

MỐI LIÊN HỆ GIỮA SỬ DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO VÀ HỌC TẬP CHUYÊN SÂU: BẰNG CHỨNG TỪ SINH VIÊN VIỆT NAM

Vũ Xuân Hạnh¹*, Chu Thị Hồng Hải², Lê Hồng Quyên¹

*Tác giả liên hệ, Email: hanhvx@hou.edu.vn. ORCID:0000-0002-6739-1494

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 15/06/2026

Ngày phản biện đánh giá: 22/06/2026

Ngày bài báo được duyệt đăng: 14/09/2026

DOI: 10.59266/houjs.2026.1422

Tóm tắt: Sự phát triển nhanh chóng của trí tuệ nhân tạo (AI) đang làm thay đổi mạnh mẽ môi trường học tập và đánh giá trong giáo dục đại học. Nghiên cứu khảo sát 1.015 sinh viên tại 13 trường đại học Việt Nam nhằm mô tả mức độ sử dụng AI và mối liên hệ của nó với học tập chuyên sâu, học tập phân mảnh và quá tải nhận thức. Sinh viên đánh giá AI là công cụ hỗ trợ hiệu quả ($M = 3,964$; $\alpha = 0,910$), song 50,64% thừa nhận phụ thuộc vào AI; học tập phân mảnh ($M = 3,644$) và quá tải nhận thức ($M = 3,655$) đều ở mức trên trung bình. Sử dụng AI tương quan dương mạnh với học tập chuyên sâu ($r = 0,719$), nhưng do thiết kế cắt ngang và dữ liệu tự báo cáo, kết quả chỉ cho phép kết luận về mối liên hệ, không suy luận nhân quả. Đáng lưu ý, học tập phân mảnh và quá tải nhận thức cũng tương quan dương với học tập chuyên sâu ($r = 0,552$ và $r = 0,484$), trái kỳ vọng lý thuyết; bài báo thảo luận các cách giải thích khả dĩ. Trên cơ sở đó, bài báo đề xuất định hướng khai thác AI trong giáo dục đại học gắn với đổi mới đánh giá.

Từ khóa: trí tuệ nhân tạo, giáo dục đại học, học tập phân mảnh, quá tải nhận thức, học tập chuyên sâu, sinh viên Việt Nam

I. Đặt vấn đề

Sự bùng nổ của trí tuệ nhân tạo (AI) đang thay đổi căn bản cách thức học tập ở bậc đại học. Tại Việt Nam, sinh viên tiếp cận rộng rãi các công cụ như ChatGPT, Gemini, Copilot, Claude và những nền tảng học tập thích nghi dựa trên AI. UNESCO (2023) đã ban hành hướng dẫn toàn cầu đầu tiên về AI

tạo sinh trong giáo dục, ghi nhận tốc độ thâm nhập nhanh và yêu cầu cấp thiết về chính sách.

Bên cạnh lợi ích tiềm năng, việc tích hợp AI cũng đặt ra ba thách thức: phụ thuộc quá mức vào AI, học tập phân mảnh khi tiếp cận kiến thức qua các phân đoạn rời rạc, và quá tải nhận thức do bão hòa thông tin. Quan hệ giữa AI với năng lực tư

¹ Trường Đại học Mở Hà Nội, Hà Nội, Việt Nam

² Học viện Ngân hàng, Hà Nội, Việt Nam

duy sâu và với đánh giá kết quả học tập vì thế trở thành mối quan tâm trọng yếu hiện nay (Holmes và cộng sự, 2019; Kasneci và cộng sự, 2023).

Khác với nhiều nghiên cứu chỉ xét riêng lợi ích hoặc rủi ro của AI, nghiên cứu này xem xét đồng thời mối liên hệ giữa sử dụng AI với học tập chuyên sâu, học tập phân mảnh và quá tải nhận thức trên mẫu 1.015 sinh viên tại 13 trường đại học Việt Nam. Do sử dụng thiết kế điều tra cắt ngang với dữ liệu tự báo cáo, nghiên cứu giới hạn phạm vi kết luận ở mức mô tả thực trạng và xác lập mối liên hệ giữa các cấu trúc, không nhằm khẳng định quan hệ nhân quả. Trên cơ sở đó, bài báo đề xuất hàm ý sư phạm và định hướng đổi mới đánh giá cho giáo dục đại học Việt Nam.

II. Cơ sở lý thuyết

2.1. AI trong giáo dục đại học

Trí tuệ nhân tạo trong giáo dục (AIED) là việc ứng dụng kỹ thuật AI để hỗ trợ, cá nhân hóa và nâng cao hiệu quả dạy - học (Zawacki-Richter và cộng sự, 2019). Các nghiên cứu gần đây xác nhận AI có khả năng cung cấp phản hồi tức thì, điều chỉnh lộ trình học theo nhu cầu cá nhân và tăng cường tương tác trực tuyến (Roll và Wylie, 2016). Kasneci và cộng sự (2023) khẳng định các mô hình ngôn ngữ lớn có tiềm năng thúc đẩy học tập cá nhân hóa, nhưng đồng thời đặt ra vấn đề về tính trung thực học thuật và nguy cơ phụ thuộc nhận thức.

Luckin (2018) lập luận AI có thể đóng vai trò giàn giáo nhận thức khi được thiết kế phù hợp, giúp người học dồn tài nguyên nhận thức cho tư duy bậc cao thay vì các tác vụ tìm kiếm cơ bản. Tuy nhiên,

AI cũng có thể cản trở học tập sâu nếu sinh viên sử dụng theo hướng thụ động, chấp nhận kết quả AI mà không sàng lọc hay kiểm chứng.

2.2. Học tập phân mảnh và quá tải nhận thức

Học tập phân mảnh (Fragmented Learning) là xu hướng tiếp thu kiến thức qua các phân đoạn nội dung ngắn, rời rạc, thiếu kết nối hệ thống; hiện tượng này phổ biến khi sinh viên di chuyển nhanh giữa nhiều nguồn tài liệu mà không kịp tích hợp thông tin thành cấu trúc kiến thức bền vững. Quá tải nhận thức (Cognitive Overload) xảy ra khi bộ nhớ làm việc bị vượt quá giới hạn xử lý, làm suy giảm hiệu quả học tập (Paas và cộng sự, 2003; Sweller, 1988).

Tổng quan hệ thống của Zhai và cộng sự (2024) cho thấy phụ thuộc quá mức vào AI đi kèm suy giảm khả năng ra quyết định độc lập, tư duy phản biện và lập luận phân tích, đặt ra yêu cầu về chiến lược tích hợp AI cân bằng.

2.3. Học tập chuyên sâu trong kỷ nguyên số

Học tập chuyên sâu trong giáo dục (Deep Learning in Education) là quá trình xử lý nhận thức bậc cao: hiểu bản chất vấn đề, kết nối kiến thức liên ngành, áp dụng vào tình huống mới và phản biện chủ động (John Biggs và Tang, 2011; Marton và Säljö, 1976). Khác với học bề mặt, nó đòi hỏi sinh viên tái cấu trúc thông tin và kiểm chứng hiểu biết của bản thân. Câu hỏi trọng tâm của nghiên cứu là mức độ sử dụng AI có liên hệ như thế nào với học tập chuyên sâu của sinh viên đại học Việt Nam.

III. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Thiết kế và mẫu

Nghiên cứu sử dụng phương pháp điều tra mô tả kết hợp phân tích tương quan. Dữ liệu thu thập qua bảng hỏi trực tuyến tháng 5-6/2026 tại 13 trường đại học và học viện trên cả nước theo phương pháp chọn mẫu thuận tiện, qua kênh lớp học và mạng nội bộ của các cơ sở. Tổng số phiếu thu về là 1.016; một phiếu bị loại do không trả lời bất kỳ khoản mục nào, nên mẫu phân tích thống nhất là $N = 1.015$. Trên 22 khoản mục thuộc bốn cấu trúc được phân tích, dữ liệu đầy đủ cho cả 1.015 phiếu, không có giá trị thiếu; mọi bảng kết quả đều dùng

chung mẫu này. Các trường có mẫu lớn gồm Trường ĐH Kinh doanh và Công nghệ Hà Nội ($n = 240$), Đại học Vinh ($n = 110$), Học viện Ngân hàng ($n = 105$) và Trường ĐH Mở Hà Nội ($n = 57$). Tỷ lệ nam/nữ cân bằng (50,05%/49,95%), đa dạng khối ngành và năm học (Bảng 1). Sinh viên tham gia tự nguyện sau khi được thông báo mục đích nghiên cứu, quyền dừng tham gia và cam kết bảo mật; bảng hỏi không thu thập thông tin định danh trực tiếp, dữ liệu chỉ báo cáo ở dạng tổng hợp cấp nhóm. Đây là khảo sát ẩn danh, không can thiệp, không thu thập dữ liệu nhạy cảm nên không thuộc diện phải phê duyệt của hội đồng đạo đức theo quy định hiện hành.

Bảng 1. Đặc điểm mẫu nghiên cứu ($N=1015$)

Đặc điểm	Phân loại	n	%
Giới tính	Nam	508	50,05
	Nữ	507	49,95
Năm học	Năm thứ nhất	335	33,01
	Năm thứ hai	418	41,18
	Năm thứ ba	184	18,13
	Năm thứ tư	24	2,36
	Năm cuối	54	5,32
Khối ngành	KH Kỹ thuật và Công nghệ	511	50,34
	Kinh tế, Quản lý và Luật	192	18,92
	Công nghệ Thông tin	84	8,28
	KHXH, Nhân văn và NT	53	5,22
	Khác	175	17,24
Thời gian dùng nền tảng số/ngày	< 1 giờ	112	11,03
	1-3 giờ	582	57,34
	3-5 giờ	225	22,17
	> 5 giờ	96	9,46

3.2. Công cụ đo lường

Bảng hỏi gồm 57 biến đo lường trên thang Likert 5 bậc (1 = hoàn toàn không đồng ý; 5 = hoàn toàn đồng ý), được nhóm thành 11 cấu trúc lý thuyết. Bài báo phân tích bốn cấu trúc: Học tập phân mảnh - FL (6 biến), Quá tải nhận thức - CL (5 biến), Sử dụng AI - AI (6 biến) và Học tập chuyên sâu - DL (5 biến). Bảy cấu trúc còn

lại đo các chiến lược học tập khác (định hướng mục tiêu, đánh giá nguồn thông tin, mã hoá, tổ chức, tích hợp, xử lý sâu, kiểm chứng và lưu giữ), không thuộc phạm vi bài báo này. Việc giới hạn ở bốn cấu trúc được xác định trước khi phân tích dữ liệu, xuất phát từ câu hỏi nghiên cứu; các cấu trúc còn lại thuộc một công bố độc lập, không trùng lặp về biến phụ thuộc, giả thuyết hay

kết quả. Bảng hỏi gốc và mã nguồn xử lý dữ liệu được công khai để bảo đảm minh bạch. Tất cả khoản mục giữ nguyên chiều gốc, không đảo mã. Riêng thang Sử dụng AI gồm ba nhóm nội dung khác bản chất: lợi ích cảm nhận (AI1, AI2, AI3, AI6), mức độ phụ thuộc (AI4) và hành vi kiểm chứng (AI5). Vì AI4 phản ánh phụ thuộc chứ không phải lợi ích, điểm tổng hợp của thang AI cần được hiểu là mức độ gắn kết chung với AI, bao gồm cả khai thác lợi ích lẫn phụ thuộc, chứ không phải mức độ sử dụng AI hiệu quả; do vậy bài báo báo

cáo song song thống kê từng khoản mục (Bảng 3). Độ tin cậy được kiểm định bằng Cronbach's Alpha (Cronbach, 1951), tất cả thang đo đạt $\alpha \geq 0,893$ (Bảng 2); cần lưu ý chỉ số này chỉ phản ánh nhất quán nội tại, không thay thế phân tích nhân tố khẳng định để kiểm tra tính đơn hướng và giá trị phân biệt, đây là hạn chế nêu ở phần Kết luận. Giá trị M và SD toàn thang trong Bảng 2 tính trên toàn bộ giá trị quan sát ở cấp khoản mục; các phân tích tương quan dùng điểm trung bình của từng người trả lời trên các khoản mục thuộc mỗi thang.

Bảng 2. Độ tin cậy các thang đo

Cấu trúc	Ký hiệu	Số biến	M	SD	Cronbach's α
Học tập phân mảnh	FL	6	3,644	1,054	0,893
Quá tải nhận thức	CL	5	3,655	1,022	0,922
Sử dụng AI	AI	6	3,964	0,937	0,910
Học tập chuyên sâu	DL	5	3,830	0,902	0,922

Nghiên cứu sử dụng bốn chỉ số thống kê chuẩn: trung bình mẫu M (xu hướng trung tâm), độ lệch chuẩn SD (mức phân tán, hiệu chỉnh Bessel n-1), Cronbach's α (độ tin cậy nhất quán nội

tại; $\alpha \geq 0,70$ chấp nhận được, $\alpha \geq 0,90$ xuất sắc) và hệ số tương quan Pearson r (độ mạnh, hướng của liên hệ tuyến tính, giá trị từ -1 đến +1) (Cronbach, 1951; Mendenhall và cộng sự, 2009).

IV. Kết quả và thảo luận

4.1. Kết quả nghiên cứu

4.1.1. Thực trạng sử dụng AI trong học tập

Bảng 3. Thống kê mô tả thang đo sử dụng AI (n = 1.015)

Biến	Nội dung rút gọn	M	SD	% Đồng ý (4+5)
AI ₁	Tìm kiếm thông tin nhanh hơn	4,187	0,883	82,07
AI ₂	Hiểu các khái niệm phức tạp	4,017	0,903	74,29
AI ₃	Kết nối ý tưởng từ nhiều nguồn	4,080	0,872	78,82
AI ₄	Phụ thuộc quá nhiều vào AI	3,574	1,015	50,64
AI ₅	Luôn kiểm tra lại nội dung AI	4,031	0,896	73,10
AI ₆	Cá nhân hóa quá trình học tập	3,894	0,927	67,19
Toàn thang AI		3,964	0,937	-

Thang sử dụng AI đạt điểm cao nhất trong bốn cấu trúc (M = 3,964; SD = 0,937; $\alpha = 0,910$). AI1 (tìm kiếm thông tin nhanh hơn) cao nhất (M = 4,187; 82,07% đồng ý), tiếp theo là AI3 (M = 4,080) và AI5 (M = 4,031). Đáng chú ý, AI4 (phụ thuộc

quá nhiều vào AI) có M = 3,574 với 50,64% đồng ý. Điểm cao của AI5 song hành với tỷ lệ cao của AI4 phản ánh mâu thuẫn nội tại: sinh viên vừa có ý thức kiểm chứng, vừa chưa thoát khỏi phụ thuộc (bảng 3).

Theo thời gian sử dụng nền tảng số hàng ngày (bảng 4), nhóm dùng trên 5 giờ có điểm AI cao hơn ($M = 4,198$) so với nhóm dưới 1 giờ ($M = 3,737$). Đây là khác biệt mô tả, chưa được kiểm định thống kê nên chỉ mang tính gợi mở: thói quen dùng nền tảng số đi kèm mức gắn kết với AI cao hơn, song cũng có thể làm tăng nguy cơ học tập phân mảnh và quá tải nhận thức.

Bảng 4. Thống kê thời gian sử dụng AI ($n = 1.015$)

Thời gian sử dụng	n	M
<1 giờ	112	3,737
1-3 giờ	582	3,964
3-5 giờ	225	3,977
>5 giờ	96	4,198

4.1.2. Học tập phân mảnh và quá tải nhận thức

Thang học tập phân mảnh (FL) đạt $M = 3,644$ ($SD = 1,054$; $\alpha = 0,893$), trong

đó FL2 (chuyển đổi giữa nhiều nguồn học trong một phiên) cao nhất ($M = 3,842$), phản ánh hành vi đa nhiệm thông tin phổ biến. Thang quá tải nhận thức (CL) đạt $M = 3,655$ ($SD = 1,022$; $\alpha = 0,922$), cao nhất là CL5 (khó hiểu sâu khi có quá nhiều thông tin; $M = 3,744$). Hệ số tương quan Pearson giữa FL và CL đạt $r = 0,663$ ($p < 0,001$), cho thấy hai hiện tượng này có xu hướng cùng xuất hiện; tuy nhiên thiết kế cắt ngang không cho phép xác định chiều tác động giữa chúng.

4.1.3. Mối liên hệ với học tập chuyên sâu

Thang học tập chuyên sâu (DL) có $M = 3,830$ ($SD = 0,902$; $\alpha = 0,922$). DL5 (việc học giúp thay đổi cách tư duy) cao nhất ($M = 4,084$), còn DL3 (giải quyết vấn đề phức tạp) thấp nhất ($M = 3,654$) - khoảng cách giữa thái độ tích cực và năng lực giải quyết vấn đề thực tế (bảng 5).

Bảng 5. Ma trận tương quan giữa các cấu trúc chính ($n = 1.015$)

Cấu trúc	FL	CL	AI	DL
FL - Học tập phân mảnh	1,000	-	-	-
CL - Quá tải nhận thức	0,663***	1,000	-	-
AI - Sử dụng AI	0,635***	0,604***	1,000	-
DL - Học tập chuyên sâu	0,552***	0,484***	0,719***	1,000

Ghi chú: *** $p < 0,001$

Tương quan dương mạnh nhất là giữa AI và DL ($r = 0,719$), cho thấy sinh viên gắn kết nhiều hơn với AI có xu hướng tự đánh giá mức học tập chuyên sâu cao hơn. Vì thiết kế cắt ngang và cả hai biến đều tự báo cáo, tương quan này không cho phép kết luận AI làm tăng học tập chuyên sâu. Cần nhận diện rõ rằng toàn bộ ma trận đều mang dấu dương, kể cả hai cặp mà lý thuyết dự báo quan hệ nghịch: FL-DL ($r = 0,552$) và CL-DL ($r = 0,484$). Nếu điểm FL và CL cao thực sự phản ánh mức phân mảnh và quá tải cao hơn, kết quả này không

phù hợp với lập luận rằng phân mảnh và quá tải làm suy giảm học tập chuyên sâu. Nhóm tác giả đã rà soát lại chiều mã hoá, quy trình nhập liệu và cách tính điểm: các khoản mục FL và CL đều phát biểu theo chiều thuận, không có khoản mục nghịch cần đảo mã, nên kết quả không xuất phát từ lỗi kỹ thuật. Có ít nhất ba cách giải thích khả dĩ. Thứ nhất, cả bốn thang đều tự báo cáo trên cùng một bảng hỏi nên tương quan dương đồng loạt có thể phản ánh sai lệch phương pháp chung và xu hướng trả lời đồng thuận. Thứ hai, các thang có thể cùng

phản ánh một biến nền là mức độ tham gia học tập: sinh viên tích cực hơn vừa tiếp xúc nhiều nguồn (FL cao), vừa cảm nhận gánh nặng xử lý lớn hơn (CL cao), vừa tự đánh giá hiểu sâu hơn (DL cao). Thứ ba, ở mức vừa phải, việc tiếp xúc nhiều nguồn rời rạc và cảm nhận tải nhận thức có thể đi kèm nỗ lực tích hợp chủ động, nên không nhất thiết đối lập với học tập chuyên sâu như mô hình lưỡng phân học bề mặt - học chuyên sâu giả định. Dữ liệu hiện có không cho phép phân biệt ba khả năng này; kết quả vì vậy được báo cáo như một quan sát cần kiểm chứng thêm.

Bảng 6. Điểm trung bình các cấu trúc theo năm học (N = 1.015)

Năm học	n	M_{AI}	M_{CL}	M_{DL}
Năm thứ nhất	335	3,820	3,493	3,682
Năm thứ hai	418	4,028	3,733	3,907
Năm thứ ba	184	4,023	3,757	3,874
Năm thứ tư	24	3,910	3,758	3,800
Năm cuối	54	4,179	3,670	4,007

Sinh viên nam có điểm AI cao hơn nữ ($M_{Nam} = 4,029$; $M_{Nữ} = 3,898$), và khối ngành Công nghệ Thông tin, Kỹ thuật cao hơn khối Khoa học Xã hội. Cả hai đều là chênh lệch trung bình mô tả, chưa được kiểm định chính thức nên chưa thể kết luận có khác biệt giữa các nhóm.

4.2. Thảo luận

4.2.1. AI là công cụ hỗ trợ học tập có tiềm năng

Sinh viên Việt Nam nhìn nhận AI tích cực ($M_{AI} = 3,964$), phù hợp với Zawacki-Richter và cộng sự (2019) và lập luận của Luckin (2018) về vai trò giảm gánh nặng nhận thức. Tương quan mạnh AI-DL ($r = 0,719$) cho thấy mức gắn kết với AI và tự đánh giá học tập chuyên sâu biến thiên cùng chiều, nhưng chưa đủ cơ sở khẳng

4.1.4. Phân tích theo đặc điểm sinh viên

Theo năm học, điểm AI và DL tăng từ năm nhất đến năm hai rồi dao động nhẹ ở các năm sau (bảng 6); quá tải nhận thức ở năm nhất thấp hơn ($M_{CL} = 3,493$) so với năm hai và năm ba ($M_{CL} \approx 3,733-3,757$), giảm nhẹ ở năm cuối ($M_{CL} = 3,670$). Đây là khác biệt mô tả giữa các nhóm có cỡ mẫu rất chênh lệch (nhóm năm thứ tư chỉ 24 sinh viên), chưa kiểm định bằng ANOVA hay kiểm định phi tham số kèm cỡ hiệu ứng, nên chỉ nên đọc như xu hướng gợi mở.

định AI làm tăng hay giảm tư duy sâu vì cả hai thang đều tự báo cáo và có thể cùng chịu ảnh hưởng của biến nền chưa kiểm soát. Điểm cao ở AI2 ($M = 4,017$) và AI3 ($M = 4,080$) cho thấy sinh viên tự nhận dùng AI cho nhiệm vụ nhận thức phức tạp, không chỉ tìm kiếm thông tin.

Tuy nhiên, tương quan AI-CL ($r = 0,604$) cho thấy chính nhóm sinh viên dùng AI nhiều cũng trải nghiệm quá tải nhận thức cao hơn. Mối liên hệ giữa AI và trải nghiệm học tập vì vậy không đơn chiều; chiều tác động không xác định được từ dữ liệu cắt ngang.

4.2.2. Học tập phân mảnh và quá tải nhận thức

$M_{FL} = 3,644$ và $M_{CL} = 3,655$ cho thấy học tập phân mảnh và quá tải nhận thức hiện diện ở mức trên trung bình

trong mẫu khảo sát. Tương quan FL-CL cao ($r = 0,663$) cho thấy hai hiện tượng cùng xuất hiện, phù hợp về mặt mô tả với lý thuyết tải nhận thức (Paas và cộng sự, 2003; Sweller, 1988). Tuy nhiên dữ liệu cắt ngang không cho phép kết luận học tập phân mảnh làm tăng tải nhận thức, và như đã nêu ở phần kết quả, quan hệ của hai cấu trúc này với học tập chuyên sâu lại mang dấu dương, trái kỳ vọng lý thuyết.

Trong bối cảnh AI cung cấp tóm tắt tức thì, nguy cơ sinh viên dừng ở mức tiêu thụ thông tin bề mặt là quan ngại, song dữ liệu nghiên cứu này chưa trực tiếp kiểm định. Đây là vấn đề thiết kế sư phạm, không chỉ thuộc trách nhiệm cá nhân người học.

4.2.3. Mâu thuẫn giữa phụ thuộc AI và ý thức phê phán

Sự song hành giữa AI4 (phụ thuộc; $M = 3,574$; 50,64% đồng ý) và AI5 (kiểm chứng; $M = 4,031$; 73,10% đồng ý) phù hợp với khái niệm automation bias - xu hướng tin tưởng hệ thống tự động ngay cả khi biết có thể sai lệch (Parasuraman và Manzey, 2010), cũng được Zhai và cộng sự (2024) ghi nhận trong bối cảnh giáo dục: sinh viên nhận thức rủi ro nhưng chưa thoát khỏi phụ thuộc, nhất là khi áp lực thời gian cao.

Mâu thuẫn này có hệ quả trực tiếp với thiết kế đánh giá: bài nộp viết ngày càng dễ chịu ảnh hưởng của việc dùng AI không minh bạch, trong khi năng lực thực sự cần được đánh giá qua thuyết trình, phản biện và giải quyết vấn đề thực tế.

4.2.4. Hàm ý và đề xuất

Dựa trên kết quả nghiên cứu, bài báo đề xuất một số định hướng cho các cơ sở giáo dục đại học Việt Nam:

Thứ nhất, xây dựng khung năng lực sử dụng AI (AI Literacy Framework) gồm bốn thành phần: nhận biết khả năng và giới hạn của AI; kiểm chứng và phê phán kết quả AI; tích hợp thông tin AI vào cấu trúc kiến thức cá nhân; phòng ngừa phụ thuộc thụ động khi đánh giá. Khung này nên tích hợp vào học phần kỹ năng học tập từ năm nhất.

Thứ hai, thiết kế hoạt động thúc đẩy tích hợp nhận thức: sinh viên dùng AI như công cụ khám phá nhưng phải tự tổng hợp và trình bày lại bằng ngôn ngữ của mình. Kỹ thuật giải thích lại sau khi tham khảo AI (explain-back) và thảo luận đồng đẳng để phản biện kết quả AI (peer discussion) là hai biện pháp phù hợp.

Thứ ba, đổi mới đánh giá theo hướng chú trọng quá trình, thuyết trình trực tiếp, phản biện và giải quyết vấn đề trong điều kiện không có AI, thay vì chỉ dựa vào bài nộp viết; kết hợp linh hoạt đánh giá có và không có AI.

Thứ tư, đào tạo kỹ năng quản lý tải nhận thức: lập kế hoạch học tập có mục tiêu, ghi chú có cấu trúc và ôn tập định kỳ là những chiến lược được xác nhận bởi dữ liệu nghiên cứu nhưng cần được hỗ trợ có hệ thống qua chương trình đào tạo.

V. Kết luận

Nghiên cứu cung cấp bằng chứng thực nghiệm từ 1.015 sinh viên Việt Nam: mức gắn kết với AI tương quan dương mạnh với tự đánh giá học tập chuyên sâu ($r = 0,719$), đồng thời cũng tương quan dương với quá tải nhận thức ($r = 0,604$) và học tập phân mảnh ($r = 0,635$). Do thiết kế cắt ngang, dữ liệu tự báo cáo và không kiểm soát biến nền, các kết quả này chỉ xác lập mối liên hệ, không cho phép kết luận AI thúc đẩy hay cản trở học tập chuyên sâu.

Điểm trung bình của học tập phân mảnh và quá tải nhận thức đều trên mức giữa thang đo, cho thấy đây là trải nghiệm phổ biến, đáng quan tâm ở cấp độ thiết kế chương trình và sư phạm. Việc hai cấu trúc này lại tương quan dương với học tập chuyên sâu là kết quả trái kỳ vọng lý thuyết, cần kiểm chứng thêm. Mâu thuẫn giữa phụ thuộc AI và ý thức kiểm chứng đặt ra yêu cầu cấp bách đổi mới đánh giá trong giáo dục đại học Việt Nam.

Nghiên cứu có năm hạn chế cần lưu ý. Thứ nhất, thiết kế cắt ngang với toàn bộ biến tự báo cáo trên cùng một bảng hỏi không cho phép suy luận nhân quả và có thể chịu ảnh hưởng của sai lệch phương pháp chung. Thứ hai, độ tin cậy mới được kiểm định bằng Cronbach's Alpha; nghiên cứu chưa thực hiện phân tích nhân tố khám phá hay khẳng định nên chưa xác lập tính đơn hướng và giá trị phân biệt, đặc biệt với thang Sử dụng AI. Thứ ba, các so sánh theo giới tính, năm học, khối ngành và thời gian sử dụng nền tảng số mới ở mức mô tả, chưa có kiểm định chính thức, cỡ hiệu ứng hay kiểm soát biến nền. Thứ tư, mẫu thuận tiện và tập trung ở khu vực phía Bắc nên khả năng khái quát hoá bị giới hạn; dữ liệu có cấu trúc cụm theo trường chưa được xử lý. Thứ năm, nghiên cứu thiếu dữ liệu dọc và chưa đo lường kết quả học tập khách quan. Các nghiên cứu tiếp theo sẽ dùng thiết kế thực nghiệm và mô hình phương trình cấu trúc (SEM) để làm rõ cơ chế nhân quả.

Dữ liệu sử dụng

Nghiên cứu sử dụng một phần dữ liệu khảo sát do nhóm tác giả thu thập qua bảng hỏi trực tuyến trong một nghiên cứu tổng thể. Bảng hỏi, dữ liệu phản hồi (ẩn danh) và mã nguồn phân tích được công khai tại:

“<https://forms.gle/UNrY1Z22dMzjRPi56>”,

“<https://docs.google.com/spreadsheets/d/17H1DB-ODNUBlOSfeEFaqgPH8OBxXtZSailJgXo-9-Jo/edit?usp=sharing>” và

“<https://drive.google.com/drive/folders/1hyrtBO9praXwMKoOyQ9MFqF9hTYGbde?usp=sharing>”.

Lời cảm ơn

Chúng tôi chân thành cảm ơn các chuyên gia phản biện đã đưa ra những khuyến nghị quý báu và hơn 1.000 sinh viên tại 13 trường đại học trên cả nước đã tham gia khảo sát, cung cấp dữ liệu thiết yếu cho nghiên cứu này.

Tài liệu tham khảo

- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297-334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education. Promise and Implications for Teaching and Learning*.
- John Biggs, & Tang, C. (2011). *Teaching For Quality Learning At University*. McGraw-Hill Education (UK).
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T.,...Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>

- Luckin, R. (2018). *Machine Learning and Human Intelligence: The future of education for the 21st century*. UCL Institute of Education Press, University College.
- Marton, F., & Säljö, R. (1976). On Qualitative Differences in Learning: I-Outcome and Process. *British Journal of Educational Psychology*, 46(1), 4-11. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.1976.tb02980.x>
- Mendenhall, W., Beaver, R. J., & Beaver, B. M. (2009). *Introduction to Probability and Statistics* (13 ed.). Cengage.
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2003). Cognitive Load Theory and Instructional Design: Recent Developments. *Educational Psychologist*, 38(1), 1-4. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_1
- Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and bias in human use of automation: an attentional integration. *Hum Factors*, 52(3), 381-410. <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>
- Roll, I., & Wylie, R. (2016). Evolution and Revolution in Artificial Intelligence in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 582-599. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0110-3>
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. [https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. <https://www.unesco.org/en/articles/guidance-generative-ai-education-and-research>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education - where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhai, C., Wibowo, S., & Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: a systematic review. *Smart Learning Environments*, 11(1), 28. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7>

THE RELATIONSHIP BETWEEN AI USE AND DEEP LEARNING IN EDUCATION: EVIDENCE FROM VIETNAMESE STUDENTS

Vu Xuan Hanh¹, Chu Thi Hong Hai², Le Hong Quyen¹

Abstract: *The rapid development of artificial intelligence (AI) is profoundly transforming the learning and assessment environment in higher education. This study surveyed 1,015 students at 13 Vietnamese universities to describe the extent of AI usage and to examine its relationships with deep learning in education, fragmented learning and cognitive overload. The results show that students perceive AI as an effective support tool ($M = 3.964$; $\alpha = 0.910$), especially in information search and understanding complex concepts. However, 50.64% of students admitted to depending on AI, while fragmented learning ($M = 3.644$) and cognitive overload ($M = 3.655$) are real challenges. Notably, AI usage is strongly and positively correlated with deep learning in education ($r = 0.719$); however, given the cross-sectional, self-reported design, this finding supports associational rather than causal conclusions. Fragmented learning and cognitive overload were also positively correlated with deep learning ($r = 0.552$ and $r = 0.484$), contrary to theoretical expectations; possible explanations are discussed. On this basis, the paper proposes directions for leveraging AI in higher education in conjunction with assessment innovation.*

Keywords: *artificial intelligence, higher education, fragmented learning, cognitive overload, deep learning in education, Vietnamese students*

¹ Hanoi Open University, Hanoi, Vietnam

² Banking Academy of Vietnam, Hanoi, Vietnam