TẠP CHÍ KHOA HỌC TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM HÀ NỘI
Khoa học Giáo dục 2026, Tập 71, Số 7, tr. 13-21
ISSN 2354-1075; https://hnuejs.edu.vn/es
DOI: 10.18173/2354-1075.2026-0097

MỨC ĐỘ SẴN SÀNG ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG HỌC TẬP CỦA HỌC VIÊN SAU ĐẠI HỌC NGÀNH KHOA HỌC SỨC KHỎE TẠI ĐẠI HỌC TRÀ VINH

Trần Thị Bích Hạnh[*1] và Nguyễn Như An[2]
[1]*Đại học Trà Vinh, Trà Vinh, Việt Nam*
[2]*Trường Đại học Sư phạm Hà Nội, Hà Nội, Việt Nam*
[*]Tác giả liên hệ: Trần Thị Bích Hạnh, e-mail: bichhanhtv2001@tvu.edu.vn
Ngày nhận bài: 04/6/2026. Ngày sửa bài: 25/6/2026. Ngày nhận đăng: 8/8/2026.

Tóm tắt. Nghiên cứu nhằm đánh giá mức độ sẵn sàng ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong học tập của học viên sau đại học nhóm ngành khoa học sức khỏe tại Đại học Trà Vinh. Trên cơ sở kết hợp mô hình Chỉ số sẵn sàng công nghệ (TRI) và mô hình Chấp nhận công nghệ (TAM), nghiên cứu sử dụng phương pháp định lượng, khảo sát 126 học viên và xử lí dữ liệu bằng phần mềm SPSS thông qua thống kê mô tả, kiểm định độ tin cậy và phân tích nhân tố khám phá. Kết quả cho thấy phần lớn học viên có thái độ tích cực và mong muốn ứng dụng AI vào quá trình học tập, với sáu nhân tố được trích xuất giải thích 77,754% tổng phương sai. Đáng chú ý, bên cạnh các nhân tố tích cực như lạc quan, đổi mới, tính hữu ích và tính dễ sử dụng, nhân tố "Cản trở công nghệ" vẫn chiếm tỉ trọng cao nhất (38,287%). Khác với các nghiên cứu trước thường áp dụng riêng lẻ TRI hoặc TAM, nghiên cứu này tích hợp đồng thời hai mô hình trên đối tượng học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe và đề xuất một số kiến nghị nhằm thúc đẩy năng lực số, ứng dụng AI hiệu quả trong đào tạo sau đại học.
***Từ khóa*:** trí tuệ nhân tạo, học viên sau đại học, khoa học sức khỏe, học tập thông minh, mức độ sẵn sàng công nghệ.

READINESS FOR APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LEARNING AMONG POSTGRADUATE STUDENTS IN HEALTH SCIENCES AT TRA VINH UNIVERSITY

Tran Thi Bich Hanh[*1] and Nguyen Nhu An[2]
[1]*Tra Vinh University, Tra Vinh, Vietnam*
[2]*Hanoi National University of Education, Hanoi, Vietnam*
[*]Corresponding author: Tran Thi Bich Hanh, e-mail: bichhanhtv2001@tvu.edu.vn
Received June 4, 2026. Revised June 25, 2026. Accepted August 8, 2026.

Abstract. This study assesses the readiness of postgraduate students in the health sciences at Tra Vinh University to apply artificial intelligence in learning. Combining the Technology Readiness Index (TRI) and the Technology Acceptance Model (TAM), it employs a quantitative survey of 126 students, with data processed in SPSS through descriptive statistics, reliability testing and exploratory factor analysis. The findings indicate that most students hold positive attitudes and are willing to integrate artificial intelligence into their learning, with six extracted factors explaining 77.754% of the total variance. Notably, alongside positive factors such as optimism, innovativeness, perceived usefulness and perceived ease of use, the factor of technological barriers still accounts for the largest share (38.287%). Unlike previous studies that often applied TRI or TAM separately, this study integrates both models for postgraduate students in the health sciences and proposes recommendations to strengthen digital competencies and promote the effective application of artificial intelligence in postgraduate education.
Keywords: artificial intelligence, postgraduate students, health sciences, smart learning, technology readiness.

1. Mở đầu

Trí tuệ nhân tạo (AI) đang tạo ra những thay đổi căn bản trong giáo dục, đặc biệt trong khối ngành khoa học sức khỏe - lĩnh vực đòi hỏi cao về tính chính xác, năng lực phân tích dữ liệu và cá nhân hóa quá trình học tập. Các công cụ AI như ChatGPT, NotebookLM, Gemini, DeepSeek, phần mềm chẩn đoán hình ảnh, mô phỏng lâm sàng hay hệ thống quản lí học tập thông minh (Learning Management System - LMS) đang được ứng dụng rộng rãi tại nhiều cơ sở đào tạo y khoa danh tiếng trên thế giới (Jiang et al., 2023; Meo et al., 2025). Trong bối cảnh chuyển đổi số toàn diện của giáo dục đại học Việt Nam, việc khai thác AI để nâng cao chất lượng đào tạo và nghiên cứu trở thành yêu cầu cấp thiết, nhất là với đào tạo sau đại học - nơi người học vừa là chủ thể nghiên cứu, vừa là lực lượng trực tiếp ứng dụng tri thức vào thực tiễn nghề nghiệp.

Ở Việt Nam, một số nghiên cứu gần đây đã bàn về khung năng lực và hệ sinh thái giáo dục số (Nam và cộng sự, 2024; Cường, 2025), cũng như cơ hội và thách thức khi ứng dụng AI trong giáo dục đại học (Khoa và Hưng, 2025). Tuy nhiên, các nghiên cứu kết hợp đồng thời chỉ số sẵn sàng công nghệ (Technology Readiness Index - TRI) và mô hình chấp nhận công nghệ (Technology Acceptance Model - TAM) để đo lường mức độ sẵn sàng ứng dụng AI trên đối tượng học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe còn rất hạn chế, đặc biệt trong bối cảnh các cơ sở giáo dục đại học trẻ đang nỗ lực đẩy mạnh chuyển đổi số. Đại học Trà Vinh là một trường hợp điển hình: trường đại học trẻ ở khu vực Đồng bằng sông Cửu Long, nhà trường quan tâm và đẩy mạnh chuyển đổi số, ba năm liên tiếp được vinh danh tại Giải thưởng Chuyển đổi số Việt Nam (Vietnam Digital Awards) (Nam, 2024). Đây chính là khoảng trống mà nghiên cứu này hướng đến.

Trên cơ sở đó, nghiên cứu nhằm đánh giá mức độ sẵn sàng ứng dụng AI trong học tập của học viên sau đại học nhóm ngành khoa học sức khỏe tại Đại học Trà Vinh, thông qua việc trả lời ba câu hỏi: Học viên nhận thức và sử dụng AI trong học tập ở mức độ nào?; Cấu trúc các nhân tố tâm lí - nhận thức chi phối mức độ sẵn sàng ứng dụng AI gồm những thành phần nào?; Cần những giải pháp gì để thúc đẩy ứng dụng AI hiệu quả trong đào tạo sau đại học? Điểm mới của nghiên cứu là lần đầu tích hợp đồng thời TRI và TAM trên đối tượng học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe, cung cấp một cái nhìn đa chiều về khía cạnh tâm lí, nhận thức và hành vi của người học, qua đó đóng góp cơ sở thực nghiệm cho việc thiết kế chính sách và chương trình đào tạo sau đại học thích ứng với chuyển đổi số.

2. Cơ sở lí thuyết

Theo Meisels sự sẵn sàng là một quá trình phát triển diễn ra theo thời gian và luôn gắn với bối cảnh cụ thể, không thể được xác định ngay lập tức hay đo lường thông qua những đánh giá ngắn hạn, đơn lẻ, mà còn bao hàm sự hình thành dần dần về nhận thức, thái độ, niềm tin và khả năng thích ứng (Meisels, 1999). Trong nghiên cứu này, khái niệm "sẵn sàng" được tiếp cận theo nghĩa hẹp, gần với "sẵn sàng tâm lý – nhận thức", tương đồng với khuynh hướng chấp nhận công nghệ. Cách tiếp cận này phù hợp với mục tiêu khảo sát ban đầu về thái độ và ý định ứng dụng AI của học viên.

Các nghiên cứu về mức độ sẵn sàng và hành vi chấp nhận công nghệ trong giáo dục có thể được khái quát theo hai hướng tiếp cận chính. Hướng thứ nhất tiếp cận từ khuynh hướng tâm lí của cá nhân đối với công nghệ, tiêu biểu là mô hình Chỉ số sẵn sàng công nghệ (Technology Readiness Index - TRI) của Parasuraman (2000, tr. 311) với bốn thành tố: Lạc quan, Đổi mới (hai động lực thúc đẩy) cùng Bất an và Không thoải mái (hai lực cản tâm lí). Hướng thứ hai tiếp cận từ nhận thức và ý định sử dụng, tiêu biểu là mô hình Chấp nhận công nghệ (Technology Acceptance Model - TAM) của Davis (1989, tr. 320) với hai yếu tố then chốt là Nhận thức tính hữu ích (Perceived Usefulness - PU) và Nhận thức tính dễ sử dụng (Perceived Ease of Use -

PEOU); mô hình này tiếp tục được mở rộng, kiểm chứng qua nhiều nghiên cứu thực nghiệm (Venkatesh & Davis, 2000, tr. 187).

Học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe là nhóm người học trưởng thành, vừa học vừa hành nghề tại các cơ sở y tế; việc học mang tính tự định hướng cao và gắn chặt với kinh nghiệm lâm sàng, nhu cầu giải quyết vấn đề thực tiễn. Lĩnh vực khoa học sức khỏe yêu cầu độ chính xác cao, năng lực xử lí dữ liệu lớn và ra quyết định trong điều kiện rủi ro, việc ứng dụng AI vừa mở ra tiềm năng lớn vừa đặt ra yêu cầu thận trọng về tính tin cậy và trách nhiệm chuyên môn. Đặc thù "người học trưởng thành - bối cảnh rủi ro cao - dữ liệu chuyên sâu" là lí do nghiên cứu lựa chọn khung lí thuyết kết hợp TRI và TAM: TRI nắm bắt khuynh hướng tâm lí bền vững đối với công nghệ, còn TAM phản ánh đánh giá nhận thức mang tính ngữ cảnh khi sử dụng công nghệ trong học tập.

Sáu thành tố lí thuyết của hai mô hình: lạc quan (OPT), đổi mới (INNO), bất an (INS), không thoải mái (DIS), nhận thức tính hữu ích (PU) và nhận thức tính dễ sử dụng (PEOU) là các cấu phần được thao tác hóa thành các biến quan sát trong bảng hỏi. Việc xác định rõ các thành tố này từ khung lí thuyết là cơ sở để thiết kế công cụ đo lường và kiểm định cấu trúc nhân tố ở các phần sau.

3. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng phương pháp định lượng nhằm đo lường mức độ sẵn sàng ứng dụng AI trong học tập của học viên sau đại học. Thiết kế này được lựa chọn vì phù hợp với mục tiêu lượng hóa nhận thức, thái độ và hành vi trên một mẫu đủ lớn, đồng thời cho phép kiểm định độ tin cậy và cấu trúc của thang đo. Công cụ thu thập dữ liệu là bảng hỏi được xây dựng dựa trên mô hình TRI (Parasuraman, 2000) và TAM (Davis, 1989), gồm sáu nhóm biến: Lạc quan (Optimism - OPT), Đổi mới (Innovativeness - INNO), Bất an (Insecurity - INS), Không thoải mái (Discomfort - DIS), Nhận thức tính hữu ích (Perceived Usefulness - PU) và Nhận thức tính dễ sử dụng (Perceived Ease of Use - PEOU), sáu thành tố này được thiết kế nhằm phản ánh các khía cạnh khác nhau của khuynh hướng cá nhân đối với công nghệ, do đó không trùng lặp về nội hàm đo lường. Các thành tố thuộc TRI (OPT, INNO, INS, DIS) phản ánh đặc điểm tâm lý mang tính khuynh hướng, trong khi các thành tố của TAM (PU, PEOU) thể hiện đánh giá nhận thức mang tính ngữ cảnh đối với việc sử dụng công nghệ trong học tập. Khi triển khai trong cùng một bảng hỏi và trên cùng một mẫu khảo sát, có thể xuất hiện sự tương quan hoặc giao thoa giữa một số nhân tố, đặc biệt giữa OPT, INNO và PU. Sự giao thoa này chủ yếu phản ánh mối quan hệ lý thuyết giữa các cấu phần. Bộ câu hỏi gồm 33 biến quan sát, được đánh giá theo thang đo Likert 5 mức độ. Về cỡ mẫu, nghiên cứu phát ra 200 bảng hỏi, thu về 185 phiếu, trong đó 126 phiếu hợp lệ được sử dụng cho phân tích. Mặc dù cỡ mẫu thực tế chưa đạt ngưỡng 5:1, tuy nhiên kết quả kiểm định KMO đạt 0.881 (> 0.8), Bartlett có ý nghĩa thống kê ($\chi^2 = 4256.861$; df = 528; Sig. = 0.000 < 0.05), cho thấy các biến quan sát có tương quan với nhau. Do đó, dữ liệu hoàn toàn phù hợp để tiến hành phân tích nhân tố khám phá (EFA) nhằm xác định cấu trúc tiềm ẩn của các nhân tố ảnh hưởng đến mức độ sẵn sàng ứng dụng AI của học viên.

Đối tượng khảo sát là học viên cao học và nghiên cứu sinh khối ngành khoa học sức khỏe tại Đại học Trà Vinh thuộc nhóm người học trưởng thành, công tác trong ngành y tế, độ tuổi phổ biến từ 24 đến 45. Với đặc điểm này việc học gắn với kinh nghiệm nghề nghiệp và tính tự chủ cao, do đó bảng hỏi tập trung đo lường khuynh hướng tâm lí và nhận thức sử dụng công nghệ.

Về đạo đức nghiên cứu, việc tham gia khảo sát hoàn toàn tự nguyện, người tham gia được thông báo rõ mục đích nghiên cứu và đồng ý trước khi trả lời. Dữ liệu được thu thập ẩn danh, chỉ sử dụng cho mục đích nghiên cứu và được bảo mật.

4. Kết quả nghiên cứu và bàn luận

4.1. Đặc điểm mẫu khảo sát và độ tin cậy của thang đo

Nghiên cứu khảo sát 126 học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe (74,13% học viên cao học và 25,87% học viên chuyên khoa cấp I) tại Đại học Trà Vinh, trong đó nam chiếm 52% và nữ chiếm 48%; học viên năm thứ nhất chiếm 47,0% và năm thứ hai chiếm 53,0%. Mặc dù mẫu nghiên cứu bao gồm hai nhóm đối tượng có đặc điểm đào tạo khác nhau, tuy nhiên quy mô đào tạo của nhóm học viên chuyên khoa cấp I tương đối nhỏ (chỉ chiếm khoảng 1/4 quy mô của bậc cao học), dẫn đến hạn chế về độ tin cậy thống kê khi thực hiện các phân tích so sánh giữa hai nhóm. Do đó, nghiên cứu này không tiến hành kiểm định sự khác biệt giữa hai nhóm đối tượng. Thay vào đó, nghiên cứu tập trung phân tích tổng thể nhằm phản ánh xu hướng chung về nhận thức, tần suất sử dụng và mức độ sẵn sàng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong học tập của học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe, đồng thời tạo cơ sở định hướng cho các nghiên cứu tiếp theo với quy mô mẫu lớn và phân tầng hợp lý hơn.

Thang đo gồm 33 biến quan sát thuộc sáu thành tố (OPT, INNO, INS, DIS, PU, PEOU), được đánh giá theo thang Likert 5 mức độ. Kết quả kiểm định độ tin cậy cho thấy toàn thang đo đạt hệ số Cronbach's Alpha bằng 0,926 - mức rất cao theo ngưỡng đề xuất của Nunnally và Bernstein (1994, tr. 265). Hệ số Cronbach's Alpha của từng thành tố được trình bày ở Bảng 1.

Bảng 1. Độ tin cậy của các thành tố trong thang đo

Thành tố	Số biến	Cronbach's Alpha
Lạc quan (OPT)	6	0,895
Đổi mới (INNO)	5	0,880
Không thoải mái (DIS)	5	0,868
Bất an (INS)	5	0,853
Tính hữu ích (PU)	6	0,922
Tính dễ sử dụng (PEOU)	5	0,904
Sẵn sàng	1 (biến tổng hợp)	—
Toàn thang đo	33	0,926

Mức độ sẵn sàng được xây dựng như một biến tổng hợp nhằm phản ánh kết quả cuối cùng của quá trình tiếp nhận công nghệ, do đó không được đưa vào kiểm định Cronbach’s Alpha cũng như không được sử dụng trong phân tích nhân tố khám phá (EFA). Việc tách biệt biến này khỏi các biến quan sát thành phần giúp tránh hiện tượng chồng lấn cấu trúc và đảm bảo tính độc lập giữa biến kết quả và các biến giải thích. Do đó, trong các phân tích tiếp theo, biến Sẵn sàng chỉ được sử dụng như biến phụ thuộc hoặc biến tổng hợp để đánh giá mức độ sẵn sàng của người học, thay vì tham gia vào quá trình trích xuất nhân tố. Tất cả các thành tố đều có hệ số Cronbach's Alpha lớn hơn 0,8, đạt yêu cầu về độ nhất quán nội tại, tạo cơ sở tin cậy cho các phân tích tiếp theo.

4.2. Nhận thức của học viên về AI trong học tập

Bảng 2. Nhận thức của học viên về trí tuệ nhân tạo trong học tập

Mức độ hiểu biết về AI	Tỉ lệ học viên (%)	Nhận xét
Đang tìm hiểu sâu	31,4	Nhận thức tích cực, kì vọng cao
Đã nghe và hiểu khá rõ	58,7	Thấy rõ lợi ích thực tiễn
Đã nghe và hiểu cơ bản	8,3	Có nền tảng hiểu biết tổng quát

Mức độ hiểu biết về AI	Tỉ lệ học viên (%)	Nhận xét
Đã nghe nhưng chưa hiểu rõ	0,8	Nhận diện được công cụ ứng dụng
Chưa sử dụng/chưa từng nghe đến AI	0,8	Quan điểm thận trọng, hạn chế về điều kiện, phương tiện

Kết quả khảo sát cho thấy sự đa dạng trong mức độ hiểu biết và tiếp cận AI của học viên, được thể hiện ở Bảng 2.

Mức độ nhận thức về AI trong học tập của học viên ở mức tương đối cao. Trong đó, 58,7% học viên đã nghe và hiểu khá rõ về AI, phản ánh khả năng nhận diện các ứng dụng cụ thể của công nghệ này trong học tập và đời sống. Bên cạnh đó, 31,4% học viên đang trong quá trình tìm hiểu sâu, cho thấy xu hướng chủ động tiếp cận và kì vọng tích cực vào khả năng ứng dụng AI, đặc biệt trong bối cảnh giáo dục đang chuyển mạnh sang mô hình học tập kết hợp và cá nhân hóa. Có 8,3% học viên mới hiểu ở mức cơ bản; tỉ lệ "đã nghe nhưng chưa hiểu rõ" và "chưa từng nghe đến AI" chỉ chiếm 0,8% mỗi nhóm. Nhìn tổng thể, phần lớn học viên đã có nhận thức từ cơ bản đến nâng cao về AI - tiền đề quan trọng để Nhà trường triển khai các chương trình tăng cường năng lực số và lồng ghép công cụ AI vào quá trình dạy học, song vẫn cần quan tâm hỗ trợ một bộ phận nhỏ học viên còn hạn chế về điều kiện tiếp cận công nghệ.

4.3. Tần suất sử dụng AI trong học tập

Việc đo lường tần suất sử dụng các công cụ AI giúp đánh giá năng lực thực hành và mức độ sẵn sàng của học viên trong việc tích hợp AI vào quá trình học tập. Kết quả được trình bày ở Bảng 3.

Bảng 3. Tần suất sử dụng AI trong học tập

Tần suất sử dụng	Tỉ lệ học viên (%)	Nhận xét
Rất thường xuyên (gần như mỗi ngày)	22,0	Sử dụng AI như một công cụ học tập thiết yếu
Thường xuyên (1-3 lần/tuần)	42,0	Có thói quen sử dụng định kì, tích hợp tương đối ổn định
Thỉnh thoảng (1-3 lần/tháng)	29,0	Sử dụng mang tính thời điểm, chưa thành hành vi lặp lại
Hiếm khi (dưới 1 lần/tháng)	6,0	Sử dụng rất ít, tiếp cận hạn chế
Không bao giờ	1,0	Gần như không sử dụng hoặc chưa tiếp cận AI

Mức độ ứng dụng AI trong hoạt động học tập là tương đối phổ biến: 22,0% học viên sử dụng ở mức rất thường xuyên (gần như mỗi ngày) và 42,0% sử dụng từ một đến ba lần mỗi tuần, cho thấy nhóm này đã hình thành thói quen khai thác AI như một công cụ hỗ trợ học tập tương đối ổn định. Bên cạnh đó, 29,0% học viên chỉ sử dụng AI ở mức thỉnh thoảng và 6,0% hiếm khi sử dụng; tỉ lệ chưa từng sử dụng chỉ chiếm 1,0%. Kết quả này phản ánh xu hướng gia tăng ứng dụng AI trong học tập, đồng thời đặt ra yêu cầu thiết kế nội dung, công cụ và phương pháp giảng dạy phù hợp với các trình độ và mức độ sử dụng AI khác nhau của người học.

4.4. Phân tích nhân tố khám phá và mức độ sẵn sàng ứng dụng AI

Để xác định cấu trúc tiềm ẩn của các biến quan sát, nghiên cứu thực hiện phân tích nhân tố khám phá. Kết quả kiểm định tính phù hợp của dữ liệu được trình bày ở Bảng 4. Chỉ số KMO đạt 0,881 (KMO > 0,8 được xem là rất tốt theo Kaiser, 1974, tr. 32), cho thấy mức độ tương quan giữa các biến đủ lớn để tiến hành EFA. Kiểm định Bartlett có giá trị Chi-bình phương xấp xỉ

4256,861 với bậc tự do (df) = 528 và mức ý nghĩa p < 0,001, khẳng định ma trận tương quan khác biệt có ý nghĩa thống kê so với ma trận đơn vị; dữ liệu hoàn toàn phù hợp để phân tích nhân tố.

Bảng 4. Kết quả kiểm định KMO và Bartlett

Kiểm định KMO và Bartlett	Giá trị
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy	0,881
Bartlett's Test of Sphericity - Approx. Chi-Square	4256,861
Bartlett's Test of Sphericity - df	528
Bartlett's Test of Sphericity - Sig.	0,000

Kết quả phân tích thành phần chính (Principal Component Analysis - PCA) trích xuất được sáu nhân tố có giá trị eigenvalue lớn hơn 1, phù hợp với tiêu chí Kaiser (Kaiser, 1958), với tổng phương sai tích lũy đạt 77,754% - vượt ngưỡng tối thiểu 60% thường được khuyến nghị trong nghiên cứu khoa học xã hội (Hair, 2011, tr. 107; Ong & Puteh, 2017). Sau phép xoay Varimax, tỉ lệ phương sai được phân bố đồng đều hơn giữa các nhân tố, giúp cải thiện khả năng phân biệt và diễn giải. Kết quả tổng hợp được trình bày ở Bảng 5.

Bảng 5. Tổng hợp các nhân tố sau phân tích EFA

Thành phần	Eigenvalue	% phương sai	% tích lũy
Nhân tố 1 - Cản trở công nghệ (INS & DIS)	12,635	38,287%	38,287%
Nhân tố 2 - Lạc quan và đổi mới (OPT & INNO)	6,843	20,737%	59,025%
Nhân tố 3 - Tính hữu ích (PU)	2,193	6,644%	65,669%
Nhân tố 4 - Tính dễ sử dụng (PEOU)	1,763	5,342%	71,011%
Nhân tố 5 - Mức độ sẵn sàng chung (Readiness)	1,199	3,633%	74,644%
Nhân tố 6 - Kết hợp giữa đổi mới và cảm nhận	1,026	3,110%	77,754%

Nhân tố thứ 6 bị loại do không đảm bảo cả về giá trị hội tụ (eigenvalue sát ngưỡng 1,026), tỷ lệ phương sai giải thích thấp (3,110%) và xuất hiện hiện tượng tải chéo giữa các biến quan sát, không phù hợp với cấu trúc lý thuyết của mô hình TRI và TAM. Biến "Mức độ sẵn sàng chung (Readiness)" là biến tổng hợp được sử dụng như biến kết quả và không đưa vào phân tích EFA. Sau khi hiệu chỉnh, mô hình EFA ổn định với 4 nhân tố chính. Kết quả EFA sau hiệu chỉnh cho thấy tổng phương sai trích đạt 71,011%, vượt ngưỡng tối thiểu theo khuyến nghị của Hair et al. (2011), chứng tỏ khả năng giải thích tốt của mô hình. Cấu trúc nhân tố cụ thể bao gồm: (1) Cản trở công nghệ (gồm các biến thuộc INS và DIS) với eigenvalue 12,635, giải thích 38,287% phương sai; (2) Lạc quan và đổi mới (OPT và INNO) với eigenvalue 6,843, giải thích 20,737% phương sai; (3) Tính hữu ích (PU) với eigenvalue 2,193, giải thích 6,644% phương sai; và (4) Tính dễ sử dụng (PEOU) với eigenvalue 1,763, giải thích 5,342% phương sai. Kết quả này cho thấy cấu trúc thang đo phù hợp với nền tảng lý thuyết tích hợp TRI và TAM, trong đó các yếu tố thuộc TRI phản ánh khuynh hướng tâm lý của người học đối với công nghệ, trong khi các yếu tố thuộc TAM phản ánh đánh giá nhận thức về tính hữu ích và tính dễ sử dụng. Đặc biệt, sự nổi trội của nhân tố "Cản trở công nghệ" cho thấy các rào cản tâm lý và năng lực vẫn là yếu tố chi phối đáng kể mức độ sẵn sàng ứng dụng AI trong học tập của học viên sau đại học.

4.5. Bàn luận

Kết quả cho thấy mức độ nhận thức và ứng dụng AI trong học tập của học viên ở mức tương đối cao, phản ánh sự dịch chuyển tích cực trong hành vi học tập dưới tác động của chuyển đổi số giáo dục, phù hợp với xu hướng phổ biến của các công cụ học tập dựa trên AI trong môi trường

đại học hiện nay (Venkatesh & Davis, 2000). Về tần suất, 64% học viên sử dụng AI thường xuyên (từ một lần/tuần trở lên), trong đó 22% sử dụng gần như mỗi ngày, cho thấy AI không còn là công cụ mang tính thử nghiệm mà đã dần trở thành một phần trong chiến lược tự học. Việc người học chủ động tìm kiếm, khai thác và tương tác với các công cụ AI cũng cho thấy sự chuyển biến từ mô hình học tập thụ động sang học tập tự định hướng, phù hợp với các tiếp cận hiện đại về học tập số. Tuy nhiên vẫn tồn tại khoảng cách giữa các nhóm khi 29% chỉ sử dụng thỉnh thoảng và 6% hiếm khi sử dụng cho thấy quá trình chuyển đổi này chưa đồng đều và vẫn chịu ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố cản trở.

Đáng chú ý, nhân tố "Cản trở công nghệ" (gồm các biến DIS và INS) chiếm tỷ lệ phương sai cao nhất (38,287%). Tuy nhiên, cần lưu ý rằng trong phân tích thành phần chính (PCA) với phép trích Varimax, nhân tố đầu tiên về mặt kỹ thuật thường giải thích phần lớn phương sai do đặc tính toán học của phương pháp trích xuất, không nhất thiết phản ánh mức độ "quan trọng" hay "mức độ nghiêm trọng" cao hơn trong thực tiễn. Do đó, việc nhân tố này chiếm tỷ trọng phương sai lớn chủ yếu cho thấy các biến thuộc nhóm này có mức độ biến thiên và khả năng phân biệt cao giữa các đối tượng khảo sát, chứ không hàm ý rằng mức độ cản trở công nghệ là yếu tố chi phối tuyệt đối hành vi của người học. Yếu tố cản trở công nghệ cần được xem như một cấu phần có độ nhạy đo lường cao, phản ánh sự khác biệt đáng kể trong trải nghiệm, nhận thức và mức độ tự tin khi tiếp cận AI của học viên. Kết quả này cần được hiểu trong mối tương quan với các nhân tố khác của mô hình TRI và TAM, thay vì suy diễn theo hướng xếp hạng mức độ quan trọng tuyệt đối dựa trên tỷ lệ phương sai giải thích TRI của Parasuraman (2000). Ngược lại, nhân tố "Lạc quan và đổi mới" (20,737%) cùng các nhân tố "tính hữu ích" và "tính dễ sử dụng" tiếp tục củng cố niềm tin vào khả năng tích hợp hiệu quả AI vào học tập, đúng như khung lí thuyết TAM của Davis (1989). Sự xuất hiện của nhân tố thứ sáu - kết hợp giữa đổi mới cá nhân và cảm nhận công nghệ - tuy chỉ chiếm 3,110% phương sai nhưng gợi mở gợi mở rằng hành vi học tập với AI không chỉ là kết quả của nhận thức, mà còn là sản phẩm của trải nghiệm và đặc điểm cá nhân. Những học viên có xu hướng đổi mới cao và từng có trải nghiệm tích cực với AI có khả năng chuyển hóa nhanh hơn từ thái độ sang hành vi, qua đó thúc đẩy quá trình học tập chủ động. Nhìn chung, mức độ sẵn sàng ứng dụng AI của học viên là tích cực nhưng chưa hoàn toàn vững chắc. Sự dịch chuyển từ học tập thụ động sang chủ động đã bắt đầu hình thành, song vẫn bị giới hạn bởi các rào cản về tâm lý, kỹ năng và điều kiện hỗ trợ. Do đó, để thúc đẩy việc ứng dụng AI hiệu quả trong đào tạo sau đại học, các cơ sở giáo dục không chỉ cần nâng cao nhận thức mà còn phải chú trọng phát triển năng lực số, xây dựng môi trường học tập hỗ trợ và giảm thiểu các rào cản trong quá trình tiếp cận công nghệ.

5. Kết luận và kiến nghị

5.1. Kết luận

Trên cơ sở kết quả khảo sát và phân tích theo mô hình tích hợp TRI và TAM, nghiên cứu rút ra ba kết luận chính như sau:

Thứ nhất, học viên sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe thể hiện mức độ sẵn sàng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong học tập ở mức tương đối cao; tuy nhiên, trạng thái này mang tính chấp nhận có điều kiện. Bên cạnh thái độ tích cực và xu hướng tiếp cận công nghệ, người học vẫn chịu ảnh hưởng đáng kể bởi các rào cản liên quan đến tâm lý, năng lực và cảm giác kiểm soát khi sử dụng AI.

Thứ hai, sự sẵn sàng ứng dụng AI không chỉ phụ thuộc vào nhận thức về tính hữu ích và tính dễ sử dụng, mà còn bị chi phối bởi các yếu tố cản trở công nghệ. Kết quả này phản ánh đặc trưng phổ biến của người học trong bối cảnh giáo dục số: vừa sẵn sàng tiếp nhận, vừa thận trọng trước các công nghệ mới. Do đó, việc thúc đẩy ứng dụng AI trong đào tạo cần được tiếp cận một cách

toàn diện, không chỉ dừng ở nâng cao nhận thức mà còn phải đồng thời giảm thiểu các rào cản về năng lực và tâm lý.

Thứ ba, Nhà trường cần xây dựng chiến lược phát triển năng lực AI theo hướng hệ thống, phù hợp với đặc thù của lĩnh vực khoa học sức khỏe, nhằm chuyển hóa sự sẵn sàng thành năng lực ứng dụng thực tiễn. Đồng thời, các nghiên cứu tiếp theo cần mở rộng quy mô mẫu, thiết kế phân tầng hợp lý và áp dụng các phương pháp phân tích nâng cao như CFA/SEM để kiểm định và hoàn thiện mô hình nghiên cứu.

5.2. Kiến nghị

Từ kết quả nghiên cứu, một số kiến nghị được đề xuất nhằm nâng cao hiệu quả ứng dụng AI trong đào tạo sau đại học khối ngành khoa học sức khỏe. (1) Tăng cường đào tạo kĩ năng số cơ bản và nâng cao, gắn với hoạt động học thuật và lâm sàng như phân tích dữ liệu bệnh án, đọc và hỗ trợ chẩn đoán hình ảnh, khai thác tài liệu y khoa bằng AI. Nội dung đào tạo cần gắn với các tình huống lâm sàng cụ thể để giúp học viên vừa hiểu, vừa có thể ứng dụng trực tiếp trong thực hành chuyên môn (Hiệu, 2021) nhằm chuyển hóa sự sẵn sàng thành năng lực thực hành. (2) Tích hợp công cụ AI vào nội dung và phương pháp giảng dạy, ứng dụng trợ lí học tập và phân tích dữ liệu học tập (Clow, 2013) hướng đến cá nhân hóa và tăng cường tương tác trong các môn học như dịch tễ học, y học dự phòng, điều dưỡng hoặc nghiên cứu khoa học, giảng viên có thể hướng dẫn học viên sử dụng AI để xây dựng đề cương nghiên cứu, xử lý dữ liệu hoặc phân tích tài liệu. (3) Xây dựng môi trường học tập số (Cường, 2025) như phòng thực hành số để từng bước phát triển môi trường học tập tích hợp công nghệ, nơi học viên có thể tiếp cận các phần mềm mô phỏng, dữ liệu y sinh và công cụ AI trong điều kiện an toàn. Điều này đặc biệt quan trọng đối với các ngành như xét nghiệm, chẩn đoán hình ảnh hoặc y tế công cộng, nơi AI có thể hỗ trợ mạnh trong phân tích và dự báo. (4) Thúc đẩy đổi mới sáng tạo trong giáo dục số, khuyến khích học viên thử nghiệm các ứng dụng AI trong môi trường thực tế như bệnh viện, trung tâm y tế hoặc các dự án cộng đồng (trong phạm vi phù hợp) như chẩn đoán hình ảnh, y học dự phòng, nghiên cứu sức khỏe cộng đồng (Khoa và Hưng, 2025) từ đó giúp người học tích lũy trải nghiệm thực tế, giảm cảm giác "bất an công nghệ" và nâng cao năng lực ứng dụng. (5) Tăng cường truyền thông, thiết lập cơ chế hướng dẫn sử dụng AI có trách nhiệm, đồng thời bảo đảm các chuẩn mực đạo đức học thuật và bảo mật dữ liệu cá nhân (Nguyễn và cộng sự, 2024) nhằm giảm bớt tâm lý lo ngại và nâng cao niềm tin của người học.

Ghi chú về tác giả: *ThS. Trần Thị Bích Hạnh là NCS khoa Quản lí Giáo dục, Trường Khoa học Giáo dục, Trường Đại học Sư phạm Hà Nội và là giảng viên Ban Đào tạo Sau đại học, Đại học Trà Vinh, Việt Nam. PGS. TS. Nguyễn Như An là giảng viên khoa Quản lí Giáo dục, Trường Khoa học Giáo dục, Trường Đại học Sư phạm Hà Nội, Việt Nam. Tác giả 1 xây dựng ý tưởng, thiết kế nghiên cứu, thu thập và xử lí dữ liệu, viết bản thảo; Tác giả 2 định hướng lí thuyết, tư vấn phương pháp, phản biện và chỉnh sửa bản thảo.*

Tuyên bố về xung đột lợi ích: *Các tác giả tuyên bố không có xung đột lợi ích.*

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Clow, D. (2013). An overview of learning analytics. *Teaching in Higher Education*, *18*(6), 683-695. https://doi.org/10.1080/13562517.2013.827653

Cường, T.Q. (2025). Phát triển khung năng lực sử dụng trí tuệ nhân tạo trong giáo dục. *Tạp chí Tâm lí giáo dục*, *31*(4), 25-28.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008

Hair, J. F. (2011). Multivariate data analysis: An overview. In M. Lovric (Ed.), *International encyclopedia of statistical science* (pp. 904-907). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04898-2_395

Hiệu, P.H. (2021). Ứng dụng AI trong chẩn đoán hình ảnh y khoa tại Việt Nam. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Việt Nam*, 9A.

Jiang, N., Liu, X., Liu, H., Lim, E. T. K., Tan, C.-W., & Gu, J. (2023). Beyond AI-powered context-aware services: The role of human-AI collaboration. *Industrial Management & Data Systems*, *123*(11), 2771-2802. https://doi.org/10.1108/IMDS-03-2022-0152

Kaiser, H. F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, *23*(3), 187-200. https://doi.org/10.1007/BF02289233

Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, *39*(1), 31-36. https://doi.org/10.1007/BF02291575

Khoa, N. Đ, & Hưng, N.Q. (2025). *Phát triển ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong giáo dục đại học tại Việt Nam: Cơ hội, thách thức và giải pháp*. https://daotao.neu.edu.vn/Resources/Docs/SubDomain/daotao/CDR/10-TS-NguyenDangKhoa-NguyenQuocHung.pdf

Meisels, S. (1999). Assessing readiness. *The Transition to Kindergarten/Baltimore, MD: Paul H. Brookes Publishing Co.*

Meo, S. A., Abukhalaf, F. A., ElToukhy, R. A., & Sattar, K. (2025). Exploring the role of DeepSeek-R1, ChatGPT-4, and Google Gemini in medical education: How valid and reliable are they? *Pakistan Journal of Medical Sciences*, *41*(7), 1887. https://doi.org/10.12669/pjms.41.7.12183

Nam, H. (2024). *Năm thứ ba liên tiếp, Trường Đại học Trà Vinh đạt giải thưởng chuyển đổi số xuất sắc*. Trường Đại học Trà Vinh. https://www.tvu.edu.vn/nam-thu-ba-lien-tiep-truong-dai-hoc-tra-vinh-dat-giai-thuong-chuyen-doi-so-xuat-sac/

Nam, N.D, Quang, P.H, & Quế, T.N. (2024). Quan niệm về hệ sinh thái giáo dục số trong các trường đại học ở Việt Nam. *Tạp chí Giáo dục*, 1-7.

Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). McGraw-Hill.

Ong, M. H. A., & Puteh, F. (2017). Quantitative data analysis: Choosing between SPSS, PLS, and AMOS in social science research. *International Interdisciplinary Journal of Scientific Research*, *3*(1), 14-25.

Parasuraman, A. (2000). Technology Readiness Index (TRI): A multiple-item scale to measure readiness to embrace new technologies. *Journal of Service Research*, *2*(4), 307-320. https://doi.org/10.1177/109467050024001

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, *46*(2), 186-204. https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926