

MỐI LIÊN HỆ GIỮA ĐỘNG CƠ HỌC TẬP VỚI TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI) VÀ TỰ ĐIỀU CHỈNH TRONG HỌC TẬP VỚI AI CỦA SINH VIÊN

HUỲNH NHỰT HÀO

Học viên cao học ngành Tâm lý học,
Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh

Nhận bài ngày 25/8/2026. Sửa chữa xong 26/9/2026. Duyệt đăng 28/9/2026.

Abstract

This quantitative cross-sectional study examined the relationship between five forms of motivation for learning with artificial intelligence (AI), measured by the AI Motivation Scale (AIMS), and three selected dimensions of self-regulation from the Self-Regulation for AI-Based Learning Scale (SRAILS) among 495 university students. Descriptively, intrinsic motivation and identified regulation showed larger positive correlations with metacognitive self-regulation, resource management, and technological adaptation and flexibility ($r = .398-.480$), whereas introjected and external regulation showed smaller positive correlations ($r = .120-.267$); amotivation was not significantly related. The findings indicate that the quality of students' reasons for learning with AI is differently associated with the three self-regulation dimensions examined in this study.

Keywords: AI Motivation Scale (AIMS); Self-Regulation for AI-Based Learning Scale (SRAILS); AI learning motivation; self-determination theory; self-regulated learning; university students.

1. Đặt vấn đề

Trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là AI tạo sinh ngày càng hiện diện trong học tập của sinh viên (SV) qua tìm kiếm, giải thích thông tin, viết, dịch, hình thành ý tưởng và giải quyết nhiệm vụ. Bên cạnh thuận lợi, AI đặt ra yêu cầu về kiểm chứng thông tin, liên chính học thuật và duy trì vai trò chủ động của người học (Chan & Hu, 2023; Kasneci et al., 2023). Ở Việt Nam, chuyển đổi số giáo dục và chính sách phát triển AI tiếp tục được thúc đẩy (Chính phủ, 2026; Quốc hội, 2025; Thủ tướng Chính phủ, 2022, 2026). Vì vậy, cần xem xét không chỉ SV có dùng AI hay không mà còn vì sao họ dùng và họ tổ chức việc học như thế nào. Theo Thuyết Tự quyết (Self-Determination Theory - SDT), động cơ được phân biệt theo chất lượng của lý do hành động và mức độ tự chủ. AIMS của Li và cộng sự (2025) gồm 5 dạng: động cơ nội tại, điều chỉnh đồng nhất, điều chỉnh nội nhập, điều chỉnh bên ngoài và vô động cơ. Hai dạng đầu phản ánh lý do tự chủ; điều chỉnh nội nhập và điều chỉnh bên ngoài gắn với sức ép; vô động cơ phản ánh trạng thái thiếu lý do hoặc chưa thấy rõ ý nghĩa của hoạt động. Tổng hợp của Howard và cộng sự (2021) cũng cho thấy các dạng động cơ tự chủ thường liên hệ với kết quả học tập và tâm lý thuận lợi hơn. Trong học tập có AI hỗ trợ cùng một hành vi có thể xuất phát từ những lý do khác nhau: tò mò, nhận thấy giá trị, đáp ứng yêu cầu hoặc lo ngại hệ quả. Một số nghiên cứu ở Việt Nam đã xem xét động cơ sử dụng AI tạo sinh bằng SDT, TAM hoặc UGT (Lê Công Minh và cộng sự, 2024; Lê Thị Mỹ Danh và cộng sự, 2026). Trong hai công trình được dẫn, động cơ học tập với AI chưa được phân biệt theo 5 dạng của AIMS để xem xét mối liên hệ với tự điều chỉnh học tập có AI. Tự điều chỉnh học tập phản ánh cách người học đặt mục tiêu, theo dõi tiến trình, lựa chọn nguồn hỗ trợ và thay đổi chiến lược để hướng đến mục tiêu (Zimmerman, 2002). Trong môi trường có AI, SV còn phải đánh giá đầu ra của công cụ, kiểm chứng thông tin và thích ứng khi công nghệ hoặc yêu cầu nhiệm vụ thay đổi. SRAILS của Yurt (2025) tiếp cận tự điều chỉnh trong học tập dựa trên AI theo nhiều phương diện; nghiên cứu này lựa chọn ba nội dung gồm: Tự điều chỉnh siêu nhận thức, quản lý nguồn lực, thích ứng và linh hoạt công nghệ. Động cơ và tự điều chỉnh trả lời hai câu hỏi bổ sung: SV học với AI vì lý do gì và họ tổ chức việc học ra sao. Yurt (2025) phát triển SRAILS với các thành phần động cơ và chiến lược tự điều chỉnh trong cùng một cấu trúc đo lường; trong khi

Email: haohn.tali035@pg.hcmue.edu.vn

đó, AIMS phân biệt 5 dạng động cơ học tập với AI theo SDT. Nghiên cứu này trình bày động cơ, tự điều chỉnh và cuối cùng phân tích mối liên hệ giữa 5 dạng động cơ với ba phương diện tự điều chỉnh. Kết quả được hiểu trong phạm vi dữ liệu cắt ngang, không theo hướng nhân quả.

2. Đối tượng và phương pháp nghiên cứu

2.1. Khách thể nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng thiết kế định lượng cắt ngang và chọn mẫu thuận tiện. Khảo sát chính thức được thực hiện trực tuyến trong giai đoạn từ tháng 6–8/2026, tiếp cận SV tại các cơ sở giáo dục đại học khu vực phía Nam qua các kênh trực tuyến và mạng lưới học tập. Điều kiện tham gia gồm đang là SV đã từng sử dụng AI trong học tập và đồng ý tham gia nghiên cứu. Từ 565 phản hồi ban đầu, nghiên cứu loại 41 trường hợp có độ biến thiên phản hồi rất thấp ($SD_ALL \leq 0,01$) và 29 trường hợp có xác suất Mahalanobis $P_Maha \leq 0,001$; hai nhóm loại trừ không chồng lấn. Mẫu phân tích cuối cùng gồm 495 SV (87,6% phản hồi ban đầu), trong đó có 290 nữ (58,6%) và 205 nam (41,4%); 276 SV trường công lập (55,8%) và 219 SV trường tư thục (44,2%). Về tần suất sử dụng AI: thường xuyên 335 SV (67,7%), luôn luôn 60 (12,1%), thỉnh thoảng 89 (18,0%) và hiếm khi 11 (2,2%).

2.2. Công cụ khảo sát

Trước khảo sát chính thức, quy trình thích nghi công cụ gồm các bước: hai bản dịch xuôi ngược lập; tổng hợp bản dịch; dịch ngược độc lập; đối chiếu với bản gốc; và rà soát chuyên môn. Bản tiếng Việt sau đó được thử nghiệm nhận thức và nhận góp ý từ một giáo viên tiếng Anh, hai SV và một thạc sĩ Tâm lý học trước khi tinh chỉnh cho khảo sát thử. AIMS được điều chỉnh từ 7 xuống 5 mức phản hồi để thống nhất định dạng bảng hỏi, trong khi SRAILS giữ thang 5 mức của công cụ gốc.

Động cơ học tập với AI được đo bằng AIMS của Li và cộng sự (2025), gồm 20 mệnh đề chia đều cho 5 tiểu thang: động cơ nội tại, điều chỉnh đồng nhất, điều chỉnh nội nhập, điều chỉnh bên ngoài và vô động cơ. Phiên bản sử dụng trong nghiên cứu trả lời theo 5 mức: 1 - Hoàn toàn không đồng ý; 2 - Không đồng ý; 3 - Phân vân; 4 - Đồng ý; 5 - Hoàn toàn đồng ý. Điểm được tính riêng theo từng tiểu thang, không cộng thành điểm động cơ chung. Trên mẫu $N = 495$, CFA của mô hình năm nhân tố cho $\chi^2(160) = 669,289$; CFI = 0,940; TLI = 0,929; RMSEA = 0,080; SRMR = 0,057; tải nhân tố chuẩn hóa dao động 0,786–0,886. Mô hình này phù hợp dữ liệu tốt hơn rõ rệt so với mô hình ba nhân tố (CFI = 0,906; TLI = 0,894; RMSEA = 0,098; SRMR = 0,069) và mô hình một nhân tố (CFI = 0,554; TLI = 0,501; RMSEA = 0,213; SRMR = 0,195). CR của 5 tiểu thang đều trên 0,90 và AVE đều trên 0,69; HTMT cao nhất ở cặp điều chỉnh nội nhập - điều chỉnh bên ngoài là 0,895, cho thấy giá trị hội tụ tốt và giá trị phân biệt nhìn chung còn được duy trì, dù một số dạng động cơ liên kế có mức chồng lấn cao.

Tự điều chỉnh trong học tập với AI được khảo sát bằng 17 mệnh đề thuộc ba tiểu thang được lựa chọn từ SRAILS của Yurt (2025): tự điều chỉnh siêu nhận thức (7 mệnh đề), quản lý nguồn lực (5 mệnh đề) và thích ứng và linh hoạt công nghệ (Technological Adaptation and Flexibility, TAF; 5 mệnh đề). Các mệnh đề được trả lời theo 5 mức tần suất: 1 - Không bao giờ; 2 - Hiếm khi; 3 - Thỉnh thoảng; 4 - Thường xuyên; 5 - Luôn luôn. Điểm được tính riêng cho từng phương diện, không sử dụng điểm tổng SRAILS.

Với phạm vi sử dụng trong bài, 17 mệnh đề SRAILS được kiểm tra theo mô hình ba nhân tố trên mẫu $N = 495$. CFA cho $\chi^2(116) = 348,013$; CFI = 0,965; TLI = 0,959; RMSEA = 0,064; SRMR = 0,036; tải chuẩn hóa từ 0,641 đến 0,868, cho thấy mức phù hợp tổng thể tốt.

2.3. Phương pháp xử lý số liệu

Dữ liệu được xử lý bằng SPSS 27 và AMOS. Thống kê mô tả gồm tần số, tỷ lệ, điểm trung bình (ĐTB) và độ lệch chuẩn (ĐLC). Độ nhất quán nội tại được xem xét bằng Cronbach's alpha. ANOVA lặp lại được dùng để so sánh 5 dạng động cơ và ba phương diện tự điều chỉnh; kết quả được đọc theo hiệu chỉnh Greenhouse-Geisser khi giả định cầu phương bị vi phạm và dùng Bonferroni cho so sánh cặp. Trước phân tích tương quan, nghiên cứu xem xét phân phối điểm tiểu thang và sàng lọc ngoại lệ đa biến. Skewness của tám biến chính nằm trong khoảng -0,779 đến 0,607 và kurtosis từ -0,784 đến 1,340; với $N = 495$, mức lệch và độ nhọn này không cho thấy sai lệch nghiêm trọng. Các trường hợp ngoại lệ đa biến đã được sàng lọc bằng P_Maha trước khi phân tích. Vì vậy, Pearson được sử dụng để mô tả mức độ đồng biến tuyến

tính giữa các điểm tiểu thang; các hệ số không được diễn giải theo hướng nhân quả. Phân tích chính giữa 5 dạng AIMS và ba phương diện SRAILS gồm 15 hệ số tương quan. Để kiểm soát sai số loại I do thực hiện nhiều phép kiểm định, giá trị p của 15 hệ số này được hiệu chỉnh theo t Holm. Khoảng tin cậy 95% của các hệ số chính được ước lượng bằng biến đổi Fisher z. Ngưỡng ý nghĩa thống kê là $\alpha = 0,05$.

3. Kết quả và thảo luận

3.1. Động cơ học tập với AI của sinh viên

3.1.1. Mức độ biểu hiện của 5 dạng động cơ

Bảng 1: Mức độ biểu hiện của 5 dạng động cơ học tập với AI

Dạng động cơ	ĐTB	ĐLC	α	F	p	η^2
Động cơ nội tại	3,71	0,83	0,908	310,252	< 0,001	0,386
Điều chỉnh đồng nhất	3,68	0,88	0,901	—	—	—
Điều chỉnh nội nhập	2,82	1,13	0,907	—	—	—
Điều chỉnh bên ngoài	2,74	1,10	0,904	—	—	—

5 dạng động cơ có mức biểu hiện khác nhau có ý nghĩa thống kê, $F(2,324; 1148,155) = 310,252$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,386$. Động cơ nội tại có ĐTB = 3,71 (ĐLC = 0,83) và điều chỉnh đồng nhất có ĐTB = 3,68 (ĐLC = 0,88), cao hơn điều chỉnh nội nhập (ĐTB = 2,82), điều chỉnh bên ngoài (ĐTB = 2,74) và vô động cơ (ĐTB = 2,44). So sánh Bonferroni cho thấy động cơ nội tại và điều chỉnh đồng nhất không khác nhau có ý nghĩa ($p = 1,000$); điều chỉnh nội nhập và điều chỉnh bên ngoài cũng chưa khác nhau có ý nghĩa ($p = 0,108$), trong khi các cặp còn lại khác biệt có ý nghĩa. Kết quả cho thấy trong mẫu khảo sát, các lý do mang tính tự chủ nổi bật hơn các lý do gắn với sức ép hoặc trạng thái thiếu lý do rõ ràng. Kết quả phù hợp với cách tiếp cận của SDT và AIMS, trong đó hứng thú và sự tự nguyện thừa nhận giá trị đều thuộc nhóm lý do mang tính tự chủ (Li et al., 2025; Ryan & Deci, 2020). Howard và cộng sự (2021) cũng cho thấy động cơ nội tại và điều chỉnh đồng nhất thường gắn với những kết quả học tập thuận lợi.

3.1.2. Biểu hiện cụ thể của 5 dạng động cơ

Ở động cơ nội tại, sự thích thú và sức hấp dẫn của việc khám phá kiến thức cùng có ĐTB = 3,79; cảm giác vui đạt 3,66 và thỏa mãn đạt 3,59 (ĐLC = 0,93-0,96). Các biểu hiện khá gần nhau, cho thấy hứng thú với AI không chỉ nằm ở cảm giác vui mà còn ở sức hấp dẫn của hoạt động khám phá. Ở điều chỉnh đồng nhất, nhận định AI có thể nâng cao hiệu quả làm việc nổi bật nhất (ĐTB = 3,93; ĐLC = 0,93). Các biểu hiện về thành tích học tập, sự nghiệp tương lai và đối phó thử thách đạt ĐTB = 3,57–3,65. Giá trị của AI vì vậy được SV thừa nhận rõ nhất ở hiệu quả hiện tại, trong khi các mục tiêu dài hạn có mức phân tán lớn hơn. Điều chỉnh nội nhập có ĐTB từ 2,75 đến 2,87. Cao nhất là cảm giác xấu hổ nếu người khác cho rằng bản thân không có khả năng học với AI (ĐTB = 2,87), tiếp đến là tội lỗi nếu không học với AI (2,83), nghĩa vụ do kỳ vọng của người khác (2,82) và xấu hổ nếu bản thân không thể học với AI (2,75). Sức ép nội tâm hiện diện nhưng không có biểu hiện nào vượt trội rõ rệt. Ở điều chỉnh bên ngoài, cảm nhận “sẽ gặp rắc rối nếu không học với AI” cao nhất (ĐTB = 2,96), tiếp đến là quy tắc hoặc yêu cầu bắt buộc (2,81), không có lựa chọn khác (2,66) và bị yêu cầu trực tiếp phải học với AI (2,52). Sức ép bên ngoài trong mẫu vì vậy thể hiện nhiều hơn qua hệ quả và chuẩn mực của bối cảnh học tập hơn là mệnh lệnh trực tiếp.

Với vô động cơ, “không biết mình đạt được gì từ việc học với AI” có ĐTB = 2,64, cao hơn “không thấy lý do cần học với AI” (2,51), “học với AI là vô nghĩa” (2,31) và “lãng phí thời gian” (2,28). Vô động cơ trong mẫu nghiêng nhiều hơn về sự chưa rõ mục đích hoặc kết quả của hoạt động, thay vì phủ nhận hoàn toàn giá trị của AI.

3.2. Tự điều chỉnh trong học tập với AI của sinh viên

3.2.1. Mức độ của ba phương diện tự điều chỉnh

Bảng 2: Mức độ ba phương diện tự điều chỉnh trong học tập với AI

Phương diện	ĐTB	ĐLC	α	F	p	η^2
Tự điều chỉnh siêu nhận thức	3,64	0,71	0,903	24,096	< 0,001	0,047
Quản lý nguồn lực	3,80	0,80	0,924	—	—	—
Thích ứng và linh hoạt công nghệ	3,77	0,79	0,919	—	—	—

Quản lý nguồn lực có ĐTB = 3,80 (ĐLC = 0,80), thích ứng và linh hoạt công nghệ có ĐTB = 3,77 (ĐLC = 0,79) và tự điều chỉnh siêu nhận thức có ĐTB = 3,64 (ĐLC = 0,71). ANOVA lặp lại cho thấy ba phương diện khác nhau có ý nghĩa, $F(1,736; 857,694) = 24,096$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,047$. Bonferroni cho thấy tự điều chỉnh siêu nhận thức thấp hơn hai phương diện còn lại ($p < 0,001$), còn quản lý nguồn lực và thích ứng và linh hoạt công nghệ không khác nhau có ý nghĩa ($p = 0,555$).

3.2.2. Biểu hiện cụ thể của ba phương diện tự điều chỉnh

Trong tự điều chỉnh siêu nhận thức, cao nhất là đối chiếu thông tin do AI tạo ra với nguồn đáng tin cậy khác (ĐTB = 3,84; ĐLC = 0,91), tiếp đến là tự đánh giá nội dung AI và điều chỉnh cách học (3,72), suy ngẫm về chiến lược hiệu quả (3,69), chuyển chiến lược khi cần (3,65) và kiểm soát xao nhãng (3,62). Đặt mục tiêu nhỏ đạt 3,56, còn liên tục tự đánh giá toàn bộ quá trình học thấp nhất (3,41). Như vậy, SV chủ động hơn khi phải đánh giá một đầu ra cụ thể của AI so với việc duy trì tự giám sát xuyên suốt quá trình học.

Ở quản lý nguồn lực, đánh giá độ tin cậy của nguồn đạt ĐTB = 3,84; so sánh nhiều nguồn 3,82; hình thành thói quen xác minh thông tin 3,80; tìm tài liệu bổ sung 3,79 và cẩn thận lựa chọn tài nguyên phù hợp 3,75 (ĐLC = 0,89–0,99). Các điểm số gần nhau cho thấy quản lý nguồn lực gồm một chuỗi hành vi từ lựa chọn, đánh giá độ tin cậy đến đối chiếu và bổ sung nguồn. Đây là mức tự báo cáo về tần suất, không phải thước đo hiệu suất kiểm chứng khách quan.

Ở thích ứng và linh hoạt công nghệ, sẵn sàng học hỏi và sử dụng công cụ AI mới có ĐTB = 3,81; khám phá, lựa chọn công cụ phù hợp và cởi mở với phương pháp học khác nhau cùng khoảng 3,80; thử giải pháp thay thế khi gặp vấn đề kỹ thuật đạt 3,74; nhanh chóng thích ứng với thay đổi công nghệ đạt 3,73 (ĐLC = 0,89–0,92). Kết quả phản ánh tính linh hoạt trong hoạt động học, không đồng nhất với mức thành thạo kỹ thuật nói chung.

3.3. Mối liên hệ giữa động cơ học tập với AI và tự điều chỉnh trong học tập với AI

Bảng 3: Tương quan Pearson giữa 5 dạng động cơ và ba phương diện tự điều chỉnh trong học tập với AI

Dạng động cơ	Tự điều chỉnh siêu nhận thức	Quản lý nguồn lực	Thích ứng và linh hoạt công nghệ
Động cơ nội tại	0,467**	0,404**	0,427**
Điều chỉnh đồng nhất	0,480**	0,398**	0,437**
Điều chỉnh nội nhập	0,234**	0,120**	0,154**
Điều chỉnh bên ngoài	0,267**	0,152**	0,196**
Vô động cơ	0,087	-0,051	-0,007

Ghi chú: ** $p < 0,01$ (hai phía); $N = 495$. Kết luận về 15 hệ số tương quan không thay đổi sau hiệu chỉnh Holm; ba hệ số của vô động cơ vẫn không có ý nghĩa thống kê. KTC 95% của các tương quan thuộc hai dạng động cơ tự chủ đều không chứa 0.

Xét về độ lớn hệ số ở mức mô tả, hai dạng động cơ tự chủ có các tương quan thuận lớn hơn với cả ba phương diện được đo. Động cơ nội tại tương quan với tự điều chỉnh siêu nhận thức, quản lý nguồn lực và thích ứng và linh hoạt công nghệ lần lượt ở $r = 0,467$; $0,404$; $0,427$; điều chỉnh đồng nhất có các hệ số $r = 0,480$; $0,398$; $0,437$. Các hệ số này cho thấy khi điểm động cơ tự chủ cao hơn, điểm ở ba phương diện tự điều chỉnh được khảo sát cũng có xu hướng cao hơn.

Điều chỉnh đồng nhất có quy mô hệ số tương quan gần với động cơ nội tại trên cả ba phương diện. Điều này phù hợp với SDT vì điều chỉnh đồng nhất tuy có nguồn gốc ngoại tại nhưng đã được người học nội hóa và tự nguyện xem là có giá trị (Ryan & Deci, 2020). Nói cách khác, kết quả không cho thấy chỉ hứng thú mới đi cùng tự điều chỉnh; việc tự nguyện thừa nhận giá trị của học tập với AI cũng có mẫu hình tương quan tương tự về mặt mô tả.

Về mặt mô tả, tự điều chỉnh siêu nhận thức có hệ số tương quan với động cơ nội tại ($r = 0,467$) và điều chỉnh đồng nhất ($r = 0,480$) nhỉnh hơn so với một số hệ số ở quản lý nguồn lực và thích ứng và linh hoạt công nghệ, dù ĐTB của siêu nhận thức thấp nhất trong ba phương diện. Hai kết quả không mâu thuẫn: ĐTB phản ánh tần suất chung của hành vi, còn tương quan phản ánh mức hai đặc điểm biến thiên cùng nhau giữa các cá nhân. Sự khác biệt giữa các hệ số tương quan phụ thuộc chưa được kiểm định trực tiếp, vì vậy không kết luận rằng một phương diện có liên hệ mạnh hơn có ý nghĩa thống kê so với phương diện khác.

Trong phạm vi ba phương diện được đo, quản lý nguồn lực, thích ứng và linh hoạt công nghệ thường thể hiện qua thao tác cụ thể như tìm thêm nguồn hoặc đổi công cụ, còn tự điều chỉnh siêu nhận thức đòi hỏi người học duy trì mục tiêu, theo dõi mức độ hiểu và tự đánh giá chiến lược.

Điều chỉnh nội nhập và điều chỉnh bên ngoài vẫn tương quan thuận với cả ba phương diện, với các hệ số lần lượt $r = 0,120-0,234$ và $r = 0,152-0,267$. Về mặt mô tả, các hệ số này nhỏ hơn các hệ số của động cơ nội tại và điều chỉnh đồng nhất. Điều này cho thấy nghĩa vụ hoặc yêu cầu học tập vẫn có thể đi cùng các hành vi như đặt mục tiêu, kiểm tra nguồn hoặc đổi công cụ nhưng nghiên cứu không kiểm định trực tiếp sự khác biệt giữa từng cặp hệ số tương quan nên không diễn giải chúng như khác biệt có ý nghĩa thống kê về “độ mạnh”.

Một hành vi tự điều chỉnh giống nhau vẫn có thể xuất phát từ các lý do khác nhau. SV có thể kiểm tra lại thông tin vì muốn hiểu đúng, vì xem kiểm chứng là cần thiết cho mục tiêu của mình hoặc vì giảm căng thẳng. Do đó, quan sát hành vi chưa đủ để suy ra chất lượng động cơ; thiết kế học tập có AI cần giúp người học hiểu ý nghĩa của việc kiểm chứng và tự đánh giá, thay vì chỉ thực hiện chúng như thủ tục.

Vô động cơ không có tương quan có ý nghĩa với tự điều chỉnh siêu nhận thức ($r = 0,087$; $p = 0,052$), quản lý nguồn lực ($r = -0,051$; $p = 0,254$), thích ứng và linh hoạt công nghệ ($r = -0,007$; $p = 0,876$) nên kỳ vọng về tương quan nghịch không được ủng hộ. Trong mẫu, biểu hiện nổi bật hơn của vô động cơ là “không biết mình đạt được gì từ việc học với AI”, còn các phát biểu phủ nhận mạnh như “vô nghĩa” hoặc “lãng phí thời gian” thấp hơn. Vì vậy, kết quả cho thấy SV có thể vẫn thực hiện một số hành vi tự điều chỉnh theo yêu cầu nhiệm vụ dù chưa xác định rõ giá trị cá nhân của việc học với AI.

Yurt (2025) phát triển SRAILS với các thành phần động cơ và tự điều chỉnh nhưng không trực tiếp kiểm định tương quan giữa 5 dạng động cơ của AIMS với ba phương diện được lựa chọn ở nghiên cứu này. Từ dữ liệu hiện tại, việc kết hợp hai công cụ giúp phân biệt mối liên hệ theo chất lượng động cơ ngoại tại: điều chỉnh đồng nhất liên hệ với tự điều chỉnh gần động cơ nội tại, còn điều chỉnh nội nhập và điều chỉnh bên ngoài thấp hơn. Điều này phù hợp với logic SDT/OIT về mức độ nội hóa của lý do hành động (Ryan & Deci, 2020).

Như bảng 4 cho thấy, quản lý nguồn lực, thích ứng và linh hoạt công nghệ liên hệ rất cao ($r = 0,858$). Vì vậy, khi đọc bảng 5 cần thận trọng: một phần mối liên hệ của động cơ với hai phương diện này có thể phản ánh vùng hành vi chung như tìm nguồn mới, kiểm tra đầu ra, đổi công cụ và điều chỉnh cách sử dụng AI. Nghiên cứu tiếp theo nên kiểm tra thêm giá trị phân biệt của RM và TAF trong mẫu SV Việt Nam.

Tổng hợp lại, lý do SV lựa chọn học với AI có mối liên hệ với cách họ tổ chức và tự điều chỉnh quá trình học tập trong phạm vi ba phương diện được khảo sát: tự điều chỉnh siêu nhận thức, quản lý nguồn lực, thích ứng và linh hoạt công nghệ. Về mặt mô tả, hai dạng động cơ tự chủ có các hệ số tương quan lớn hơn; các dạng bị kiểm soát vẫn liên hệ dương nhưng có hệ số nhỏ hơn, còn vô động cơ chưa cho thấy mối liên hệ có ý nghĩa. Kết quả nhấn mạnh rằng khi xem xét học tập với AI cần quan tâm đồng thời đến lý do SV lựa chọn học với AI và cách họ chủ động điều chỉnh hoạt động học ở những phương diện thực tế đã được đo lường, thay vì chỉ dựa vào tần suất sử dụng công cụ.

4. Kết luận và kiến nghị

4.1. Kết luận

Nghiên cứu cho thấy động cơ học tập với AI của SV nghiêng về hai dạng tự chủ: động cơ nội tại và điều chỉnh đồng nhất cao hơn điều chỉnh nội nhập, điều chỉnh bên ngoài và vô động cơ. Ở cấp độ biểu hiện, hứng thú, sức hấp dẫn của khám phá kiến thức và giá trị hiệu quả là những nội dung nổi bật; vô động cơ chủ yếu gắn với sự chưa rõ kết quả đạt được hơn là phủ nhận hoàn toàn giá trị của AI.

Trong ba phương diện tự điều chỉnh được lựa chọn từ SRAILS, quản lý nguồn lực, thích ứng và linh hoạt công nghệ có ĐTB cao hơn tự điều chỉnh siêu nhận thức. SV tự báo cáo tương đối thường xuyên việc đánh giá độ tin cậy, so sánh nguồn, xác minh thông tin và học công cụ mới; trong khi tự đánh giá liên tục toàn bộ quá trình học và đặt mục tiêu nhỏ ít nổi bật hơn. Quản lý nguồn lực, thích ứng và linh hoạt công nghệ tương quan rất cao, phù hợp với kết quả CFA cho thấy giá trị phân biệt giữa hai tiểu

thang còn hạn chế; vì vậy, kết luận chỉ áp dụng cho ba phương diện được khảo sát, không đại diện cho toàn bộ cấu trúc tự điều chỉnh học tập.

Trọng tâm của nghiên cứu nằm ở mối liên hệ giữa 5 dạng động cơ và ba phương diện tự điều chỉnh thực tế được đo lường. Động cơ nội tại và điều chỉnh đồng nhất có tương quan thuận với cả ba phương diện ($r = 0,398-0,480$); điều chỉnh nội nhập và điều chỉnh bên ngoài cũng tương quan thuận nhưng có hệ số nhỏ hơn về mặt mô tả ($r = 0,120-0,267$); vô động cơ không có mối liên hệ có ý nghĩa. Sau hiệu chỉnh Holm cho 15 phép kiểm định tương quan chính, kết luận về ý nghĩa thống kê không thay đổi.

4.2. Kiến nghị

Đối với SV, sử dụng AI nên gắn với mục tiêu học tập và giá trị mà bản thân tự nguyện thừa nhận, đồng thời duy trì các hành vi đặt mục tiêu, theo dõi mức độ hiểu, tự đánh giá nội dung AI, đối chiếu nguồn và điều chỉnh chiến lược. Đối với giảng viên và cơ sở giáo dục đại học, hoạt động có AI nên giúp SV hiểu mục đích của yêu cầu, có không gian lựa chọn hợp lý và thể hiện quá trình kiểm chứng, tự đánh giá thay vì chỉ nộp sản phẩm cuối cùng. Hướng dẫn sử dụng AI nên được kết hợp phát triển năng lực số với việc hỗ trợ động cơ tự chủ và các hành vi tự điều chỉnh nêu trên.

Nghiên cứu có một số giới hạn: mẫu thuận tiện ở khu vực phía Nam không đại diện cho toàn bộ SV Việt Nam; dữ liệu cắt ngang và tự báo cáo không cho phép suy luận nhân quả; AIMS được sử dụng với thang 5 mức thay vì 7 mức như bản gốc; tự điều chỉnh chỉ được khảo sát ở ba tiểu thang SRAILS. Nghiên cứu tiếp theo nên mở rộng mẫu, kết hợp dữ liệu hành vi, sử dụng thiết kế dọc hoặc can thiệp và tiếp tục kiểm định cấu trúc SRAILS trong bối cảnh Việt Nam.

Tài liệu tham khảo

- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, Article 43. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8>.
- Chính phủ. (2026). *Nghị định số 142/2026/NĐ-CP ngày 30/4/2026 quy định chi tiết một số điều và biện pháp thi hành Luật Trí tuệ nhân tạo*.
- Howard, J. L., Bureau, J., Guay, F., Chong, J. X. Y., & Ryan, R. M. (2021). Student motivation and associated outcomes: A meta-analysis from self-determination theory. *Perspectives on Psychological Science*, 16(6), 1300-1323. <https://doi.org/10.1177/1745691620966789>.
- Holm, S. (1979). A simple sequentially rejective multiple test procedure. *Scandinavian Journal of Statistics*, 6(2), 65-70.
- Hu, L.-T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>.
- International Test Commission. (2018). The ITC guidelines for translating and adapting tests (Second edition). *International Journal of Testing*, 18(2), 101-134. <https://doi.org/10.1080/15305058.2017.1398166>.
- 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, Article 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>.
- Lê Công Minh, Nguyễn Thị Mỹ Dung, Phạm Nguyễn Việt Hiếu, Nguyễn Trang Linh, Nguyễn Thị Ngọc Hân, & Hoàng Trọng (2024). The impact of students' using generative AI for learning on self-learning motivation: A study based on self-determination theory. In *Proceedings of the 2nd International Conference - Resilience by Technology and Design (RTD 2024)* (pp. 362-382). Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-583-6_19
- Lê Thị Mỹ Danh, Đỗ Nguyễn Hữu Trí, Trần Kiều My, Đặng Trung Văn, & Nguyễn Hồng Bảo Khanh (2026). Integrating TAM and UGT to explore students' motivation for using ChatGPT for learning in Vietnam. *Journal of Research in Innovative Teaching & Learning*, 19(1), 178-193. <https://doi.org/10.1108/JRIT-05-2024-0116>.
- Li, J., King, R. B., Chai, C. S., Zhai, X., & Lee, V. W. Y. (2025). The AI Motivation Scale (AIMS): a self-determination theory perspective. *Journal of Research on Technology in Education*, 58(5), 961-982. <https://doi.org/10.1080/15391523.2025.2478424>.
- Quốc hội. (2025). *Luật Trí tuệ nhân tạo*. Luật số 134/2025/QH15 ngày 10/12/2025.
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2020). Intrinsic and extrinsic motivation from a self-determination theory perspective: Definitions, theory, practices, and future directions. *Contemporary Educational Psychology*, 61, Article 101860. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2020.101860>.
- Thủ tướng Chính phủ (2022). *Quyết định số 131/QĐ-TTg ngày 25/01/2022 phê duyệt Đề án "Tăng cường ứng dụng công nghệ thông tin và chuyển đổi số trong giáo dục và đào tạo giai đoạn 2022-2025, định hướng đến năm 2030"*.
- Thủ tướng Chính phủ. (2026). *Quyết định số 1528/QĐ-TTg ngày 11/8/2026 phê duyệt Chương trình quốc gia phát triển nhân lực trí tuệ nhân tạo đến năm 2030, định hướng đến năm 2035*.
- Yurt, E. (2025). The self-regulation for AI-based learning scale: Psychometric properties and validation. *International Journal of Current Educational Studies*, 4(1), 95-118. <https://doi.org/10.46328/ijces.176>.
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64-70. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2.