quan đến đạo đức AI cần được lồng ghép trong chương trình đào tạo bắt buộc để sinh viên cần hiểu rõ ranh giới giữa hỗ trợ hợp pháp và vi phạm đạo đức học thuật. *Cuối cùng*, các cơ sở giáo dục đại học cần nhanh chóng nghiêm túc nghiên cứu và ban hành quy định rõ ràng về cách sử dụng AI hợp pháp và đầu tư hạ tầng công nghệ phù hợp để thu hẹp khoảng cách giữa ý định và hành vi sử dụng.

## 6. Kết luận

Nghiên cứu đã góp phần mở rộng mô hình TAM bằng cách tích hợp các yếu tố đặc thù của kỹ nguyên AI như niềm tin vào khả năng sử dụng AI, nhận thức đạo đức về AI, và nhận thức về rủi ro đạo đức của AI, làm rõ mối quan hệ giữa các yếu tố này với thái độ, ý định và hành vi sử dụng

AI trong bối cảnh sinh viên Việt Nam.

Tuy nhiên, nghiên cứu vẫn còn một số hạn chế nhất định. *Thứ nhất*, dữ liệu được thu thập bằng phương pháp lấy mẫu thuận tiện, nên tính khái quát chưa cao (Jager và cộng sự, 2017). *Thứ hai*, hành vi sử dụng AI thực tế vẫn chịu tác động từ các yếu tố khác chưa được kiểm soát như môi trường học tập, quy định của từng trường, năng lực số. Do đó, hướng nghiên cứu tương lai có thể là sử dụng các phương pháp chọn mẫu ngẫu nhiên cùng với việc mở rộng phạm vi mẫu, tích hợp thêm các yếu tố bối cảnh (hỗ trợ thể chế, chuẩn mực xã hội) và tiến hành nghiên cứu so sánh giữa các nhóm ngành hoặc nhóm kỹ năng sử dụng AI khác nhau.

Nghiên cứu này hy vọng sẽ cung cấp bằng chứng khoa học có giá trị, hỗ trợ các trường đại học, nhà quản lý giáo dục và sinh viên hiểu rõ hơn các động lực và rào cản khi ứng dụng AI, từ đó sử dụng AI một cách hiệu quả, sáng tạo, có tính đạo đức và trách nhiệm.

## Tài liệu tham khảo

- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16, 74–94.
- Bandura, A. (1986). *Social foundation of thought and action*. Englewood cliffs, NJ: prentice Hall.
- Bandura, A. (2014). Exercise of personal agency through the self-efficacy mechanism. In *Self-efficacy* (pp. 3–38). Taylor & Francis.
- Chatterjee, S., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., & Baabdullah, A. M. (2021). Understanding AI adoption in manufacturing and production firms using an integrated TAM-TOE model. *Technological Forecasting and Social Change*, 170, 120880.
- Cohen, L., Manion, L., & Morrison, K. (2012). Research methods in education. In *Professional Development in Education* (6th ed., Vol. 38, Issue 3). Routledge.
- Dahri, N. A., Yahaya, N., Al-Rahmi, W. M., Aldraiweesh, A., Alturki, U., Almutairy, S., Shutaleva, A., & Soomro, R. B. (2024). Extended TAM based acceptance of AI-Powered ChatGPT for supporting metacognitive self-regulated learning in education: A mixed-methods study. *Heliyon*, 10(8).
- Davis, F. (1989). *Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology*. <https://doi.org/10.2307/249008>
- DeVellis, R. F. (2017). *Scale development: Theory and applications* (Fourth Ed.). SAGE.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., & others. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Falebita, O. S., & Kok, P. J. (2025). Artificial intelligence tools usage: A structural equation modeling of undergraduates' technological readiness, self-efficacy and attitudes. *Journal for STEM Education Research*, 8(2), 257–282.
- Hà Cường. (2025). *Đại học Quốc gia Hà Nội đưa AI thành môn học bắt buộc từ 2025*. VTC News.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. California: Sage Publications.
- Hair, Joseph F, Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24.
- Hair Jr, Joe F, Matthews, L. M., Matthews, R. L., & Sarstedt, M. (2017). PLS-SEM or CB-SEM: updated guidelines on which method to use. *International Journal of Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107–123.
- Hair Jr, Joseph F, William, Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis (MVDA). Pharmaceutical Quality by Design: A Practical Approach*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/9781118895238.ch8>.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43, 115–135.
- Hồng Đức. (2025). *Đạo đức AI: Bài học từ các công ty công nghệ lớn cho đến ứng dụng tại Việt Nam*. Báo Điện Tử Chính Phủ.
- Jager, J., Putnick, D. L., & Bornstein, M. H. (2017). II. More than just convenient: The scientific merits of homogeneous convenience samples. *Monographs of the Society for Research in Child Development*, 82(2), 13–30.
- Ma, M. (2025). Exploring the acceptance of generative artificial intelligence for language learning among EFL postgraduate students: An extended TAM approach. *International Journal of Applied Linguistics*, 35(1), 91–108.

Mai Anh Vũ. (2020). Sử dụng phương pháp phân tích dữ liệu PLS-SEM trong kiểm định các mô hình nghiên cứu khoa học. *Tạp Chí Tài Chính, Kỳ 2*, 127–129.

Na, S., Heo, S., Han, S., Shin, Y., & Roh, Y. (2022). Acceptance model of artificial intelligence (AI)-based technologies in construction firms: Applying the Technology Acceptance Model (TAM) in combination with the Technology--Organisation--Environment (TOE) framework. *Buildings, 12*(2), 90.

Nguyễn Lý Trường An, Trương Thị Cẩm Vân, Võ Phương Chi, & Lương Văn Quốc. (2024). Tác động của đạo đức trí tuệ nhân tạo, thái độ và nhận thức đến hành vi sử dụng ChatGPT. *Tạp Chí Công Thương, 18*.

Nguyễn Thị Kim Chi, Nguyễn Thị Như Ý, & Bùi Ngọc Tuấn Anh. (2024). Ý định mua sắm trực tuyến được hỗ trợ bởi trí tuệ nhân tạo: Vai trò của tính hữu ích và tính cá nhân hóa. *Tạp Chí Nghiên Cứu Tài Chính - Marketing, 82*(15), 79–93.

Nguyen, X., Pho, D., Luong, D., & Cao, X. (2021). Vietnamese students' acceptance of using video conferencing tools in distance learning in COVID-19 pandemic. *Turkish Online Journal of Distance Education, 22*(3), 139–162.

Phan Thị. (2025). *Sinh viên học tập với AI*. Văn Hóa và Đời Sống.

Rasul, T., Nair, S., Kalendra, D., Robin, M., de Oliveira Santini, F., Ladeira, W. J., Sun, M., Day, I., Rather, R. A., & Heathcote, L. (2023). The role of ChatGPT in higher education: Benefits, challenges, and future research directions. *Journal of Applied Learning and Teaching, 6*(1), 41–56.

Shao, C., Nah, S., Makady, H., & McNealy, J. (2025). Understanding user attitudes towards AI-enabled technologies: An integrated model of Self-Efficacy, TAM, and AI Ethics. *International Journal of Human--Computer Interaction, 41*(5), 3053–3065.

Teo, T. (2011). Factors influencing teachers' intention to use technology: Model development and test. *Computers & Education, 57*(4), 2432–2440.

Zhu, W., Huang, L., Zhou, X., Li, X., Shi, G., Ying, J., & Wang, C. (2025). Could AI ethical anxiety, perceived ethical risks and ethical awareness about AI influence university students' use of generative AI products? An ethical perspective. *International Journal of Human--Computer Interaction, 41*(1), 742–764.