Từ nhận thức sự thông minh đến hành vi chấp nhận: Mô hình Nhận thức - Cảm xúc - Hành vi trong việc chấp nhận công cụ trí tuệ nhân tạo của sinh viên đại học

From perceived intelligence to adoption behavior: The Cognitive - Affective - Behavioral model in university students' acceptance of AI tools

Hồ Bảo Toàn[1], Nguyễn Ngọc Vân Nghi[1], Phạm Minh[1*]

[1]Trường Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam
[*]Tác giả liên hệ, Email: minh.p@ou.edu.vn

THÔNG TIN

DOI:10.46223/HCMCOUJS.soci.vi.22.1.5154.2027

Ngày nhận: 18/12/2025

Ngày nhận lại: 03/04/2026

Duyệt đăng: 15/04/2026

Từ khóa:

giáo dục đại học; nhận thức–cảm xúc–hành vi; nhận thức sự thông minh; PLS-SEM; ý định sử dụng

Keywords:

higher education; cognitive-affective-behavioral; perceived intelligence; PLS-SEM; intention to use AI tools

TÓM TẮT

Trong bối cảnh công cụ trí tuệ nhân tạo được sử dụng rộng rãi trong học tập, nghiên cứu này kiểm định các yếu tố quyết định ý định sử dụng của sinh viên. Trong khi các nghiên cứu trước đây chủ yếu dựa trên các mô hình công nghệ thuần túy, nghiên cứu này tập trung vào khoảng trống về cơ chế tâm lý thông qua khung Nhận thức - Cảm xúc - Hành vi. Dữ liệu từ 313 sinh viên được phân tích bằng Mô hình phương trình cấu trúc bình phương tối thiểu riêng phần (PLS-SEM). Kết quả cho thấy nhận thức rủi ro là rào cản mạnh nhất, trong khi nhận thức sự tin cậy thúc đẩy ý định sử dụng. Đáng chú ý, Nhận thức sự thông minh của trí tuệ nhân tạo là tiền đề quan trọng nhất của sự tin cậy. Trong khi đó, nhận thức tính dễ sử dụng và hữu ích chủ yếu đóng vai trò giảm thiểu rủi ro thay vì trực tiếp tạo dựng niềm tin. Nghiên cứu đề xuất rằng thay vì chỉ tập trung vào tính năng kỹ thuật, các nhà quản lý cần ưu tiên minh bạch hóa năng lực trí tuệ nhân tạo và ban hành các hướng dẫn về liêm chính học thuật để giải tỏa lo ngại rủi ro và xây dựng hệ sinh thái học tập số dựa trên niềm tin.

ABSTRACT

In the context of the widespread use of artificial intelligence tools in learning, this study examines the factors determining students' intention to use them. While previous studies have primarily relied on purely technological models, this research focuses on the gap in psychological mechanisms through the Cognitive-Affective-Behavioral framework. Data from 313 students were analyzed using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). The results show that perceived risk is the strongest barrier, while perceived trust drives intention to use. Notably, the AI's perceived intelligence is the most important prerequisite for perceived trust. Meanwhile, perceived ease of use and usefulness primarily mitigate risk rather than directly build trust. The study suggests that instead of focusing solely on technical features, managers should prioritize transparency in artificial

intelligence capabilities and issue guidelines on academic integrity to alleviate risk concerns and build a trust-based digital learning ecosystem.

1. Giới thiệu

Trong bối cảnh chuyển đổi số và cuộc cách mạng công nghiệp 4.0 đang diễn ra mạnh mẽ, thì trí tuệ nhân tạo hay AI đang đóng vai trò then chốt trong việc thúc đẩy đổi mới giáo dục tại Việt Nam và trên toàn thế giới. Nghị quyết số 57-NQ/TW của Bộ Chính trị ban hành ngày 22/12/2024 đã xác định AI là công nghệ chiến lược cần ưu tiên phát triển để thúc đẩy tăng trưởng kinh tế và đổi mới sáng tạo quốc gia, trong đó có lĩnh vực giáo dục (Nguyen & Nguyen, 2024). Thực tế cho thấy AI đang tạo ra những phương thức giảng dạy và học tập mới giúp cá nhân hóa trải nghiệm cho từng người học và tự động hóa các công việc hành chính (Nguyen & Nguyen, 2024). Các công cụ AI hiện nay tại Việt Nam bao gồm hệ thống học tập thông minh và trợ lý ảo hỗ trợ học tập cũng như các công cụ đánh giá tự động và môi trường học tập ảo.

Mặc dù tiềm năng của công cụ AI là rất lớn, nhưng sự thành công của việc tích hợp công nghệ này phụ thuộc rất nhiều vào ý định sử dụng của người học. Ý định hành vi được xem là biến trung gian quan trọng liên kết giữa thái độ và hành vi thực tế (Chen & ctg., 2025). Trong môi trường giáo dục đại học thì việc phát triển các công cụ AI cần phải gắn liền với việc thấu hiểu ý định sử dụng của sinh viên nhằm tăng cường hiệu quả học tập. Các nghiên cứu đã chỉ ra rằng thái độ đối với việc chấp nhận công nghệ thông tin có ảnh hưởng tích cực đến ý định hành vi và từ đó quyết định việc áp dụng công nghệ trong thực tế (Chen & ctg., 2025). Do đó, việc nghiên cứu tầm quan trọng của ý định trong việc phát triển AI tools là hết sức cần thiết để đảm bảo rằng các công cụ này không chỉ hiện đại về mặt kỹ thuật mà còn phù hợp với nhu cầu và tâm lý của người sử dụng tại các trường đại học Việt Nam.

Việc đánh giá việc sử dụng các lý thuyết nền nhằm giải thích các vấn đề trong chủ đề này là bước quan trọng để xây dựng khung nghiên cứu vững chắc. Các nghiên cứu trước đây thường vận dụng Mô Hình Chấp Nhận Công Nghệ (TAM) hoặc Lý Thuyết Thống Nhất về Chấp Nhận và Sử Dụng Công Nghệ (UTAUT) để lý giải các yếu tố tác động đến ý định hành vi của sinh viên (Almogren, 2025). Các mô hình này đã chứng minh hiệu quả trong việc dự báo sự chấp nhận công nghệ thông qua các biến số chức năng như tính hữu ích và tính dễ sử dụng (Almogren, 2025; Saoula & ctg., 2023). Tuy nhiên, các công cụ AI tạo sinh hiện nay không chỉ là những phần mềm thụ động mà còn mang tính tự chủ và tương tác như con người, từ đó khơi dậy những phản ứng tâm lý phức tạp và nhạy cảm ở người học như sự lo âu, rủi ro về đạo đức học thuật, hay nỗi sợ phụ thuộc (Al-Okaily, 2024; Low & ctg., 2025). Các mô hình truyền thống vốn chỉ tập trung vào tính năng công nghệ thuần túy đã bỏ lỡ yếu tố cảm xúc mang tính quyết định này (Balaskas & ctg., 2025). Để hiểu sâu hơn về cơ chế tâm lý dẫn đến hành vi, việc sử dụng khung Nhận thức - Cảm xúc - Hành vi (CAB) trong nghiên cứu này trở nên đặc biệt quan trọng. CAB cho phép liên kết chặt chẽ giữa các yếu tố nhận thức như sự đánh giá về các đặc điểm kỹ thuật của AI, với các yếu tố cảm xúc (Affective) như niềm tin, thái độ và nhận thức rủi ro, để từ đó dẫn đến hành vi là ý định sử dụng hoặc hiệu quả học tập (Amir & ctg., 2025). Cách tiếp cận này giúp làm rõ không chỉ cái gì ảnh hưởng đến sinh viên mà còn giải thích rõ rằng tại sao các yếu tố nhạy cảm về mặt cảm xúc lại chi phối quyết định thiết lập niềm tin và chấp nhận AI trong bối cảnh giáo dục đại học (Córdova & ctg., 2024).

Vai trò của các yếu tố nhận thức trong bối cảnh này là không thể phủ nhận khi chúng định hình cách sinh viên tiếp cận và đánh giá các công cụ AI. Các yếu tố như cảm nhận về tính hữu ích và cảm nhận về tính dễ sử dụng là những động lực then chốt ảnh hưởng đến thái độ và ý định sử dụng (Chen & ctg., 2025). Xu hướng hiện nay cho thấy sinh viên đánh giá cao các

đặc điểm của AI như khả năng học tập cá nhân hóa và dịch thuật tự động cũng như khả năng cung cấp thông tin thông minh và tạo nội dung (Nguyen, 2025). Những đặc điểm này có ảnh hưởng tích cực và đáng kể đến nhận thức hiệu quả học tập của sinh viên (Nguyen, 2025).

2. Cơ sở lý thuyết

2.1. Lý thuyết Nhận thức - cảm xúc - hành vi

Mô hình CAB giải thích phản ứng cá nhân qua quy trình tuần tự ba giai đoạn: đánh giá nhận thức, phản ứng cảm xúc và ý định hành vi (Vuković & Pivac, 2024). Giai đoạn nhận thức liên quan đến niềm tin của sinh viên về các thuộc tính AI như tính hữu ích và dễ sử dụng (Chen & Girish, 2023; Liu & Li, 2025). Những đánh giá này định hình trạng thái cảm xúc, bao gồm sự tin tưởng, hài lòng hoặc lo ngại rủi ro (Almogren, 2025; Li & ctg., 2025b). Trạng thái cảm xúc đóng vai trò động lực trực tiếp thúc đẩy giai đoạn hành vi, biểu hiện qua ý định chấp nhận và sử dụng AI (Almogren, 2025; Alshammari & Babu, 2025). Việc áp dụng CAB giúp khắc phục hạn chế của các mô hình công nghệ thuần túy nhờ tích hợp yếu tố cảm xúc, từ đó giải thích toàn diện cách sinh viên chuyển hóa đánh giá kỹ thuật thành hành động thực tế (Chen & Girish, 2023; Jeilani & Abubakar, 2025).

2.2. Ý định sử dụng AI tools

Ý định sử dụng công cụ AI được định nghĩa là mức độ sẵn lòng, kế hoạch và nỗ lực mà sinh viên dự định thực hiện để tham gia và ứng dụng các công nghệ AI vào quá trình học tập của mình (Almogren & ctg., 2024; Jeilani & Abubakar, 2025). Trong các mô hình lý thuyết về hành vi công nghệ, đây được coi là yếu tố dự báo trực tiếp và quan trọng nhất dẫn đến hành vi sử dụng thực tế, đóng vai trò cầu nối chuyển hóa nhận thức thành hành động cụ thể (Maheshwari, 2024). Đối với sinh viên đại học, ý định này không chỉ dừng lại ở sự tò mò ban đầu mà còn phản ánh cam kết tích hợp công nghệ vào các nhiệm vụ học thuật như nghiên cứu, viết luận và giải quyết vấn đề để nâng cao hiệu suất (Schei & ctg., 2024). Ý định sử dụng được hình thành và củng cố dựa trên sự đánh giá tổng hợp của sinh viên về tính hữu ích (lợi ích mang lại), tính dễ sử dụng (nỗ lực bỏ ra) và sự tin tưởng vào công nghệ (Almogren, 2025; Chiu, 2025).

2.3. Nhận thức về sự tin tưởng

Nhận thức về sự tin tưởng được định nghĩa là niềm tin của người dùng rằng hệ thống AI có khả năng hoạt động một cách đáng tin cậy, an toàn, công bằng và bảo mật, đặc biệt là trong các nhiệm vụ học thuật và đưa ra quyết định (Abdelazim & ctg., 2025; Choi & ctg., 2022; Zhang & ctg., 2024). Xu hướng sử dụng các yếu tố nhận thức trong việc dự đoán ý định sử dụng công cụ AI hiện nay đã chuyển từ việc chỉ tập trung vào tính hữu ích và tính dễ sử dụng sang việc tích hợp các yếu tố liên quan đến chất lượng và rủi ro của hệ thống, trong đó niềm tin là một yếu tố cảm xúc, nhận thức quan trọng ảnh hưởng trực tiếp và gián tiếp đến ý định chấp nhận (Balaskas & ctg., 2025; Salih & ctg., 2025). Cụ thể, sinh viên chỉ sẵn sàng dựa vào AI cho việc học khi họ cảm thấy hệ thống đáng tin cậy, không gian lận, và có thể bảo vệ dữ liệu cá nhân của họ, đặc biệt khi các vấn đề về rủi ro quyền riêng tư và độ chính xác của thông tin do AI cung cấp đang ngày càng được quan tâm (Balaskas & ctg.,2025; Salih & ctg., 2025).

H1: Nhận thức về sự tin tưởng có ảnh hưởng tích cực đến ý định sử dụng các công cụ AI

2.4. Nhận thức về rủi ro

Nhận thức về rủi ro được định nghĩa là niềm tin của người dùng về những kết quả tiêu cực tiềm ẩn có thể xảy ra khi họ tương tác với một công nghệ hoặc dịch vụ cụ thể (Li & ctg., 2025a; Salih & ctg., 2025). Khái niệm này phản ánh mức độ lo lắng và sự không chắc chắn mà người dùng cảm thấy về các tổn thất có thể phát sinh khi áp dụng các hệ thống AI mới trong học tập. Trong bối cảnh giáo dục đại học, nhận thức về rủi ro thường mang tính đa chiều, bao gồm ba loại rủi ro được sinh viên quan tâm nhiều nhất: rủi ro về quyền riêng tư, rủi ro về an

toàn và rủi ro về hiệu suất (Zhang & ctg., 2024). Rủi ro về quyền riêng tư liên quan đến khả năng dữ liệu cá nhân hoặc học thuật của sinh viên bị lạm dụng hoặc rò rỉ khi sử dụng các công cụ AI (Salih & ctg., 2025). Rủi ro về an toàn phản ánh lo ngại rằng AI có thể tạo ra nội dung độc hại, sai lệch hoặc gây ảnh hưởng tiêu cực đến quá trình học tập (Zhang & ctg., 2024). Cuối cùng, rủi ro về hiệu suất đề cập đến mối lo rằng công cụ AI có thể hoạt động không ổn định, cung cấp thông tin không chính xác hoặc không hỗ trợ hiệu quả cho việc học, dẫn đến kết quả học tập không như kỳ vọng. Nghiên cứu về nhận thức về rủi ro giúp giải thích đầy đủ hơn hành vi của sinh viên, nhấn mạnh rằng lợi ích được nhận thức là chưa đủ để thúc đẩy chấp nhận, người dùng cần cảm thấy rằng các rủi ro được kiểm soát thì ý định sử dụng mới tăng lên.

H2: Nhận thức về sự rủi ro có ảnh hưởng tích cực đến ý định sử dụng các công cụ AI

2.5. Nhận thức về tính dễ sử dụng

Trong bối cảnh giáo dục đại học, nhận thức về tính dễ sử dụng được định nghĩa là mức độ mà sinh viên tin rằng việc sử dụng các công cụ AI sẽ không đòi hỏi nhiều nỗ lực về thể chất và tinh thần (Alshammari & Babu, 2025; Maheshwari, 2024). Khái niệm này không chỉ giới hạn ở sự thuận tiện kỹ thuật mà còn bao gồm giao diện trực quan, khả năng tiếp cận thông tin nhanh chóng và sự giảm thiểu rào cản nhận thức khi làm quen với công nghệ mới (Almogren & ctg., 2024). Về vai trò, nhận thức về tính dễ sử dụng hoạt động như một chất xúc tác thiết yếu thúc đẩy quá trình chấp nhận; nếu công cụ quá phức tạp, sinh viên sẽ có xu hướng từ chối sử dụng bất chấp lợi ích tiềm năng, nhưng khi cảm thấy dễ dàng tương tác, họ sẽ hình thành thái độ tích cực và sẵn sàng tích hợp công cụ vào quá trình học tập (Jeilani & Abubakar, 2025).

Hơn nữa, tính dễ sử dụng còn là tiền đề quan trọng tác động tích cực đến nhận thức về tính hữu ích, giúp sinh viên tập trung vào giá trị thực tiễn của công cụ thay vì gặp khó khăn trong vận hành (Wang, 2025). Mối quan hệ giữa nhận thức về tính dễ sử dụng, lòng tin và nhận thức rủi ro là một liên kết chặt chẽ mang tính tương hỗ, trải nghiệm sử dụng mượt mà giúp củng cố niềm tin vào độ tin cậy và tính minh bạch của hệ thống, đồng thời giúp sinh viên cảm thấy tự tin hơn vào khả năng kiểm soát công nghệ, từ đó làm giảm đáng kể các lo ngại về rủi ro vận hành hay sai sót kỹ thuật (Almogren, 2025; Chiu, 2025; Pham & ctg., 2025).

H3: Nhận thức về tính dễ sử dụng có mối quan hệ tích cực đến Nhận thức về sự tin tưởng

H4: Nhận thức về tính dễ sử dụng có mối quan hệ tích cực đến Nhận thức về rủi ro

2.6. Nhận thức về tính hữu ích

Trong bối cảnh giáo dục đại học, nhận thức về tính hữu ích được định nghĩa là mức độ mà sinh viên tin rằng việc sử dụng các công cụ AI sẽ giúp cải thiện hiệu suất và năng suất học tập, đóng vai trò là yếu tố dự báo then chốt trong các mô hình lý thuyết như TAM và CAB đối với thái độ và ý định hành vi (Alshamy & ctg., 2025; Wang, 2025; Yakubu & ctg.,2025). Khả năng cung cấp thông tin nhanh chóng, tự động hóa và cá nhân hóa của AI tạo ra động lực nội tại mạnh mẽ, thúc đẩy sinh viên chấp nhận và tích hợp công nghệ vào quá trình học tập (Jeilani & Abubakar, 2025; Pham & ctg., 2025). Mối quan hệ giữa tính hữu ích và lòng tin mang tính tương hỗ chặt chẽ; khi sinh viên tin tưởng vào độ chính xác và bảo mật của hệ thống, họ dễ dàng nhận ra giá trị thực tế của công cụ, và ngược lại, tính hữu ích cao cũng củng cố niềm tin vào năng lực vận hành của công nghệ (Chiu, 2025; Pham & ctg., 2025).

Đối với nhận thức rủi ro, tính hữu ích đóng vai trò là yếu tố cân bằng quan trọng; dù tồn tại những lo ngại về sai lệch thông tin hay quyền riêng tư, nếu lợi ích nhận được đủ lớn, nó có thể lấn át các tác động tiêu cực từ rủi ro (Alshamy & ctg., 2025; Yakubu & ctg., 2025). Đáng chú ý, nhận thức về rủi ro đôi khi còn kích thích sự cẩn trọng, giúp sinh viên khai thác tối đa giá trị hữu ích của công cụ, biến nhận thức về tính hữu ích thành đòn bẩy tâm lý giúp vượt qua các rào cản để chấp nhận công nghệ (Almogren, 2025; Chiu, 2025).

H5: Nhận thức về tính hữu ích có mối quan hệ tích cực đến Nhận thức về sự tin tưởng

H6: Nhận thức về tính hữu ích có mối quan hệ tích cực đến Nhận thức về rủi ro

2.7. Nhận thức về sự thông minh

Nhận thức về sự thông minh được hiểu là mức độ mà người dùng tin rằng hệ thống AI có năng lực và hiệu quả tương đương với trí tuệ con người trong việc cung cấp câu trả lời hợp lý và hỗ trợ học tập (Maheshwari, 2024). Khác với các công nghệ truyền thống vốn chỉ được đánh giá qua tính hữu ích và tính dễ sử dụng theo mô hình TAM, bản chất tự chủ và khả năng tương tác như con người của các công cụ AI đòi hỏi người dùng phải có thêm sự đánh giá chuyên biệt về năng lực trí tuệ của hệ thống (Singh và Paiva, 2025). Do đó, Nhận thức sự thông minh đóng vai trò cốt lõi trong việc định hình sự tin cậy và giảm thiểu rủi ro cảm nhận của người dùng (Almogren, 2025; Balaskas & ctg., 2025). Các yếu tố nhận thức vì vậy trở nên quan trọng khi chúng định hình cách sinh viên đánh giá giá trị và khả năng của các công cụ AI. Xu hướng nghiên cứu hiện nay tập trung vào việc sử dụng các yếu tố như nhận thức về sự thông minh để giải thích ý định sử dụng (Almogren, 2025). Khi sinh viên cảm nhận mức độ thông minh cao từ chatbot AI thông qua khả năng giao tiếp và xử lý vấn đề, niềm tin vào công nghệ tăng lên và từ đó thúc đẩy ý định sử dụng cho mục đích giáo dục (Gökçearslan & ctg., 2025).

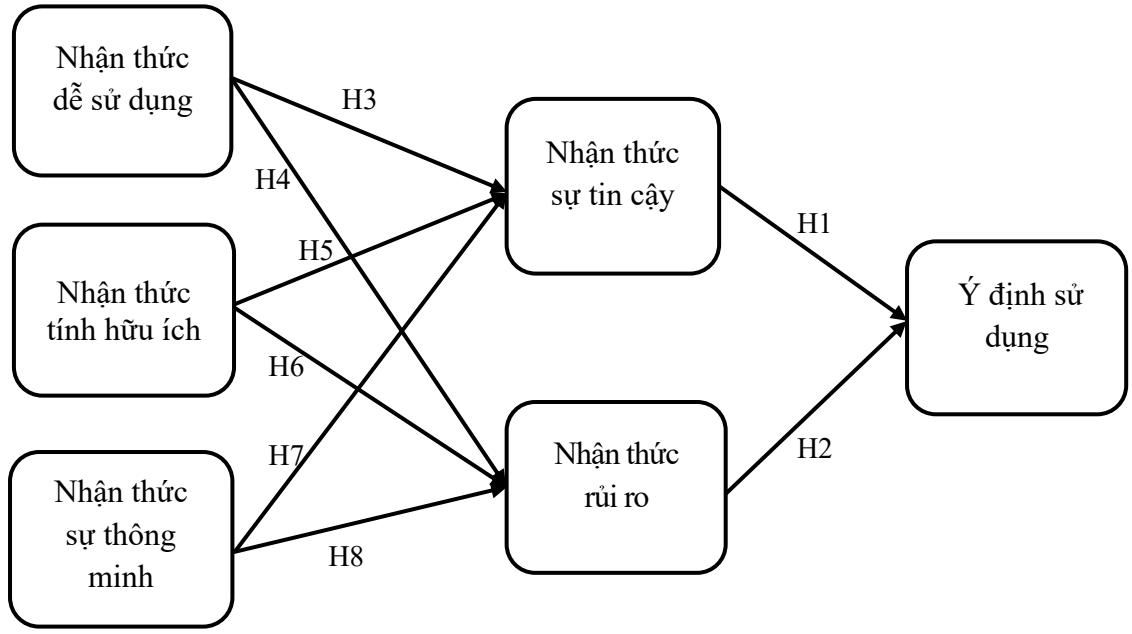
Nhận thức về sự thông minh cũng được xem là biến tiền đề tác động tích cực đến thái độ và nhận thức về tính hữu ích của công nghệ trong môi trường đại học (Almogren, 2025). Tuy nhiên, dù có ảnh hưởng tích cực trực tiếp đến ý định sử dụng, tác động này bị điều tiết bởi nhận thức rủi ro (Balaskas & ctg., 2025), khi những lo ngại về đạo văn, quyền riêng tư hay sự phụ thuộc vào AI có thể cản trở quyết định sử dụng của sinh viên. Người dùng thường cân nhắc giữa lợi ích từ sự thông minh của AI và rủi ro tiềm ẩn đi kèm, do đó, việc phát triển hệ thống AI trong giáo dục cần đồng thời nâng cao năng lực trí tuệ và giải quyết rủi ro để xây dựng lòng tin và thúc đẩy sự chấp nhận bền vững.

H7: Nhận thức về sự thông minh có mối quan hệ tích cực đến Nhận thức về sự tin tưởng

H8: Nhận thức về sự thông minh có mối quan hệ tích cực đến Nhận thức về rủi ro

Hình 1

Mô Hình Nghiên Cứu



Ghi chú. Nhóm tác giả đề xuất

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1 Thu thập dữ liệu và Mẫu

Nghiên cứu áp dụng phương pháp chọn mẫu thuận tiện kết hợp có mục đích, tập trung vào đối tượng sinh viên đại học đã có kinh nghiệm sử dụng công cụ AI (Syed & ctg., 2025). Dữ liệu được thu thập trực tuyến qua Google Biểu mẫu, kèm theo cam kết bảo mật danh tính để đảm bảo tính trung thực của câu trả lời. Bên cạnh các biến chính, thông tin nhân khẩu học (giới tính, chuyên ngành, tần suất sử dụng) cũng được ghi nhận nhằm phục vụ các phân tích so sánh nhóm được trình bày ở Bảng 1 (Atadika & ctg., 2024). Sau quá trình sàng lọc và kiểm tra tính hợp lệ, nghiên cứu thu được 313 phản hồi đạt chuẩn, đảm bảo độ tin cậy và kích thước mẫu cần thiết cho phân tích PLS-SEM.

Bảng 1

Thống Kê Mẫu

Đặc điểm	**Tần suất**	**Tỷ lệ (%)**
Giới tính		
Nam	115	36.74
Nữ	198	63.26
Năm học		
Năm 1	31	9.90
Năm 2	60	19.17
Năm 3	160	51.12
Năm 4	60	19.17
Khác	2	0.64
Ngành học		
Ngôn ngữ Anh	102	32.59
Quản trị Kinh doanh	84	26.84
Công nghệ Thông tin	36	11.50
Marketing	31	9.90
Kế toán	15	4.80
Luật	12	3.83
Khác (Ngành học còn lại)	33	10.54
Thời gian sử dụng AI		
Chưa từng dùng	3	0.96
Dưới 01 năm	106	33.86
Từ 01 - 04 năm	185	59.11
Hơn 04 năm	19	6.07
Tần suất sử dụng AI		
Chưa bao giờ sử dụng	5	1.60

Đặc điểm	Tần suất	Tỷ lệ (%)
Mỗi ngày	137	43.77
Mỗi tuần	102	32.59
Mỗi tháng	69	22.04
Tổng	313	100

Ghi chú. Kết quả phân tích dữ liệu từ phần mềm SmartPLS

3.2. Thiết kế thang đo

Hệ thống thang đo trong nghiên cứu được xây dựng và hiệu chỉnh từ các công trình khoa học uy tín, đảm bảo sự tương thích chặt chẽ với khung lý thuyết CAB. Cụ thể, giai đoạn Nhận thức được đánh giá thông qua các cấu trúc phản ánh niềm tin và đánh giá về công nghệ, bao gồm Nhận thức tính hữu ích (04 biến) và Nhận thức tính dễ sử dụng (05 biến), cùng với các đặc tính đặc thù của AI là Nhận thức sự thông minh (03 biến) và Nhận thức rủi ro (04 biến), được tham chiếu và phát triển từ các nghiên cứu của Köhler và Hartig (2024), Kim và cộng sự (2025) cùng Yusoff và cộng sự (2025). Yếu tố Cảm xúc (Affective) được đại diện bởi Nhận thức sự tin cậy (04 biến), đóng vai trò cầu nối chuyển hóa các đánh giá nhận thức thành thái độ tích cực đối với hệ thống. Cuối cùng, giai đoạn Hành vi (Behavioral) được đo lường bằng biến Ý định sử dụng (03 biến), phản ánh xu hướng duy trì và tăng cường ứng dụng AI trong học tập theo thang đo của Syed và cộng sự (2025). Toàn bộ các cấu trúc tiềm ẩn được lượng hóa bằng thang đo Likert 5 điểm từ "Hoàn toàn không đồng ý" đến "Hoàn toàn đồng ý", kết hợp với việc thu thập thông tin nhân khẩu học như chuyên ngành và kinh nghiệm sử dụng nhằm phục vụ công tác kiểm soát mẫu và phân tích thống kê chuyên sâu.

Bảng 2

Thang Đo Lường các Biến Quan Sát trong Mô Hình

Khái niệm	Mã	Câu hỏi khảo sát	Nguồn
Nhận thức tính dễ sử dụng	PE1	Tôi cho rằng sử dụng các công cụ AI giúp tôi dễ dàng thực hiện những gì tôi muốn.	(Köhler & Hartig, 2024)
	PE2	Tôi cho rằng việc học cách sử dụng các công cụ AI sẽ dễ dàng đối với tôi.	
	PE3	Tôi cho rằng việc tương tác với các công cụ AI là rõ ràng và dễ hiểu.	
	PE4	Tôi cho rằng các công cụ AI có thể tương tác một cách linh hoạt.	
	PE5	Tôi cho rằng các công cụ AI dễ sử dụng.	
Nhận thức tính hữu ích	PU1	Tôi cho rằng việc sử dụng các công cụ AI sẽ giúp tôi nâng cao hiệu quả học tập.	(Köhler & Hartig, 2024)
	PU2	Tôi cho rằng các công cụ AI sẽ	

Khái niệm	Mã	Câu hỏi khảo sát	Nguồn
		giúp tôi hoàn thành nhiệm vụ nhanh chóng hơn.	
	PU3	Tôi cho rằng các công cụ AI sẽ cải thiện chất lượng trong quá trình học tập của tôi.	
	PU4	Tôi cho rằng các công cụ AI hữu ích cho các hoạt động học tập hằng ngày của mình.	
Nhận thức sự thông minh	PI1	Tôi cho rằng việc sử dụng các công cụ AI sẽ làm tăng khả năng đạt được những thành tựu quan trọng.	
	PI2	Tôi cho rằng các công cụ AI giúp hoàn thành các bài tập nhanh hơn	(Kim & ctg., 2025)
	PI3	Tôi cho rằng việc sử dụng các công cụ AI sẽ giúp tăng tỷ lệ chính xác trong các bài tập của tôi.	
	PR1	Tôi cho rằng các công cụ AI mà tôi sử dụng trong công việc học thuật đôi khi có thể cung cấp thông tin không chính xác hoặc gây hiểu nhầm.	
Nhận thức rủi ro	PR2	Tôi cho rằng các công cụ AI mà tôi sử dụng cho công việc học thuật của mình, được huấn luyện trên dữ liệu có thể chứa đựng những sai lệch.	(Yusoff & ctg., 2025)
	PR3	Tôi cho rằng các công cụ AI mà tôi sử dụng trong công việc học tập có thể làm giảm khả năng tư duy phản biện và kỹ năng giải quyết vấn đề của tôi.	
	PR4	Tôi cho rằng các công cụ AI mà tôi đã sử dụng có thể được dùng để gian lận trong học tập.	
Nhận thức sự tin cậy	PT1	Tôi tin rằng nội dung và tài liệu được tạo ra và cung cấp bởi các công cụ AI trong giáo dục rất đáng tin cậy.	(Yusoff & ctg., 2025)
	PT2	Tôi tin rằng nội dung và tài liệu được tạo ra và cung cấp bởi các	

Khái niệm	Mã	Câu hỏi khảo sát	Nguồn
		công cụ AI trong giáo dục là chính xác.	
	PT3	Tôi tin rằng nội dung và tài liệu được tạo ra và cung cấp bởi các công cụ AI trong giáo dục không mang tính thiên vị.	
	PT4	Tôi tin rằng nội dung và tài liệu được tạo ra và cung cấp bởi các công cụ AI trong giáo dục là hoàn chỉnh.	
Ý định sử dụng công cụ AI	ITUAIT1	Tôi sẽ tiếp tục sử dụng các công cụ học máy AI trong tương lai.	(Syed & ctg., 2025)
	ITUAIT2	Tôi sẽ luôn cập nhật những công cụ học tập AI mới nhất trong chương trình học tập tại đại học.	
	ITUAIT3	Tôi sẽ cố gắng hợp tác với các bạn cùng lớp để hoàn thành các nhiệm vụ và dự án bằng cách sử dụng các công cụ học máy AI.	

Ghi chú. Nguồn tổng hợp

3.3. Phương pháp phân tích dữ liệu

Dữ liệu thu thập được xử lý và phân tích bằng phương pháp PLS-SEM thông qua phần mềm SmartPLS, một kỹ thuật phù hợp cho các mô hình hướng dự báo và có khả năng xử lý tốt các mối quan hệ phức tạp, được thực hiện theo quy trình hai bước. Bước đầu tiên là thẩm định mô hình đo lường nhằm kiểm tra độ tin cậy nội bộ bằng Cronbach's Alpha và độ tin cậy tổng hợp, đồng thời đánh giá giá trị hội tụ thông qua AVE và các hệ số tải ngoài. Giá trị phân biệt giữa các yếu tố cũng được kiểm tra bằng tiêu chí Fornell-Larcker. Bước thứ hai là kiểm định mô hình cấu trúc nhằm đánh giá các giả định từ hệ số VIF để kiểm tra đa cộng tuyến, cùng với chỉ số R^2 về khả năng giải thích và chỉ số Q^2 từ PLS predict về khả năng dự báo ngoài mẫu. Các giả thuyết nghiên cứu được kiểm định bằng phương pháp Bootstrap với 5,000 mẫu lặp để xác định mức ý nghĩa thống kê của các hệ số đường dẫn (Hair & ctg., 2019; Shmueli & ctg., 2019).

4. Kết quả nghiên cứu

4.1 Kiểm định mô hình đo

Độ tin cậy và giá trị hội tụ kết quả phân tích tại Bảng 3 cho thấy tất cả các cấu trúc đều đạt yêu cầu về độ tin cậy và giá trị hội tụ. Cụ thể, hệ số Cronbach's Alpha của các biến dao động từ 0.730 đến 0.911, và phương sai trích trung bình nằm trong khoảng từ 0.832 đến 0.938, đều vượt ngưỡng khuyến nghị 0.70 (Hair & ctg., 2019). Điều này khẳng định thang đo có độ tin cậy nhất quán nội bộ tốt.

Về giá trị hội tụ, phương sai trích trung bình của tất cả các biến đều lớn hơn 0.50 (từ 0.553 đến 0.790), và các hệ số tải ngoài của các biến quan sát đều đạt chuẩn > 0.70. Điều này chứng tỏ các biến quan sát giải thích tốt cho các cấu trúc tiềm ẩn của chúng.

Bảng 3

Kết Quả Độ Tin Cậy và Giá Trị Hội Tụ

Thang đo	λ	α	CR	AVE
Ý định sử dụng	0.828 - 0.881	0.825	0.896	0.742
Nhận thức tính dễ sử dụng	0.746 - 0.833	0.840	0.887	0.610
Nhận thức sự thông minh	0.796 - 0.866	0.785	0.875	0.700
Nhận thức rủi ro	0.711 - 0.795	0.730	0.832	0.553
Nhận thức sự tin cậy	0.847 - 0.922	0.911	0.938	0.790
Nhận thức tính hữu ích	0.777 - 0.877	0.853	0.901	0.695

Ghi chú. α: Hệ số Cronbach's Alpha; λ: Hệ số tải ngoài; CR (Composite Reliability): Độ tin cậy tổng hợp; AVE (Average Variance Extracted): Phương sai trích trung bình. Kết quả xử lý từ dữ liệu điều tra

Giá trị phân biệt được kiểm định qua tiêu chí Fornell-Larcker. Theo tiêu chí Fornell-Larcker (Bảng 4), căn bậc hai của AVE (trên đường chéo chính, in đậm) của mỗi cấu trúc đều lớn hơn hệ số tương quan giữa nó với các cấu trúc khác, xác nhận tính phân biệt được đảm bảo.

Bảng 4

Tiêu Chí Fornell-Larcker

Thang đo	ITUAIT	PE	PI	PR	PT	PU
ITUAIT	0.861	-	-	-	-	-
PE	0.694	0.781	-	-	-	-
PI	0.659	0.750	0.837	-	-	-
PR	-0.657	-0.660	-0.688	0.744	-	-
PT	0.484	0.514	0.703	-0.483	0.889	
PU	0.755	0.765	0.718	-0.653	0.485	0.834

Ghi chú. ITUAIT: Ý định sử dụng, PE: Nhận thức dễ sử dụng, PI: Nhận thức sự thông minh, PR: Nhận thức rủi ro, PT: Nhận thức sự tin cậy, PU: Nhận thức tính hữu ích. Kết quả xử lý từ dữ liệu điều tra

4.2. Kiểm định mô hình cấu trúc

Kiểm tra đa cộng tuyến trước khi kiểm định giả thuyết, hiện tượng đa cộng tuyến giữa các biến độc lập được kiểm tra thông qua hệ số VIF. Kết quả tại Bảng 5 cho thấy tất cả các giá trị VIF đều nằm trong khoảng từ 1.305 đến 3.017, thấp hơn ngưỡng khuyến nghị 3.3 (Hair & ctg., 2019). Do đó, không có vấn đề đa cộng tuyến nghiêm trọng trong mô hình cấu trúc, đảm bảo độ tin cậy cho các kết quả hồi quy.

Bảng 5

Chỉ Tiêu Đánh Giá Mô Hình Cấu Trúc

Khái niệm	VIF	R^2	Q^2predict
Ý định sử dụng	-	0.468	0.344 - 0.398
Nhận thức tính dễ sử dụng	3.017	-	-
Nhận thức sự thông minh	3.583	-	-
Nhận thức rủi ro	3.305	3.541	0.240 - 0.385
Nhận thức sự tin cậy	3.305	3.496	0.296 - 0.439
Nhận thức tính hữu ích	3.719	-	-

Ghi chú. VIF: Hệ số phóng đại phương saI, R^2: Hệ số xác định, Q^2predict: Khả năng dự báo ngoài mẫu. Kết quả xử lý từ dữ liệu điều tra

Trong PLS-SEM, giá trị R^2 biểu thị mức độ được giải thích của một cấu trúc, theo thứ tự từ 0.25 (thấp); 0,50 (trung bình); và 0.75 (cao) (Hair & ctg., 2019). Bên cạnh đó, khả năng dự báo ngoài mẫu được đánh giá thông qua chỉ số Q^2 predict từ quy trình PLS predict. Tất cả các chỉ báo của biến phụ thuộc đều có giá trị Q^2 predict > 0 (dao động từ 0.240 đến 0.439), khẳng định mô hình có khả năng dự báo tốt (Shmueli & ctg., 2019).

Bảng 6

Đánh Giá Mối Quan Hệ

Giả thuyết	Mối quan hệ	β	T	P	Kết luận
H1	PT → ITUAIT	0.217	4.432	0.000	Chấp nhận
H2	PR → ITUAIT	-0.553	10.600	0.000	Chấp nhận
H3	PE → PT	-0.015	0.181	0.856	Bác bỏ
H4	PE → PR	-0.210	0.735	0.006	Chấp nhận
H5	PU → PT	-0.035	0.534	0.594	Bác bỏ
H6	PU → PR	-0.230	0.159	0.002	Chấp nhận
H7	PI → PT	0.740	0.373	0.000	Chấp nhận
H8	PI → PR	-0.365	0.841	0.000	Chấp nhận

Ghi chú. ITUAIT: Ý định sử dụng, PE: Nhận thức dễ sử dụng, PI: Nhận thức sự thông minh, PR: Nhận thức rủi ro, PT: Nhận thức sự tin cậy, PU: Nhận thức tính hữu ích. Kết quả xử lý từ dữ liệu điều tra

Dữ liệu phân tích ngụ ý phần lớn các mối quan hệ giả thuyết đều có ý nghĩa thống kê, biểu thị qua giá trị p đều thấp hơn 0.05. Các hệ số β mang dấu âm trong mối quan hệ giữa các biến tiền đề (PE, PU, PI) và PR cho thấy xu hướng tác động tích cực trong việc giảm thiểu lo ngại của sinh viên. Đồng thời, hệ số dương mạnh giữa PI và PT, cũng như giữa PT và ITUAIT, phản ánh sự ảnh hưởng thuận chiều mạnh mẽ. Tuy nhiên, vẫn tồn tại hai mối quan hệ không đạt ngưỡng ý nghĩa khi giá trị p lớn hơn 0.05, đó là không thể chấp nhận giả thuyết về tác động

của PE và PU đối với PI.

5. Thảo luận

Kết quả nghiên cứu thực nghiệm đã làm sáng tỏ cơ chế tâm lý đằng sau hành vi sử dụng AI của sinh viên, trong đó Nhận thức rủi ro và Nhận thức tin tưởng đóng vai trò then chốt. Dữ liệu khẳng định Nhận thức rủi ro là rào cản lớn nhất đối với ý định sử dụng với hệ số tác động tiêu cực mạnh (β = -0.553). Sinh viên thường lo ngại về sự phụ thuộc hoặc sai lệch thông tin, ngụ ý rằng dù công nghệ hiện đại đến đâu, nếu thiếu cảm giác an toàn về mặt học thuật, sự chấp nhận sẽ bị kìm hãm (Maheshwari, 2024). Ngược lại, Nhận thức tin tưởng thúc đẩy tích cực ý định sử dụng (β = 0.217), niềm tin là điều kiện tiên quyết trong môi trường giáo dục (Amir & ctg., 2025).

Điểm đột phá của nghiên cứu là việc xác định vai trò vượt trội của Nhận thức sự thông minh so với các yếu tố TAM truyền thống (PE, PU) trong việc xây dựng lòng tin. Chỉ có Nhận thức thông minh tác động mạnh đến PT (β = 0.740), trong khi Nhận thức dễ sử dụng và Nhận thức tính hữu ích không có ý nghĩa thống kê. Cho thấy sinh viên phân biệt rạch ròi giữa tính "hữu dụng" và "đáng tin" (Chen & ctg., 2025). Một công cụ giúp hoàn thành bài nhanh (Nhận thức tính hữu dụng) nhưng thiếu khả năng xử lý ngữ cảnh sâu sắc (Nhận thức tính thông minh) sẽ không tạo được niềm tin tuyệt đối. Đây là lý do các giả thuyết về quan hệ giữa tính dễ sử dụng, tính hữu ích và Nhận thức tin tưởng bị bác bỏ.

Tuy nhiên, Nhận thức dễ sử dụng và Nhận thức tính hữu dụng đóng vai trò quan trọng theo một cách khác: giảm thiểu rủi ro. Cả ba yếu tố tiền đề (PE, PU, PI) đều tác động tiêu cực đến Nhận thức rủi ro, nghĩa là công cụ càng dễ dùng và hữu ích, sinh viên càng cảm thấy ít rủi ro hơn. Kết quả này củng cố phát hiện của Pham và cộng sự (2025) về động lực sử dụng AI. Tóm lại, nghiên cứu khẳng định mối liên hệ chặt chẽ giữa việc kiểm soát rủi ro và xây dựng niềm tin thông qua năng lực thông minh của hệ thống, từ đó thúc đẩy ý định sử dụng và nâng cao năng suất học thuật (Segbenya & ctg., 2024).

6. Kết luận

6.1. Đóng góp của nghiên cứu

Nghiên cứu này đã đóng góp quan trọng vào hệ thống lý luận về hành vi người dùng trong bối cảnh giáo dục số bằng cách chứng minh tính ưu việt của khung lý thuyết CAB so với các mô hình chấp nhận công nghệ truyền thống. Trong khi các nghiên cứu trước đây thường dựa vào TAM hay UTAUT để giải thích mối quan hệ tuyến tính giữa tính hữu ích và ý định sử dụng thì nghiên cứu này đã làm sáng tỏ cơ chế tâm lý trung gian nơi các đánh giá nhận thức về năng lực thông minh và chất lượng nội dung của AI được chuyển hóa thành các phản ứng cảm xúc như sự tin tưởng hoặc lo âu trước khi dẫn đến hành vi thực tế (Chen & Girish, 2023). Các kết quả phân tích nghiên cứu trên đã chỉ ra rằng nhận thức về các đặc điểm kỹ thuật của AI như khả năng cá nhân hóa và tạo sinh nội dung không tác động trực tiếp ngay lập tức đến hành vi mà phải thông qua sự điều tiết của niềm tin và nhận thức rủi ro (Li & ctg., 2025a; Nguyen, 2025). Hơn nữa nghiên cứu đã cung cấp bằng chứng thực nghiệm trong bối cảnh cụ thể của Việt Nam để bổ sung vào sự thiếu hụt các nghiên cứu định lượng về tác động của AI đối với năng suất học thuật tại các quốc gia đang phát triển nơi mà chuyển đổi số đang được xem là động lực then chốt cho đổi mới giáo dục (Nguyen & Nguyen, 2024; Segbenya & ctg., 2024).

6.2. Hàm ý quản trị

Dựa trên các phát hiện thực nghiệm thì nghiên cứu đề xuất các hàm ý quản trị thiết thực nhằm tối ưu hóa việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các cơ sở giáo dục đại học. Các nhà quản lý giáo dục và hoạch định chính sách cần ưu tiên xây dựng một hệ sinh thái hỗ trợ toàn diện bao gồm việc ban hành các hướng dẫn minh bạch về liêm chính học thuật để giảm thiểu Nhận

thức rủi ro và lo âu của sinh viên liên quan đến đạo văn hay bảo mật dữ liệu (Al-Okaily, 2024; Balaskas & ctg., 2025). Việc thiết kế các chương trình đào tạo không nên chỉ dừng lại ở kỹ năng kỹ thuật mà cần tập trung nâng cao nhận thức đạo đức và năng lực đánh giá thông tin để sinh viên có thể tin tưởng và làm chủ công nghệ một cách có trách nhiệm (Abuadas & Albikawi, 2026; Maheshwari, 2024). Đối với đội ngũ giảng viên thì cần khuyến khích việc tích hợp các công cụ AI vào chiến lược giảng dạy như một phương tiện hỗ trợ giảm tải nhận thức và thúc đẩy siêu nhận thức chia sẻ để giúp sinh viên chuyển dịch từ việc thụ động tiếp nhận kiến thức sang chủ động kiến tạo nội dung và tư duy phản biện (Iqbal & ctg., 2025). Ngoài ra, các nhà phát triển công nghệ cần chú trọng cải thiện tính dễ sử dụng và năng lực thông minh của hệ thống để gia tăng trải nghiệm tích cực bởi đây là những yếu tố tiền đề quan trọng giúp củng cố niềm tin và thúc đẩy ý định sử dụng bền vững của người học (Almogren, 2025; Jeilani & Abubakar, 2025).

6.3. Hạn chế

Mặc dù đã đạt được những kết quả đáng ghi nhận, nhưng nghiên cứu này vẫn tồn tại một số hạn chế cần được khắc phục trong các hướng đi tương lai. Phạm vi mẫu khảo sát tập trung chủ yếu vào sinh viên tại khu vực Thành phố Hồ Chí Minh có thể làm hạn chế khả năng khái quát hóa kết quả cho toàn bộ hệ thống giáo dục đại học với sự đa dạng về vùng miền và chuyên ngành đào tạo (Li & ctg., 2025a). Phương pháp thu thập dữ liệu dựa trên tự báo cáo của sinh viên có thể tiềm ẩn sai lệch do tính chủ quan hoặc mong muốn trả lời theo xu hướng xã hội và chưa phản ánh hoàn toàn chính xác hành vi sử dụng thực tế trong các bối cảnh học tập cụ thể (Segbenya & ctg., 2024). Bên cạnh đó, thiết kế nghiên cứu cắt ngang chỉ cho phép đánh giá mối quan hệ giữa các biến số tại một thời điểm nhất định mà chưa thể theo dõi sự thay đổi trong nhận thức và hành vi của sinh viên theo thời gian khi công nghệ AI ngày càng phát triển và trở nên phổ biến hơn (Cerović & ctg., 2024). Các nghiên cứu tiếp theo nên cân nhắc sử dụng phương pháp nghiên cứu dọc hoặc kết hợp dữ liệu định lượng với định tính để có cái nhìn sâu sắc hơn về tác động dài hạn của trí tuệ nhân tạo đối với hiệu quả học tập và sự phát triển kỹ năng của sinh viên (Aluko & ctg., 2026).

ĐÓNG GÓP KHOA HỌC

Bài báo xác định rõ khoảng trống nghiên cứu; bài báo mở rộng hoặc bổ sung lý thuyết hiện có; bài báo đề xuất mô hình lý thuyết hoặc mô hình phân tích mới; bài báo có ý nghĩa thống kê và thực tiễn rõ ràng; bài báo đưa ra hàm ý chính sách, quản trị hoặc công nghệ; bài báo gợi mở các hướng nghiên cứu tiếp theo.

ĐÓNG GÓP TÁC GIẢ

CRediT: **Hồ Bảo Toàn**: Xây dựng ý tưởng, Thẩm định, Điều tra/Thí nghiệm, Tài nguyên, Quản lý dữ liệu, Viết bản thảo ban đầu; **Nguyễn Ngọc Vân Nghi**: Xây dựng ý tưởng, Phương pháp, Điều tra/Thí nghiệm, Tài nguyên, Viết bản thảo ban đầu, Trực quan hóa; **Phạm Minh**: Xây dựng ý tưởng, Phần mềm, Thẩm định, Phân tích, Quản lý dữ liệu, Hiệu đính, Giám sát, Quản lý dự án.

LỜI CẢM ƠN

Các tác giả xin chân thành cảm ơn các cá nhân/tổ chức đã hỗ trợ, đóng góp ý kiến và đồng hành trong quá trình thực hiện nghiên cứu. Mọi sai sót, nếu có, hoàn toàn thuộc về trách nhiệm của các tác giả.

TÀI TRỢ

Nghiên cứu này không nhận tài trợ từ bất kỳ nguồn bên ngoài nào.

TUYÊN BỐ KHÔNG CÓ XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Các tác giả tuyên bố rằng họ không có bất kỳ xung đột lợi ích tài chính hoặc mối quan hệ cá nhân nào có thể ảnh hưởng đến nội dung và kết quả được trình bày trong bài báo này.

Tài liệu tham khảo

Abdelazim, A., Al Breiki, M., & Khlaif, Z. N. (2025). AI in education: The mediating role of perceived trust in adoption decisions of school leaders. *Education and Information Technologies, 30*(15), 20943-20975.

Abuadas, M., & Albikawi, Z. (2026). AI ethical awareness and academic integrity in higher education: Development and validation of a new scale. *Ethics & Behavior*, *36*(2), 125-142.

Aldraiweesh, A. A., & Alturki, U. (2025). The influence of social support theory on AI acceptance: Examining educational support and perceived usefulness using SEM analysis. *IEEE Access, 13*, 18366-18385.

Almogren, A. S. (2025). Creating a novel approach to examine how King Saud University's Arts College students utilize AI programs. *IEEE Access, 13*, 63895-63917

Almogren, A. S., Al-Rahmi, W. M., & Dahri, N. A. (2024). Exploring factors influencing the acceptance of ChatGPT in higher education: A smart education perspective. *Heliyon*, *10*(11), e31887.

Al-Okaily, M. (2024). Implementation of generative AI tools in accounting education context. *Journal of Applied Research in Higher Education.* Advance online publication. . https://doi.org/10.1108/JARHE-08-2024-0422

Alshammari, S. H., & Babu, E. (2025). The mediating role of satisfaction in the relationship between perceived usefulness, perceived ease of use and students' behavioural intention to use ChatGPT. *Scientific Reports, 15*(1), Article 7169.

Alshamy, A., Al-Harthi, A. S. A., & Abdullah, S. (2025). Perceptions of generative AI tools in higher education: Insights from students and academics at Sultan Qaboos University. *Education Sciences, 15*(4), Article 501.

Aluko, H. A., Aluko, A., Offiah, G. A., Ogunjimi, F., Aluko, A. O., Alalade, F. M., Ukeje, I. O., & Nwani, C. H. (2026). Exploring the effectiveness of AI-generated learning materials in facilitating active learning strategies and knowledge retention in higher education. *International Journal of Organizational Analysis, 34*(4), 1243-1267.

Amir, S., Luk, S. C. Y., Saha, S., Tsyrulneva, I., & Teo, M. T. L. (2025). Measuring social trust in AI: How institutions shape the usage intention of AI-based technologies. *Human Behavior and Emerging Technologies, 2025*, Article 4084384.

Atadika, D., Anim, A. N., & Segbenya, M. (2024). Antecedents of artificial intelligence and learners demographic characteristics in higher education: Implication for human resource managers. *Current Psychology, 43*(40), 31542-31558.

Baca, G., & Zhushi, G. (2025). Assessing attitudes and impact of AI integration in higher education. *Higher Education, Skills and Work-Based Learning, 15*(2), 369-383.

Balaskas, S., Tsiantos, V., Chatzifotiou, S., & Rigou, M. (2025). Determinants of ChatGPT

adoption intention in higher education: Expanding on TAM with the mediating roles of trust and risk. *Information, 16*(2), Article 82.

Cerović, L., Malnar, A., & Sinčić, D. (2024). Energy literacy of economics students in Rijeka: Knowledge, attitudes, and behavioral approach. *Energies, 17*(8), Article 1840.

Chen, C.-F., & Girish, V. G. (2023). Investigating the use experience of restaurant service robots: The cognitive–affective–behavioral framework. *International Journal of Hospitality Management, 111*, Article 103482.

Chen, X., Jiang, L., Zhou, Z., & Li, D. (2025). Impact of perceived ease of use and perceived usefulness of humanoid robots on students' intention to use. *Acta Psychologica, 258*, Article 105217.

Choi, S., Jang, Y., & Kim, H. (2022). Influence of pedagogical beliefs and perceived trust on teachers' acceptance of educational artificial intelligence tools. *International Journal of Human–Computer Interaction, 39*(4), 910-922.

Chiu, M.-L. (2025). Exploring user awareness and perceived usefulness of generative AI in higher education: The moderating role of trust. *Education and Information Technologies, 30*(15), 21317–21351.

Córdova, P., Grájeda, A., Córdova, J. P., Vargas-Sánchez, A., Burgos, J., & Sanjinés, A. (2024). Leveraging AI tools in finance education: Exploring student perceptions, emotional reactions and educator experiences. *Cogent Education*, *11*(1), Article 2431885.

Iqbal, J., Hashmi, Z. F., Asghar, M. Z., & Abid, M. N. (2025). Generative AI tool use enhances academic achievement in sustainable education through shared metacognition and cognitive offloading among preservice teachers. *Scientific Reports, 15*(1), Article 16610.

Gökçearslan, Ş., Esiyok, E., & Kucukergin, K. G. (2025). Understanding the intention to use artificial intelligence chatbots in education: The role of individual innovativeness and AI trust among university students. *Journal of Computational Social Science*, *8*(3), Article 71. https://doi.org/10.1007/s42001-025-00387-7

Hair, J. 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.

Jeilani, A., & Abubakar, S. (2025). Perceived institutional support and its effects on student perceptions of AI learning in higher education: The role of mediating perceived learning outcomes and moderating technology self-efficacy. *Frontiers in Education, 10*, Article 1548900.

Kim, J., Klopfer, M., Grohs, J. R., Eldardiry, H., Weichert, J., Cox II, L. A., & Pike, D. (2025). Examining faculty and student perceptions of generative AI in university courses. *Innovative Higher Education, 50*(4), 1281-1313.

Köhler, C., & Hartig, J. (2024). ChatGPT in higher education: Measurement instruments to assess student knowledge, usage, and attitude. *Contemporary Educational Technology*, *16*(4), Article ep528.

Li, K. C., Chong, G. H. L., Wong, B. T. M., & Wu, M. M. F. (2025a). A TAM-based analysis of Hong Kong undergraduate students' attitudes toward generative AI in higher education and employment. *Education Sciences*, *15*(7), Article 798.

Li, W. (2025). A study on factors influencing designers' behavioral intention in using AI-

generated content for assisted design: Perceived anxiety, perceived risk, and UTAUT. *International Journal of Human-Computer Interaction*, *41*(2), 1064-1077.

Li, Y., Wang, C., & Murat, S. (2025b). How AI brand endorsers influence Generation MZ's consumer behavior in Metaverse marketing scenarios. *Sustainability*, *17*(4), Article 1378.

Liu, Y., & Li, H. (2025). Metaverse-enhanced ideological and political education: A case of emergency management course in adult higher education. *Sustainability*, *17*, Article 1472.

Low, M. P., Wut, T. M., & Pok, W. F. (2025). Artificial intelligence facilitators in higher education institutions: A student-centric exploration with comparative analysis in Asian countries. *Education and Information Technologies*, *30*(10), 18485-18511.

Maheshwari, G. (2024). Factors influencing students' intention to adopt and use ChatGPT in higher education: A study in the Vietnamese context. *Education and Information Technologies*, *29*(10), 12167-12195.

Nguyen, D. K., & Nguyen, Q. H. (2024). Phát triển ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong giáo dục đại học tại Việt Nam: Cơ hội, thách thức và giải pháp [Developing artificial intelligence (AI) applications in higher education in Vietnam: Opportunities, challenges, and solutions]. *Tạp chí Thiết bị giáo dục*, (316), 1-5.

Nguyen, N. T. (2025). Ảnh hưởng của các đặc điểm trí tuệ nhân tạo (AI) đối với nhận thức hiệu quả học tập của sinh viên đại học [The impact of artificial intelligence (AI) characteristics on university students' perceived learning effectiveness]. *Tạp chí Khoa học Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh*, *20*(1), 474-489.

Pham, L., Klaus, T., & Bateh, J. (2025). Key factors influencing intention to use ChatGPT: An empirical study of U.S. students. *Acta Psychologica*, *260*, Article 105516.

Salih, L., Tarhini, A., & Acikgoz, F. (2025). AI-enabled service continuance: Roles of trust and privacy risk. *Journal of Computer Information Systems*, 1-16.

Schei, O. M., Møgelvang, A., & Ludvigsen, K. (2024). Perceptions and use of AI chatbots among students in higher education: A scoping review of empirical studies. *Education Sciences*, *14*(8), Article 922

Segbenya, M., Senyametor, F., Aheto, S. P. K., Agormedah, E. K., Nkrumah, K., & Kaedebi-Donkor, R. (2024). Modelling the influence of antecedents of artificial intelligence on academic productivity in higher education: A mixed method approach. *Cogent Education*, *11*(1), Article 2387943.

Shmueli, G., Ray, S., Velasquez, O. L., & Chatterjee, S. (2019). The power of PLS path modeling for generalization in prediction and causality prediction. *The American Statistician*, *73*(sup1), 69-81.

Singh, S., & Paiva, J. (2025). The role of AI characteristics and their influence on higher education students' continuance intention to use GenAI tools. *Information Discovery and Delivery*. Advance online publication. https://doi.org/10.1108/IDD-03-2025-0060

Saoula, O., Shamim, A., Suki, N. M., Ahmad, M. J., Abid, M. F., Patwary, A. K., & Abbasi, A. Z. (2023). Building e-trust and e-retention in online shopping: The role of website design, reliability and perceived ease of use. *Spanish Journal of Marketing*, *27*(2), 178-201.

Syed, A. Z., Memon, Z. H., Khan, K., Hameed, I., & Nadeem, M. (2025). Examining the behavioral determinants of AI adoption in higher education: A focus on perceptional

factors and demographic differences. *On the Horizon: The International Journal of Learning Futures, 33*(2)*,* 245-264.

Vuković, M., & Pivac, S. (2024). The impact of behavioral factors on investment decisions and investment performance in the Croatian stock market. *Managerial Finance*, *50*(2), 349-366.

Vázquez-Parra, J. C., Henao-Rodríguez, C., Lis-Gutiérrez, J. P., Palomino-Gámez, S., & Suárez-Brito, P. (2024). Perception of AI tool adoption and training: Initial validation using GSEM method. *Applied Computing and Informatics.* Advance online publication. https://doi.org/10.1108/ACI-09-2024-0370

Wang, J. (2025). Students' continuance intention to use generative AI in higher education: Integrating the technology acceptance model and information success model. In *Proceedings of the 2025 3rd International Conference on Educational Knowledge and Informatization (EKI 2025)* (pp. 115-124). Association for Computing Machinery.

Yakubu, M. N., David, N., & Abubakar, N. H. (2025). Students' behavioural intention to use content generative AI for learning and research: A UTAUT theoretical perspective. *Education and Information Technologies*, *30*(11), 17969-17994.

Yusoff, S. M., Marzaini, A. F. M., Hao, L., Zainuddin, Z., & Basal, M. H. (2025). Understanding the role of AI in Malaysian higher education curricula: An analysis of student perceptions. *Discover Computing*, *28*(1), Article 62.

Zhang, C., Hu, M., Wu, W., Kamran, F., & Wang, X. (2024). Unpacking perceived risks and AI trust influences pre-service teachers' AI acceptance: A structural equation modeling-based multi-group analysis. *Education and Information Technologies*, *30*(2), 2645-2672.

© 2027 The Author(s). Published by Tạp chí Khoa học Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh - Khoa học Xã hội. This article is licensed under CC BY-NC 4.0.