NĂNG LỰC SỬ DỤNG AI VÀ NHẬN THỨC NGUY CƠ BỊ AI THAY THẾ Ở SINH VIÊN NĂM CUỐI: SO SÁNH THEO KHỐI NGÀNH, TẦN SUẤT SỬ DỤNG AI, GIỚI TÍNH VÀ ĐỊA BÀN

CHÂU NGỌC SƠN
SV TRẦN BẢO KIÊN
SV NGUYỄN CAO THANH THỦY
SV NGUYỄN NGỌC ĐIỀN
Trường Đại học Yersin Đà Lạt

Nhận bài ngày 20/9/2026. Sửa chữa xong 19/10/2026. Duyệt đăng 24/10/2026.

Abstract

This cross-sectional study examines self-assessed AI literacy and perceived risk of AI replacement among 647 final-year students from private universities in Vietnam's Central Highlands and Ho Chi Minh City. AI literacy was measured using the 12-item AILS, while replacement risk was assessed using a 10-item JIS measure. Data were analyzed using Welch tests, effect sizes, sensitivity analysis, equivalence testing, and general linear models. Mean scores were 4.78 (SD = 1.17) for AILS and 3.42 (SD = 0.85) for JIS. No significant differences were found by field of study, AI usage frequency, gender, or location. Equivalence tests supported similarity across gender and location, while adjusted models explained only 1.0% of AILS variance and 0.4% of JIS variance. The findings indicate that broad group characteristics have limited explanatory value. Student support should therefore prioritize meaningful AI experience, critical evaluation of AI outputs, and evidence-based career guidance.

Keywords: *AI literacy, final-year students, generative artificial intelligence, perceived AI replacement risk, university students.*

1. Đặt vấn đề

Trí tuệ nhân tạo tạo sinh đang mở rộng nhanh sang nhiều nhiệm vụ lao động trí óc, nhưng việc một nhiệm vụ chịu tác động của AI không đồng nghĩa với việc toàn bộ nghề nghiệp sẽ bị thay thế (Eloundou et al., 2024; Gmyrek et al., 2023). Sự phân biệt giữa tác động khách quan và cảm nhận chủ quan về nguy cơ đặc biệt quan trọng đối với sinh viên (SV) năm cuối - nhóm sắp bước vào thị trường lao động, có thể lo ngại về khả năng cạnh tranh khi tuyển dụng, giá trị của kỹ năng đang học hay khả năng kiểm soát tương lai nghề nghiệp, tùy theo năng lực sử dụng AI mà họ tin rằng mình có. Trong thực tiễn, các chương trình hỗ trợ năng lực AI hoặc tư vấn nghề nghiệp thường dựa trên nhãn nhóm: SV kỹ thuật được giả định thành thạo AI hơn, SV kinh tế hoặc xã hội lo ngại hơn, SV nữ hoặc ngoài đô thị lớn cần hỗ trợ nhiều hơn. Các giả định này hiếm khi được kiểm chứng trên SV Việt Nam từ khi AI tạo sinh trở nên phổ biến; nếu không đúng, nguồn lực hỗ trợ có thể bị phân bổ sai. Nghiên cứu có ba điểm mới. Thứ nhất, nghiên cứu xem xét đồng thời năng lực AI tự đánh giá (AILS) và nhận thức nguy cơ bị AI thay thế (JIS) ở SV năm cuối thuộc bốn khối ngành và hai địa bàn, trong đó Tây Nguyên còn ít được khảo sát. Thứ hai, kết quả "không khác biệt" được đánh giá bằng kích thước hiệu ứng, phân tích độ nhạy, kiểm định tương đương và mô hình điều chỉnh, nhằm phân biệt "chưa đủ bằng chứng về khác biệt" với "có bằng chứng về sự tương đồng". Thứ ba, nghiên cứu cung cấp cơ sở thực nghiệm để chuyển trọng tâm từ các đặc điểm nhóm rộng sang các biến gần với trải nghiệm AI của từng cá nhân. Nghiên cứu mang tính mô tả - so sánh, không suy luận nhân quả.

2. Tổng quan nghiên cứu và cơ sở lý thuyết

2.1. AI tạo sinh và thị trường lao động

Khác với cách tiếp cận ở cấp độ nghề (Frey & Osborne, 2017), cách tiếp cận theo nhiệm vụ cho rằng

Email: Soncn@yersin.edu.vn

công nghệ vừa thay thế, vừa bổ trợ và tạo ra nhiệm vụ mới (Acemoglu & Restrepo, 2019; Autor, 2015), với mức phơi nhiễm AI cao tập trung ở lao động trí óc có trình độ (Felten et al., 2021). Với các mô hình ngôn ngữ lớn, khoảng 80% lao động Mỹ có ít nhất 10% nhiệm vụ chịu ảnh hưởng nhưng chỉ khoảng 19% có từ một nửa số nhiệm vụ trở lên bị ảnh hưởng (Eloundou et al., 2024), và tác động chủ yếu là bổ trợ, trừ nhóm công việc văn phòng - hành chính (Gmyrek et al., 2023). AI tạo sinh làm tăng năng suất, nhất là ở người ít kinh nghiệm (Brynjolfsson et al., 2025; Noy & Zhang, 2023). Với SV sắp tốt nghiệp, điều này mang tính hai mặt: AI giúp thu hẹp khoảng cách kỹ năng nhưng cũng có thể làm giảm nhu cầu đối với các nhiệm vụ cấp độ đầu vào, nên nhận thức nguy cơ có thể phát triển độc lập với mức phơi nhiễm khách quan.

2.2. Nhận thức nguy cơ bị AI thay thế

Bất an việc làm là đánh giá chủ quan về mối đe dọa đối với tính liên tục hoặc những đặc điểm có giá trị của công việc (Shoss, 2017); theo lý thuyết đánh giá nhận thức, một tác nhân trở thành mối đe dọa khi cá nhân đánh giá yêu cầu của tình huống vượt quá nguồn lực đối phó của mình (Lazarus & Folkman, 1984). JIS được phát triển theo cách tiếp cận của Shoss (2017), chỉ rõ AI tạo sinh là nguồn nguy cơ và điều chỉnh cho người chưa tham gia thị trường lao động. Ở người lao động, nhận biết về AI, robot và thuật toán liên quan đến cam kết tổ chức thấp hơn và ý định nghỉ việc cao hơn (Brougham & Haar, 2018); ở SV, nhận thức về AI liên hệ với lo âu nghề nghiệp (Dağ et al., 2026), cảm nhận đe dọa từ AI được truyền dẫn qua cảm nhận khả năng kiểm soát và mất cân bằng nỗ lực - phần thưởng (Liang & Du, 2026), và áp lực bị AI thay thế liên quan đến hoạt động nghề nghiệp của SV sư phạm Việt Nam (Duc et al., 2025). Điểm chung là nhận thức nguy cơ gắn với đánh giá cá nhân hơn là với vị trí khách quan của ngành trên thang phơi nhiễm.

2.3. Năng lực AI tự đánh giá

AI literacy là tập hợp năng lực giúp cá nhân đánh giá phê phán, giao tiếp, hợp tác với AI và sử dụng AI như một công cụ (Long & Magerko, 2020; Ng et al., 2021); thang AILS của Wang và cộng sự (2023) đo bốn thành phần nhận biết, sử dụng, đánh giá và đạo đức. Phần lớn nghiên cứu về AI literacy ở bậc đại học dựa vào thang tự báo cáo (Laupichler et al., 2022), trong khi điểm kiểm tra khách quan chỉ tương quan ở mức trung bình với tự hiệu quả về AI ($r = 0,39$) (Hornberger et al., 2023). Vì vậy, nghiên cứu gọi điểm AILS là "năng lực AI tự đánh giá" và xem đây là một nguồn lực đối phó được cảm nhận, ảnh hưởng đến việc SV đánh giá AI là thách thức hay mối đe dọa.

2.4. Bằng chứng về khác biệt theo nhóm

Về khối ngành, SV kỹ thuật đạt điểm AI literacy cao hơn, chủ yếu so với SV khoa học xã hội (Hornberger et al., 2023), trong khi SV nhiều ngành dùng AI tạo sinh cho các nhiệm vụ tương tự như tìm ý tưởng, viết và tóm tắt (Chan & Hu, 2023; Ngo, 2023). Về tần suất, kinh nghiệm sử dụng củng cố cảm nhận về tính dễ sử dụng và hữu ích (Davis, 1989), nhưng khi tiếp cận đã phổ biến, khác biệt chuyển sang cách thức và chất lượng sử dụng (Van Deursen & Van Dijk, 2014). Về giới tính, lao động nữ tại Đan Mạch ít dùng ChatGPT cho công việc hơn nam (Humlum & Vestergaard, 2025) và nữ giới thường tự đánh giá kỹ năng số thấp hơn dù kỹ năng thực tế tương đương (Hargittai & Shafer, 2006), song phần lớn khác biệt tâm lý theo giới có quy mô nhỏ (Hyde, 2005). Về địa bàn, khoảng cách số giữa đô thị lớn và khu vực khác có thể đã thu hẹp khi mọi người tham gia đều đã dùng AI tạo sinh.

2.5. Khoảng trống và câu hỏi nghiên cứu

Như vậy, bằng chứng về khác biệt nhóm còn không nhất quán và thường chỉ dựa vào giá trị p, trong khi kết quả không có ý nghĩa thống kê không đồng nghĩa với không có khác biệt (Lakens, 2017); nghiên cứu tại Việt Nam thường giới hạn trong một ngành hoặc một trường; và năng lực AI với nhận thức nguy cơ thường được nghiên cứu tách rời. Nghiên cứu trả lời sáu câu hỏi về (RQ1) mức độ AILS và JIS của SV năm cuối; khác biệt của hai biến theo (RQ2) khối ngành, (RQ3) tần suất sử dụng AI tạo sinh, (RQ4) giới tính và (RQ5) địa bàn; và (RQ6) yếu tố nào còn liên hệ độc lập với AILS và JIS khi xem xét đồng thời bốn đặc điểm nhóm.

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Thiết kế và mẫu nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng thiết kế định lượng cắt ngang, là phân tích thứ cấp có mục tiêu riêng từ bộ dữ

liệu của một nghiên cứu lớn hơn về nhận thức nguy cơ AI và định hướng nghề nghiệp của SV năm cuối, chỉ tập trung vào AILS, JIS và bốn đặc điểm phân nhóm.

Khách thể là SV năm cuối hệ đại học chính quy tại một số trường đại học ngoài công lập ở Tây Nguyên và Thành phố Hồ Chí Minh, được tiếp cận theo phương pháp chọn mẫu thuận tiện. Tiêu chí tham gia gồm: đang học năm cuối; thuộc một trong hai địa bàn; đã sử dụng ít nhất một công cụ AI tạo sinh trong ba tháng gần nhất; và tự nguyện tham gia. Khảo sát thu được 700 phiếu; sau khi loại 27 trường hợp không phải SV năm cuối và 26 trường hợp chưa sử dụng AI tạo sinh, còn 647 quan sát hợp lệ.

3.2. Công cụ đo lường

Năng lực AI tự đánh giá được đo bằng Artificial Intelligence Literacy Scale của Wang và cộng sự (2023), gồm 12 biến quan sát thuộc bốn khía cạnh nhận biết, sử dụng, đánh giá và đạo đức, trả lời trên thang Likert 7 mức (1 = hoàn toàn không đồng ý; 7 = hoàn toàn đồng ý). Điểm AILS là trung bình các biến quan sát. Thang đo có độ tin cậy tốt với Cronbach's alpha = 0,927, McDonald's omega = 0,928 và AVE = 0,547.

Nhận thức nguy cơ bị AI thay thế (JIS) phản ánh mức độ SV tin rằng AI tạo sinh có thể làm giảm cơ hội việc làm, làm suy giảm giá trị kỹ năng chuyên môn hoặc làm gia tăng cảm giác thiếu kiểm soát trước tương lai nghề nghiệp. Thang gồm 10 biến quan sát trên Likert 5 mức; điểm cao hơn phản ánh nhận thức nguy cơ cao hơn. Độ tin cậy đạt Cronbach's alpha = 0,892, McDonald's omega = 0,892 và AVE = 0,497. JIS được diễn giải như nhận thức chủ quan, không phải thước đo xác suất bị tự động hóa.

3.3. Biến phân nhóm, thu thập dữ liệu và đạo đức nghiên cứu

Khối ngành gồm bốn nhóm: Kinh tế - Quản trị - Luật (27,4% mẫu), Kỹ thuật - Công nghệ thông tin (21,0%), Khoa học xã hội - Nhân văn - Sư phạm (26,7%) và Y Dược - Sức khỏe (24,9%); việc gộp thành nhóm lớn nhằm bảo đảm cỡ nhóm đủ cho so sánh, và biến này không đo mức độ AI được tích hợp trong từng môn học. Tần suất sử dụng AI tạo sinh gồm ba mức: vài lần mỗi tháng (28,6%), hàng tuần (41,3%) và gần như mỗi ngày (30,1%). Mẫu gồm 39,4% nam và 60,6% nữ; 35,7% học tại Tây Nguyên và 64,3% tại Thành phố Hồ Chí Minh. Cỡ mẫu của từng nhóm được trình bày tại Bảng 1.

Khảo sát được thực hiện từ tháng 5 đến giữa tháng 8 năm 2026. Người tham gia được thông tin về mục đích nghiên cứu và quyền tự nguyện trước khi trả lời. Dữ liệu được thu thập ẩn danh và chỉ báo cáo ở dạng tổng hợp; tên trường không được công bố nhằm hạn chế nguy cơ nhận diện lại cá nhân.

3.4. Phân tích dữ liệu

Phân tích gồm bốn bước. Thứ nhất, AILS và JIS được mô tả bằng trung bình và độ lệch chuẩn. Thứ hai, khác biệt giữa hai nhóm được kiểm định bằng Welch t-test và giữa ba hoặc bốn nhóm bằng Welch ANOVA, kèm Hedges' g và eta bình phương (η^2); phân tích hậu nghiệm Games-Howell được dự kiến khi kiểm định tổng thể có ý nghĩa. Thứ ba, hai mô hình tuyến tính tổng quát được ước lượng với AILS và JIS là biến phụ thuộc, đưa đồng thời bốn đặc điểm nhóm vào mô hình; các hệ số được diễn giải như mối liên hệ điều chỉnh, không phải tác động nhân quả.

Thứ tư, để diễn giải chính xác các kết quả không có ý nghĩa thống kê, nghiên cứu thực hiện phân tích độ nhạy nhằm xác định kích thước hiệu ứng nhỏ nhất mà mẫu có thể phát hiện ($\alpha = 0,05$; công suất 80%). Với so sánh hai nhóm, kiểm định tương đương theo thủ tục hai kiểm định một phía (TOST) được áp dụng (Lakens, 2017) với biên ±0,3 độ lệch chuẩn gộp và biên chặt hơn ±0,2 độ lệch chuẩn.

4. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

4.1. Kết quả nghiên cứu

4.1.1. Mức độ AILS và JIS

AILS của toàn mẫu đạt M = 4,78 (SD = 1,17) trên thang 1-7 và JIS đạt M = 3,42 (SD = 0,85) trên thang 1-5, tức năng lực AI tự đánh giá ở mức khá và nhận thức nguy cơ ở mức trung bình hơi cao. Chênh lệch trung bình giữa các nhóm đều nhỏ, tối đa 0,27 điểm với AILS (theo tần suất sử dụng AI) và 0,09 điểm với JIS (bảng 1).

Bảng 1: AILS và JIS theo các nhóm SV

Đặc điểm	Nhóm	n	AILS		JIS	
			M	SD	M	SD
Khối ngành	KT-QT-Luật	177	4,80	1,16	3,46	0,90
	Kỹ thuật-CNTT	136	4,82	1,18	3,37	0,87
	KHXH-NV-SP	173	4,79	1,17	3,43	0,81
	Y Dược-Sức khỏe	161	4,69	1,16	3,40	0,83
Tần suất AI	Vài lần/tháng	185	4,63	1,16	3,42	0,84
	Hàng tuần	267	4,79	1,19	3,41	0,86
	Gần như mỗi ngày	195	4,90	1,13	3,43	0,85
Giới tính	Nam	255	4,81	1,17	3,40	0,87
	Nữ	392	4,75	1,16	3,43	0,84
Địa bàn	Tây Nguyên	231	4,80	1,22	3,36	0,84
	TP.HCM	416	4,76	1,14	3,45	0,86

Ghi chú: AILS = năng lực AI tự đánh giá; JIS = nhận thức nguy cơ bị AI thay thế.

Nguồn: Kết quả xử lý dữ liệu nghiên cứu của tác giả.

4.1.2. Khác biệt theo khối ngành và tần suất sử dụng AI

Welch ANOVA không cho thấy khác biệt có ý nghĩa giữa bốn khối ngành về AILS, $F(3; 350{,}20) = 0{,}382$, $p = 0{,}766$, $\eta^2 = 0{,}002$, và về JIS, $F(3; 349{,}90) = 0{,}333$, $p = 0{,}801$, $\eta^2 = 0{,}002$. AILS tăng dần theo tần suất sử dụng AI nhưng khác biệt tổng thể chưa đạt ý nghĩa thống kê, $F(2; 408{,}13) = 2{,}496$, $p = 0{,}084$, $\eta^2 = 0{,}008$; JIS gần như không đổi giữa ba mức tần suất, $F(2; 406{,}61) = 0{,}053$, $p = 0{,}948$, $\eta^2 < 0{,}001$. Vì các kiểm định tổng thể không có ý nghĩa, không thực hiện phân tích hậu nghiệm.

4.1.3. Khác biệt theo giới tính và địa bàn

Không có khác biệt có ý nghĩa giữa nam và nữ về AILS, Welch $t(538{,}70) = 0{,}636$, $p = 0{,}525$, $g = 0{,}051$, và về JIS, $t(529{,}45) = -0{,}455$, $p = 0{,}649$, $g = -0{,}037$. AILS của SV Tây Nguyên và Thành phố Hồ Chí Minh gần như tương đương, $t(448{,}98) = 0{,}433$, $p = 0{,}665$, $g = 0{,}036$; JIS tại Tây Nguyên thấp hơn nhẹ nhưng không có ý nghĩa, $t(484{,}43) = -1{,}250$, $p = 0{,}212$, $g = -0{,}102$.

4.1.4. Phân tích điều chỉnh đa biến

Khi đưa đồng thời bốn đặc điểm nhóm vào mô hình, cả mô hình AILS, $F(7; 639) = 0{,}925$, $p = 0{,}486$, $R^2 = 0{,}010$, và mô hình JIS, $F(7; 639) = 0{,}409$, $p = 0{,}897$, $R^2 = 0{,}004$, đều không có ý nghĩa thống kê. Ở kiểm định omnibus, không yếu tố nào đạt ý nghĩa; p thấp nhất thuộc về tần suất sử dụng AI đối với AILS, $F(2; 639) = 2{,}203$, $p = 0{,}111$, và địa bàn đối với JIS, $F(1; 639) = 1{,}366$, $p = 0{,}243$, còn các yếu tố khác đều có $p > 0{,}5$. Như vậy, bốn đặc điểm nhóm chỉ giải thích khoảng 1,0% phương sai AILS và 0,4% phương sai JIS.

4.1.5. Phân tích độ nhạy và kiểm định tương đương

Với $n = 647$, mẫu đủ khả năng phát hiện khác biệt từ $\eta^2 \approx 0{,}017$ giữa bốn khối ngành, $\eta^2 \approx 0{,}015$ giữa ba mức tần suất và $d \approx 0{,}23$ giữa hai nhóm giới tính hoặc địa bàn; mọi hiệu ứng quan sát được (η^2 từ dưới 0,001 đến 0,008; $|g|$ từ 0,036 đến 0,102) đều thấp hơn các ngưỡng này. Với biên ±0,3 độ lệch chuẩn, cả bốn so sánh hai nhóm đều tương đương: AILS theo giới tính ($p = 0{,}001$), JIS theo giới tính ($p < 0{,}001$), AILS theo địa bàn ($p < 0{,}001$) và JIS theo địa bàn ($p = 0{,}009$). Với biên ±0,2 độ lệch chuẩn, ba so sánh vẫn tương đương, riêng JIS theo địa bàn không đạt ($p = 0{,}124$; KTC 90% của chênh lệch [-0,21; 0,03]).

4.2. Thảo luận

4.2.1. Ý nghĩa của sự tương đồng giữa các nhóm

Điểm nổi bật của kết quả là mức độ tương đồng cao về AILS và JIS giữa các nhóm SV. Ba lớp bằng chứng cho thấy đây là sự tương đồng thực chất chứ không chỉ là thiếu bằng chứng về khác biệt: mọi hiệu ứng đều dưới ngưỡng mà mẫu có thể phát hiện; khác biệt theo giới tính và địa bàn, nếu có, nhỏ hơn 0,3 độ lệch chuẩn - mức khó biện minh cho chương trình hỗ trợ riêng theo nhóm; và kết quả

không đổi khi điều chỉnh đồng thời bốn đặc điểm nhóm. Tuy nhiên, tương đồng giữa các nhóm không có nghĩa SV đồng nhất: hơn 99% biến thiên nằm trong nội bộ từng nhóm, nên đơn vị can thiệp phù hợp là cá nhân, không phải nhãn nhóm. Mặt khác, việc chỉ chọn người đã dùng AI tạo sinh và bối cảnh cùng là trường ngoài công lập có thể làm thu hẹp khác biệt, nên kết luận về sự tương đồng chỉ áp dụng cho SV đã có trải nghiệm AI trong bối cảnh tương tự.

4.2.2. Khối ngành và tần suất sử dụng AI

JIS không khác biệt theo khối ngành dù các ngành có mức phơi nhiễm AI khách quan rất khác nhau (Eloundou et al., 2024; Felten et al., 2021). AILS cũng không khác biệt, trái với lợi thế của SV kỹ thuật trên bài kiểm tra khách quan (Hornberger et al., 2023), có thể do AILS là thang tự đánh giá và AI tạo sinh dạng hội thoại đã hạ thấp rào cản kỹ thuật. Khi SV nhiều ngành dùng AI cho các nhiệm vụ học tập tương tự (Chan & Hu, 2023), tên khối ngành khó phản ánh loại nhiệm vụ, yêu cầu môn học hay mức hướng dẫn của giảng viên. Tần suất sử dụng có xu hướng rõ nhất đối với AILS nhưng chưa đủ bằng chứng để kết luận, phù hợp với quan điểm AI literacy không đồng nhất với số lần sử dụng (Wang et al., 2023) và luận điểm về khoảng cách số cấp độ hai (Van Deursen & Van Dijk, 2014); dữ liệu cắt ngang cũng không cho biết dùng AI thường xuyên làm tăng cảm nhận năng lực hay ngược lại. JIS gần như không đổi theo tần suất, cho thấy tiếp xúc nhiều hơn với công cụ không tự động làm thay đổi cảm nhận nguy cơ nghề nghiệp.

4.2.3. Giới tính và địa bàn

Sự tương đồng theo giới tính phù hợp với giả thuyết tương đồng giới (Hyde, 2005) nhưng khác với bằng chứng về khoảng cách giới trong sử dụng ChatGPT (Humlum & Vestergaard, 2025) và tự đánh giá kỹ năng số (Hargittai & Shafer, 2006), có thể do khi mọi SV đều đã dùng AI tạo sinh, khoảng cách tiếp cận và tự tin ban đầu đã thu hẹp. Tương tự, địa bàn không nên được dùng làm biến đại diện cho năng lực AI. Riêng JIS theo địa bàn chưa đạt tương đương ở biên chặt, nên không thể loại trừ một chênh lệch rất nhỏ theo hướng SV Thành phố Hồ Chí Minh lo ngại hơn, có thể do mức cạnh tranh việc làm cao hơn ở đô thị lớn.

4.2.4. Hàm ý lý thuyết

Kết quả có ba hàm ý lý thuyết. Thứ nhất, nhận thức nguy cơ bị AI thay thế nên được xem như một đánh giá nhận thức ở cấp độ cá nhân (Lazarus & Folkman, 1984; Shoss, 2017): mức JIS tương đồng giữa các ngành có mức phơi nhiễm khác nhau gợi ý rằng cảm nhận nguy cơ mang tính lan tỏa, chịu ảnh hưởng của diễn ngôn chung về AI hơn là thông tin cụ thể về nghề nghiệp. Thứ hai, khối ngành, giới tính và địa bàn có thể là biến xa, chỉ tác động thông qua các biến gần như chất lượng sử dụng AI, năng lực kiểm chứng đầu ra, cảm nhận khả năng kiểm soát (Liang & Du, 2026) và hiểu biết về mức phơi nhiễm của nghề dự kiến; đây nên là trọng tâm của các mô hình tiếp theo. Thứ ba, việc báo cáo kích thước hiệu ứng, phân tích độ nhạy và kiểm định tương đương giúp biến một "kết quả âm tính" thành bằng chứng hữu ích cho lý thuyết và chính sách.

4.2.5. Hàm ý thực tiễn

Các trường đại học không nên mặc định khối ngành, giới tính hoặc địa bàn nào cần hỗ trợ AI nhiều hơn, mà nên xây dựng nền tảng năng lực AI tối thiểu cho toàn bộ SV - lựa chọn công cụ, kiểm chứng độ chính xác, nhận diện giới hạn, bảo vệ dữ liệu và sử dụng có trách nhiệm - rồi phân hóa theo năng lực thực tế, xác định bằng thang tự báo cáo kết hợp nhiệm vụ thực hành ngắn. Giảng viên có thể tích hợp bài tập yêu cầu SV đối chiếu, phản biện và cải tiến đầu ra của AI thay vì chỉ khuyến khích sử dụng nhiều hơn. Đối với JIS, hoạt động hướng nghiệp nên cung cấp thông tin dựa trên bằng chứng về những nhiệm vụ trong từng nghề có thể được tự động hóa, bổ trợ hoặc tái cấu trúc, giúp SV xây dựng chiến lược thích ứng thay vì nhìn AI như một nguy cơ chung.

4.3. Hạn chế và hướng nghiên cứu tiếp theo

Nghiên cứu có một số giới hạn. Thiết kế cắt ngang không cho phép suy luận nhân quả, và AILS là thang tự báo cáo nên có thể không phản ánh đầy đủ năng lực thực hành. Mẫu phi xác suất gồm SV một số trường ngoài công lập ở hai địa bàn và không bao gồm người chưa từng dùng AI tạo sinh, nên kết quả không nhằm suy rộng cho toàn bộ SV Việt Nam. Khối ngành và tần suất sử dụng là các chỉ báo rộng, và kiểm định tương đương chỉ áp dụng cho so sánh hai nhóm. Nghiên cứu tiếp theo nên mở rộng

sang trường công lập và nhiều địa bàn hơn, bổ sung thước đo hành vi và biến gần với trải nghiệm AI, sử dụng thiết kế theo dõi dọc và mô hình đa mức.

5. Kết luận

Ở 647 SV năm cuối tại một số trường đại học ngoài công lập ở Tây Nguyên và Thành phố Hồ Chí Minh, năng lực AI tự đánh giá và nhận thức nguy cơ bị AI thay thế không khác biệt có ý nghĩa theo khối ngành, tần suất sử dụng AI, giới tính hoặc địa bàn; phân tích độ nhạy và kiểm định tương đương ủng hộ cách hiểu đây là sự tương đồng chứ không chỉ là thiếu bằng chứng về khác biệt. Các nhãn phân nhóm rộng vì vậy có giá trị giải thích hạn chế, và trọng tâm lý thuyết cũng như thực tiễn nên chuyển sang các chỉ báo gần với trải nghiệm cá nhân, đặc biệt là chất lượng sử dụng AI, khả năng đánh giá đầu ra và nguồn lực thích ứng nghề nghiệp.

Tài liệu tham khảo

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives, 33*(2), 3–30. https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3.

Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives, 29*(3), 3–30. https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3.

Brougham, D., & Haar, J. (2018). Smart technology, artificial intelligence, robotics, and algorithms (STARA): Employees' perceptions of our future workplace. *Journal of Management & Organization, 24*(2), 239–257.

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics, 140*(2), 889–942.

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.

Dağ, E., Nal, M., Topuz, İ., Kılınç, H., Demir, Y., & Bektaş, G. (2026). Artificial intelligence perceptions and career anxiety among health sciences students. *Scientific Reports, 16*, Article 14781. https://doi.org/10.1038/s41598-026-42030-z.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly, 13*(3), 319–340.

Duc, N. M., Trang, V. T., Tuoi, T. T., Hanh, P. T. H., & Tuan, N. M. (2025). The impact of pressure from being replaced by artificial intelligence on the career activities of pre-service teachers. *Journal of Technology and Science Education, 15*(3), 662–678.

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science, 384*(6702), 1306–1308.

Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal, 42*(12), 2195–2217.

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change, 114*, 254–280.

Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). *Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality* (ILO Working Paper No. 96). International Labour Organization.

Hargittai, E., & Shafer, S. (2006). Differences in actual and perceived online skills: The role of gender. *Social Science Quarterly, 87*(2), 432–448.

Hornberger, M., Bewersdorff, A., & Nerdel, C. (2023). What do university students know about artificial intelligence? Development and validation of an AI literacy test. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 5*, Article 100165.

Humlum, A., & Vestergaard, E. (2025). The unequal adoption of ChatGPT exacerbates existing inequalities among workers. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 122*(1), Article e2414972121.

Hyde, J. S. (2005). The gender similarities hypothesis. *American Psychologist, 60*(6), 581–592.

Lakens, D. (2017). Equivalence tests: A practical primer for *t* tests, correlations, and meta-analyses. *Social Psychological and Personality Science, 8*(4), 355–362.

Laupichler, M. C., Aster, A., Schirch, J., & Raupach, T. (2022). Artificial intelligence literacy in higher and adult education: A scoping literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 3*, Article 100101.

Lazarus, R. S., & Folkman, S. (1984). *Stress, appraisal, and coping*. Springer.

Liang, Y., & Du, J. (2026). Mechanisms underlying university students' perceived AI threat: The mediating roles of perceived controllability and perceived effort–reward imbalance. *Frontiers in Psychology, 17*, Article 1875419.

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–16). Association for Computing Machinery.

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, Article 100041.

Ngo, T. T. A. (2023). The perception by university students of the use of ChatGPT in education. *International Journal of Emerging Technologies in Learning, 18*(17), 4–19.

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science, 381*(6654), 187–192.

Shoss, M. K. (2017). Job insecurity: An integrative review and agenda for future research. *Journal of Management, 43*(6), 1911–1939. https://doi.org/10.1177/0149206317691574.

Van Deursen, A. J. A. M., & Van Dijk, J. A. G. M. (2014). The digital divide shifts to differences in usage. *New Media & Society, 16*(3), 507–526.

Wang, B., Rau, P.-L. P., & Yuan, T. (2023). Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology, 42*(9), 1324–1337. https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768.