ẢNH HƯỞNG CỦA AI TẠO SINH VÀ AI GIẢI THÍCH ĐẾN SỰ CHẤP NHẬN FINTECH XANH

TS. Nguyễn Văn Thọ* - TS. Bùi Hữu Đông* - TS. Lê Thị Thanh Huyền*

Mặc dù Explainable AI (XAI) và Generative AI (Gen AI) đang định hình lại dịch vụ Fintech, các nghiên cứu hiện có chủ yếu xem xét riêng lẻ hai loại hình này và ít kiểm chứng vai trò điều tiết của năng lực sử dụng AI tại các nền kinh tế mới nổi. Nghiên cứu này tích hợp XAI và Gen AI trong khung Stimulus-Organism-Response (S-O-R) để giải thích cơ chế chấp nhận Fintech tại Việt Nam, dựa trên dữ liệu khảo sát 415 người dùng và phân tích bằng mô hình cấu trúc tuyến tính (SEM). Kết quả cho thấy tính cá nhân hóa là yếu tố tác động mạnh nhất đến cảm nhận chất lượng AI, tiếp theo là chất lượng hệ thống và chất lượng thông tin. Cảm nhận chất lượng AI tác động mạnh đến ý định chấp nhận Fintech với vai trò điều tiết tích cực của năng lực sử dụng AI. Nghiên cứu mở rộng khung S-O-R trong bối cảnh AI-Fintech và đề xuất hàm ý quản trị cho doanh nghiệp tại các thị trường mới nổi.

• Từ khóa: *chấp nhận fintech; trí tuệ nhân tạo giải thích (XAI); trí tuệ nhân tạo tạo sinh (Gen AI); cá nhân hóa; năng lực tự hiệu quả về AI.*

Although Explainable AI (XAI) and Generative AI (Gen AI) are reshaping Fintech services, existing studies primarily examine these two types individually and rarely test the moderating role of AI adoption in emerging economies. This study integrates XAI and Gen AI within a Stimulus-Organism-Response (S-O-R) framework to explain the mechanisms of Fintech adoption in Vietnam, based on survey data from 415 users and analysis using structural equation modeling (SEM). The results show that personalization is the strongest influencing factor on perceived AI quality, followed by system quality and information quality. Perceived AI quality strongly impacts the intention to adopt Fintech, with the positive moderating role of AI adoption. The study expands the S-O-R framework in the context of AI-Fintech and proposes governance implications for businesses in emerging markets.

• Key words: *fintech adoption; explanatory artificial intelligence (XAI); generative artificial intelligence (Gen AI); personalization; AI self-efficacy.*

Ngày nhận bài: 27/02/2026
Ngày gửi phản biện: 26/3/2026
Ngày duyệt đăng: 10/4/2026

DOI: https://doi.org/10.71374/jfarv.v26.i311.50

1. Giới thiệu

Sự bùng nổ của trí tuệ nhân tạo (AI) đã tái định nghĩa bối cảnh Fintech, trong đó Gen AI và XAI là hai trụ cột chính (Tho & Thanh, 2024). Tuy nhiên, tại các thị trường mới nổi như Việt Nam, việc chấp nhận AI-Fintech vẫn gặp rào cản về niềm tin. Các nghiên cứu dựa trên mô hình TAM truyền thống bộc lộ hạn chế khi chưa xem xét thuật toán như một thực thể ra quyết định và thường tách rời XAI với Gen AI (Shin, 2021; Dwivedi và cộng sự, 2023). Nghiên cứu này xác định ba khoảng trống: sự thiếu hụt mô hình tích hợp cả hai loại AI, chưa kết hợp các biến tâm lý đặc thù như quyền riêng tư, và thiếu kiểm định vai trò điều tiết của năng lực sử dụng AI (AI self-efficacy). Để giải quyết, nghiên cứu đề xuất khung lý thuyết S-O-R: chất lượng XAI và Gen AI là kích thích (S); quyền riêng tư và cá nhân hóa là cơ thể (O); ý định chấp nhận Fintech là phản hồi (R), với AI self-efficacy là biến điều tiết. Nghiên cứu tập trung vào ba mục tiêu: (1) đánh giá tác động của thông tin, hệ thống, quyền riêng tư và cá nhân hóa đến cảm nhận chất lượng AI; (2) phân tích cơ chế thúc đẩy ý định sử dụng Fintech; (3) kiểm chứng vai trò điều tiết của AI self-efficacy.

2. Cơ sở lý thuyết và giả thuyết nghiên cứu

2.1. Chất lượng thông tin, chất lượng hệ thống của XAI và Gen AI được cảm nhận

Trong hệ sinh thái XAI và Gen AI, chất lượng thông tin và chất lượng hệ thống đóng vai trò then chốt trong việc xây dựng lòng tin và thúc đẩy chấp nhận của người dùng. Chất lượng thông tin bao quát tính chính xác, phù hợp và kịp thời của kết quả AI, hỗ trợ ra quyết định dựa trên dữ liệu và củng cố niềm tin số. Monteiro và cộng sự (2023) chỉ ra chất lượng thông tin tốt cải thiện tỷ lệ chấp nhận AI, trong khi Wongsim và Gao (2011) nhấn mạnh tầm quan trọng đối với sự tự tin người dùng nguyên lý có thể mở

** Trường Đại học Ngân hàng Thành phố Hồ Chí Minh (HUB); Liên hệ: thonv@hub.edu.vn*

rộng sang XAI và Gen AI.

Chất lượng hệ thống liên quan đến hiệu suất, độ tin cậy và khả năng sử dụng của nền tảng AI. Hệ thống mạnh và thân thiện gia tăng hài lòng và ý định sử dụng (Lutfi và cộng sự, 2022); trải nghiệm mượt mà và nhất quán làm niềm tin vào AI tăng đáng kể. Meske và cộng sự (2022) lập luận các khía cạnh cốt lõi của XAI gắn chặt với cả chất lượng hệ thống và thông tin. Khi cả hai yếu tố đều mạnh, người dùng có xu hướng tin tưởng và chấp nhận AI nhiều hơn.

Dựa trên những lập luận này, các giả thuyết sau được đề xuất:

H1: Chất lượng thông tin có tác động tích cực đến sự cảm nhận về XAI và Gen AI.

H2: Chất lượng hệ thống có tác động tích cực đến sự cảm nhận về XAI và Gen AI.

2.2. Lo ngại quyền riêng tư và tính cá nhân hóa của XAI và Gen AI được cảm nhận

Lo ngại quyền riêng tư phản ánh nhận thức rủi ro về thu thập, lưu trữ và sử dụng dữ liệu cá nhân (Dinev & Hart, 2006; Smith và cộng sự, 2011). Trong các hệ thống AI dựa vào dữ liệu, lo ngại này làm giảm đánh giá chất lượng: khi dữ liệu có thể bị khai thác, người dùng hình thành thái độ hoài nghi và đánh giá AI thấp hơn (Kim và cộng sự, 2020; Chen và cộng sự, 2023). Giả thuyết được điều chỉnh theo hướng tiêu cực để phù hợp lý thuyết rủi ro cảm nhận. Theo Self-Determination Theory (Deci & Ryan, 2000), cá nhân hóa đáp ứng ba nhu cầu tâm lý: tự chủ, năng lực và liên kết. Personalization còn tạo psychological ownership cảm giác "sở hữu" trải nghiệm dẫn đến đánh giá tích cực về công nghệ (Pierce và cộng sự, 2003; Pappas và cộng sự, 2016). Đây là lý do personalization nổi lên như động lực mạnh nhất (β = 0,433), vượt các yếu tố kỹ thuật.

Dựa trên cơ sở đó, nghiên cứu đề xuất:

H3: Lo ngại quyền riêng tư có tác động tiêu cực đến sự cảm nhận về XAI và Gen AI.

H4: Tính cá nhân hóa có tác động tích cực đến sự cảm nhận về XAI và Gen AI.

2.3. Sự cảm nhận chất lượng XAI và Gen AI dẫn đến sự chấp nhận Fintech

Trong các mô hình chấp nhận công nghệ, chất lượng hệ thống là tiền đề then chốt thúc đẩy ý định hành vi. Với Fintech, chất lượng XAI cung cấp các phản hồi có ý nghĩa, giúp tăng sự tự tin và giảm hoài nghi cho người dùng (Hoffman và cộng sự, 2023), đồng thời là đòn bẩy thúc đẩy chuyển đổi số (Shin, 2021). Song song đó, chất lượng Gen AI tối ưu hóa trải nghiệm quản lý tài chính cá nhân thông qua tương tác thông minh. Sự hài lòng về giải pháp từ Gen AI là động lực trực tiếp để khách hàng tích hợp Fintech vào đời sống (Dwivedi và cộng sự, 2023). Do đó, chất lượng cảm nhận về XAI và Gen AI tác động trực tiếp đến ý định sử dụng. Từ đó, nghiên cứu đề xuất các giả thuyết sau:

H5: Cảm nhận chất lượng XAI và Gen AI có tác động tích cực đến ý định chấp nhận Fintech.

2.4. Vai trò điều tiết của năng lực sử dụng AI trong mối quan hệ giữa cảm nhận chất lượng XAI và Gen AI đối với việc chấp nhận Fintech

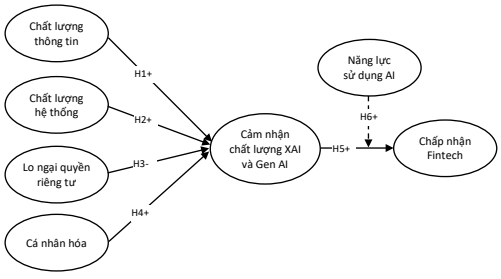
Năng lực sử dụng AI phản ánh niềm tin cá nhân vào khả năng tương tác với hệ thống AI (Wang và cộng sự, 2023). Trong nghiên cứu này, đây là biến điều tiết then chốt tác động đến ý định hành vi. Cụ thể, người dùng có năng lực cao thường khai thác tối đa lợi ích từ XAI và Gen AI nhờ khả năng xử lý thông tin và sự tự tin kỹ thuật, từ đó củng cố ý định chấp nhận Fintech. Ngược lại, ở nhóm năng lực hạn chế, tác động này suy giảm do họ khó cảm nhận đầy đủ giá trị của các tính năng giải thích hay cá nhân hóa (Shin, 2021). Dựa trên lý thuyết về sự tự tin năng lực, cá nhân chỉ thực hiện hành vi khi tin rằng mình kiểm soát được công nghệ. Vì vậy, năng lực sử dụng AI sẽ khuếch đại tác động tích cực của chất lượng hệ thống lên ý định hành vi người dùng. Do đó các giả thuyết sau đây được đề xuất:

H6: Năng lực sử dụng AI điều tiết tích cực mối quan hệ giữa chất lượng XAI, Gen AI và ý định chấp nhận Fintech.

3. Mô hình nghiên cứu

Mô hình được xây dựng trên sự tích hợp khung S-O-R với các lý thuyết kinh điển như TAM và ISS (Hình 1).

Hình 1. Mô hình nghiên cứu được đề xuất



4. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu khảo sát trực tuyến người dùng Fintech Việt Nam (11/2025–01/2026), thu được 415 mẫu hợp lệ, đáp ứng tiêu chuẩn phân tích SEM (Hair và cộng sự, 2014). Để kiểm soát sai lệch phương

pháp chung (CMB), nghiên cứu áp dụng các biện pháp thủ tục và kiểm định Harman's single-factor theo Podsakoff và cộng sự (2003). Kết quả phương sai trích đạt 27,99% (<50%), khẳng định CMB không đáng kể. Ngoài ra, các chỉ số VIF đều nhỏ hơn 5, xác nhận dữ liệu không vi phạm hiện tượng đa cộng tuyến (Hair và cộng sự, 2019).

5. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

5.1. Đánh giá mô hình đo lường

Các thang đo đạt giá trị hội tụ với hệ số tải nhân tố 0,528–0,857 (>0,5). Độ tin cậy Cronbach's Alpha (0,811–0,860) và CR (0,817–0,861) đều vượt ngưỡng 0,7. Chỉ số AVE đạt 0,530–0,580 (>0,5), xác nhận giá trị hội tụ và tính nhất quán nội tại đạt chuẩn để kiểm định mô hình cấu trúc (Bảng 2).

Bảng 1. Kết quả phân tích dữ liệu mô hình đo lường

Nhân tố	Chỉ mục	Hệ số tải	α	CR	AVE
Cảm nhận chất lượng XAI và Gen AI (PQ)	PQ1	0.717	0.811	0.817	0.530
	PQ2	0.824			
	PQ3	0.819			
	PQ4	0.723			
Chất lượng hệ thống (SQ)	SQ1	0.785	0.846	0.847	0.580
	SQ2	0.773			
	SQ3	0.759			
	SQ4	0.695			
Chất lượng thông tin (IQ)	IQ1	0.665	0.860	0.861	0.555
	IQ2	0.709			
	IQ3	0.857			
	IQ4	0.856			
	IQ5	0.528			
Tính cá nhân hóa (PERS)	PERS1	0.629	0.841	0.842	0.571
	PERS2	0.848			
	PERS3	0.642			
	PERS4	0.736			
Lo ngại quyền riêng tư (PC)	PC1	0.736	0.815	0.817	0.529
	PC2	0.641			
	PC3	0.706			
	PC4	0.728			
Năng lực sử dụng AI (ASE)	ASE1	0.812	0.866	0.820	0.534
	ASE2	0.710			
	ASE3	0.719			
	ASE4	0.677			
Chấp nhận Fintech (FINA)	FINA1	0.611	0.850	0.850	0.586
	FINA2	0.755			
	FINA3	0.646			
	FINA4	0.817			

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu với SPSS và AMOS

Theo tiêu chuẩn Fornell-Larcker, giá trị phân biệt được xác lập khi căn bậc hai của phương sai trích trung bình của mỗi nhân tố lớn hơn tất cả các hệ số tương quan giữa nhân tố đó với các nhân tố khác trong mô hình. Kết quả Bảng 3 cho thấy các khái niệm trong nghiên cứu có sự phân biệt rõ rệt về mặt giá trị lý thuyết và thực nghiệm.

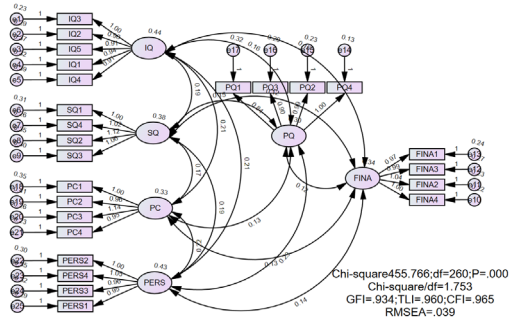
Bảng 2. Kết quả kiểm định giá trị phân biệt

	IQ	SQ	FINA	PQ	PC	PERS
IQ	0.745					
SQ	0.458***	0.761				
FINA	0.398***	0.325***	0.766			
PQ	0.434***	0.433***	0.373***	0.728		
PC	0.552***	0.480***	0.373***	0.419***	0.727	
PERS	0.487***	0.470***	0.358***	0.639***	0.575***	0.755

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu với AMOS

Kết quả phân tích CFA cho thấy mô hình đo lường đạt độ phù hợp rất cao với dữ liệu khảo sát. Cụ thể, các chỉ số quan trọng đều vượt ngưỡng tiêu chuẩn định mức: chỉ số Chi-square/df đạt 1.753 (nhỏ hơn ngưỡng 3); chỉ số phù hợp (GFI) đạt 0,934; chỉ số tương thích so sánh (CFI) đạt 0,965 và chỉ số TLI đạt 0,960 (tất cả đều lớn hơn 0,9). Ngoài ra, chỉ số căn bậc hai sai số trung bình bình phương (RMSEA) có giá trị 0,039, thấp hơn rất nhiều so với ngưỡng giới hạn 0,08 (Hình 2).

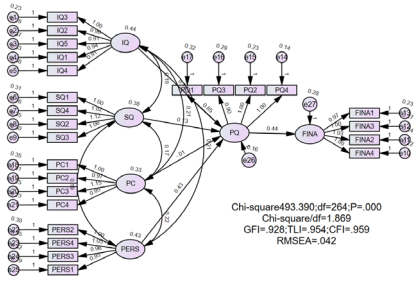
Hình 2. Mô hình CFA



Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu với AMOS

5.2. Đánh giá mô hình cấu trúc và giả thuyết nghiên cứu

Hình 3. Mô hình SEM



Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu với AMOS

Kết quả phân tích SEM cho thấy mô hình phù hợp tốt với dữ liệu thực nghiệm. Đáng chú ý, tính cá nhân hóa tác động mạnh nhất đến cảm nhận chất lượng AI (β = 0,433; p < 0,001), khẳng định người dùng ưu tiên giá trị thực tiễn hơn các đặc tính kỹ thuật thuần túy. Bên cạnh đó, chất lượng hệ thống (β = 0,126) và chất lượng thông tin (β = 0,116) vẫn có tác động tích cực đáng kể, đóng vai trò là nền tảng vận hành ổn định. Ngược lại, lo ngại quyền riêng tư không có ý nghĩa thống kê β = -0,006; p = 0,925), củng cố lý thuyết "Nghịch lý quyền riêng tư" (Norberg và cộng sự, 2007; Kokolakis, 2017). Phát hiện này cho thấy người dùng sẵn sàng chia sẻ dữ liệu để đổi lấy lợi ích cá nhân hóa, đồng thời gợi ý lo ngại quyền riêng tư có thể tác động trực tiếp đến

ý định hành vi thay vì qua biến trung gian.

Bảng 3. Kết quả phân tích đường dẫn

Mối quan hệ			Trọng số	S.E.	C.R.	P	R^2	Kết luận
PQ	<---	IQ	.116	.048	2.412	.016	.461	Chấp nhận
PQ	<---	SQ	.126	.049	2.566	.010		Chấp nhận
PQ	***<---***	***PC***	***-.006***	***.062***	***-.095***	***.925***		***Bác bỏ***
PQ	<---	PERS	.433	.055	7.872	***		Chấp nhận
FINA	<---	PQ	.436	.057	7.679	***	0.570	Chấp nhận

Chú thích: $f^2 \geq 0.02$: nhỏ; ≥ 0.15: trung bình; ≥ 0.35: lớn (Cohen, 1988)

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu với AMOS

5.3. Vai trò điều tiết của năng lực sử dụng AI

Kết quả phân tích qua SPSS xác nhận năng lực sử dụng AI điều tiết tích cực mối quan hệ giữa chất lượng AI và ý định chấp nhận Fintech (β < 0,05). Với vai trò "bộ lọc nhận thức", năng lực cao giúp người dùng làm chủ tính năng cá nhân hóa và thấu hiểu giải thích từ XAI, từ đó thúc đẩy việc chấp nhận dịch vụ. Ngược lại, năng lực thấp tạo ra sự e dè, làm giảm hiệu quả các cải tiến công nghệ. Điều này đòi hỏi doanh nghiệp Fintech cần kết hợp nâng cấp thuật toán với đào tạo người dùng để tối ưu hóa sự tự tin tương tác.

5.4. Thảo luận

Về tính cá nhân hóa, kết quả β = 0,433 cho thấy yếu tố này ảnh hưởng mạnh hơn đáng kể so với các mô hình TAM truyền thống vốn đề cao PU/PEU. Phát hiện này ủng hộ xu hướng chuyển dịch trong y văn mới, khẳng định trong kỷ nguyên AI, trải nghiệm cá nhân hóa là "kích thích tâm lý" then chốt, giúp mở rộng khung S-O-R sang bối cảnh AI-Fintech. Về nghịch lý quyền riêng tư, mối quan hệ PC → PQ không đạt ý nghĩa thống kê (β = -0,006). Người dùng trẻ tại thị trường mới nổi như Việt Nam có xu hướng ưu tiên tiện ích cá nhân hóa hơn lo ngại về dữ liệu. Về vai trò điều tiết, kết quả ủng hộ Wang và cộng sự (2023) nhưng làm rõ thêm trong bối cảnh Fintech: năng lực sử dụng AI (AI Self-efficacy) đóng vai trò khuếch đại hơn là tiền tố trực tiếp như trong lĩnh vực e-learning. Cuối cùng, việc tích hợp XAI và Gen AI vào khung S-O-R đã đóng góp vào việc mở rộng lý thuyết này từ bối cảnh thị giác truyền thống sang bối cảnh tương tác AI hiện đại.

6. Kết luận và hàm ý

Nghiên cứu mang lại những đóng góp quan trọng về lý thuyết và thực tiễn trong bối cảnh AI-Fintech. Về mặt lý thuyết, nghiên cứu mở rộng khung S-O-R (Mehrabian & Russell, 1974) bằng cách tích hợp đồng thời XAI và Gen AI, qua đó khắc phục hạn chế của các nghiên cứu đơn lẻ trước đây (Shin, 2021; Dwivedi và cộng sự, 2023). Kết quả cũng cung cấp bằng chứng thực nghiệm về "Nghịch lý quyền riêng tư" (Norberg và cộng sự, 2007) và xác nhận vai trò điều tiết của năng lực sử dụng AI (β = 0,249), giúp củng cố lý thuyết Self-Efficacy (Bandura, 1997) trong lĩnh vực tài chính.

Về hàm ý quản trị, các doanh nghiệp Fintech nên ưu tiên chiến lược cá nhân hóa thông qua Gen AI (β = 0,433), đồng thời duy trì nền tảng chất lượng hệ thống và thông tin ổn định. Việc nâng cao năng lực sử dụng AI cho khách hàng thông qua giao diện thân thiện và minh bạch hóa chính sách dữ liệu theo Nghị định 13/2023/NĐ-CP là cần thiết để khuếch đại ý định chấp nhận và bảo vệ niềm tin người dùng.

Tài liệu tham khảo:

Bandura, A. (1997). Self-efficacy: The exercise of control. W. H. Freeman.

Barth, S., & de Jong, M. D. T. (2017). The privacy paradox. Telematics and Informatics, 34(7), 1038-1058. https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.04.013

Brislin, R. W. (1970). Back-translation for cross-cultural research. Journal of Cross-Cultural Psychology, 1(3), 185-216. https://doi.org/10.1177/135910457000100301

Chai, C. S., Lin, P. Y., Jong, M. S. Y., Dai, Y., Chiu, T. K. F., & Huang, B. (2023). Factors influencing students behavioral intention to continue AI learning. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 33, 1050-1077. https://doi.org/10.1007/s40593-023-00347-y

Chen, Y., Wang, Y., Nevo, S., Benitez, J., & Kou, G. (2023). Improving strategic flexibility with information technologies. Journal of Information Technology, 38(1), 10-30. https://doi.org/10.1177/02683962221083228

Cohen, J. (1988). Statistical power analysis for the behavioral sciences (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.

Dahlberg, T., Guo, J., & Ondrus, J. (2015). A critical review of mobile payment research. Electronic Commerce Research and Applications, 14(5), 265-284. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2015.07.006

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

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The what and why of goal pursuits. Psychological Inquiry, 11(4), 227-268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_01

DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. Journal of Management Information Systems, 19(4), 9-30. https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748

Dinev, T., & Hart, P. (2006). An extended privacy calculus model for e-commerce transactions. Information Systems Research, 17(1), 61-80. https://doi.org/10.1287/isre.1060.0080

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., ... Wright, R. (2023). So what if ChatGPT wrote it? International Journal of Information Management, 71, 102642. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642

Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. Journal of Marketing Research, 18(1), 39-50. https://doi.org/10.1177/002224378101800104

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). Multivariate data analysis (7th ed.). Pearson Education.

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. European Business Review, 31(1), 2-24. https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203

Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity. Journal of the Academy of Marketing Science, 43(1), 115-135. https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8

Hoffman, R. R., Mueller, S. T., Klein, G., & Litman, J. (2023). Metrics for explainable AI: Challenges and prospects. Frontiers in Computer Science, 5, 1-15. https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1105651

Jacoby, J. (2002). Stimulus-organism-response reconsidered. Journal of Consumer Psychology, 12(1), 51-57. https://doi.org/10.1207/S15327663JCP1201_05

Kim, D., Park, K., Park, Y., & Ahn, J. H. (2020). Willingness to provide personal information: Perspective of privacy calculus in IoT services. Computers in Human Behavior, 92, 273-281. https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.11.022

Kokolakis, S. (2017). Privacy attitudes and privacy behaviour: A review of current research on the privacy paradox phenomenon. Computers and Security, 64, 122-134. https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.07.002

Komiak, S. X., & Benbasat, I. (2006). The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents. MIS Quarterly, 30(4), 941-960. https://doi.org/10.2307/25148760

Liu, Y., & Yao, L. (2022). The impact of AI-based service quality on user satisfaction. Journal of Retailing and Consumer Services, 65, 102867. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102867

Lutfi, A., Al-Okaily, M., Alsyouf, A., Alsaad, A., & Tahat, Y. (2022). The role of system and information quality in the adoption of Fintech. Decision Science Letters, 11(1), 55-70. https://doi.org/10.5267/j.dsl.2021.9.001

Mehrabian, A., & Russell, J. A. (1974). An approach to environmental psychology. MIT Press.

Meske, C., Bunde, E., Schneider, J., & Gerber, M. (2022). Explainable artificial intelligence: Objectives, stakeholders, and future research opportunities. Information Systems Management, 39(1), 53-63. https://doi.org/10.1080/10580530.2020.1849465

Monteiro, A., Costa, C. J., & Aparicio, M. (2023). AI adoption in financial services: Exploring information quality factors. Journal of Innovation and Knowledge, 8(3), 100383. https://doi.org/10.1016/j.jik.2023.100383

Norberg, P. A., Horne, D. R., & Horne, D. A. (2007). The privacy paradox: Personal information disclosure intentions versus behaviors. Journal of Consumer Affairs, 41(1), 100-126. https://doi.org/10.1111/j.1745-6606.2006.00070.x

Pappas, I. O., Kourouthanassis, P. E., Giannakos, M. N., & Chrissikopoulos, V. (2016). Explaining online shopping behavior with fsQCA. Journal of Business Research, 69(2), 794-803. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.010

Pierce, J. L., Kostova, T., & Dirks, K. T. (2003). The state of psychological ownership. Review of General Psychology, 7(1), 84-107. https://doi.org/10.1037/1089-2680.7.1.84

Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research. Journal of Applied Psychology, 88(5), 879-903. https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879

Shin, D. (2021). The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance. International Journal of Human-Computer Studies, 146, 102551. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102551

Shin, D. (2024). How to advance AI explainability and accountability: A design approach. Telecommunications Policy, 48(2), 102711. https://doi.org/10.1016/j.telpol.2023.102711

Smith, H. J., Dinev, T., & Xu, H. (2011). Information privacy research: An interdisciplinary review. MIS Quarterly, 35(4), 989-1015. https://doi.org/10.2307/41409970

Tho, N. V., & Thanh, N. T. (2024). Artificial intelligence and user experience in Fintech: A systematic review. HUB Journal of Economics and Business.

Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. Decision Sciences, 39(2), 273-315. https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x

Wang, B., Li, Y., & Zhang, R. (2023). AI self-efficacy and user adoption: The moderating role of technical support. Information and Management, 60(4), 103783. https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103783

Wongsim, M., & Gao, J. (2011). Exploring information quality in accounting information systems adoption. Communications of the IBIMA, 2011, Article 683574. https://doi.org/10.5171/2011.683574

Zhao, Y., & Yu, L. (2021). Privacy concerns in mobile payment adoption. Electronic Commerce Research and Applications, 49, 101082. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2021.101082