



THÚC ĐẨY HIỆU QUẢ VẬN HÀNH TẠI CÁC NGÂN HÀNG THƯƠNG MẠI VIỆT NAM: VAI TRÒ CỦA AI-CRM VÀ RA QUYẾT ĐỊNH TỰ ĐỘNG
ENHANCING OPERATIONAL EFFICIENCY IN VIETNAMESE COMMERCIAL BANKS: THE ROLE OF AI-CRM AND AUTOMATED DECISION MAKING

Lữ Hữu Chí*, Phạm Xuân Kiên

Trường Đại học Ngân hàng Thành phố Hồ Chí Minh

*luhuuchi.pm@gmail.com

Ngày nhận bài:

08/5/2026

Ngày chấp nhận đăng:

22/9/2026

Keywords: AI-CRM, Automated decision making, Commercial banks, Operational efficiency, Vietnam.

Từ khóa: AI-CRM; Hiệu quả vận hành; Ngân hàng thương mại; Ra quyết định tự động; Việt Nam.

ABSTRACT

The study investigates the impact of AI-Integrated Customer Relationship Management (AI-CRM) and Automated Decision Making on Operational Efficiency in Vietnamese commercial banks. Grounded in the Resource-Based View (RBV) and Dynamic Capabilities theory, data collected via convenience sampling from management teams at 12 major banks were analyzed using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Empirical results indicate that AI-CRM is a powerful direct driver of operational efficiency and a key precursor to automated decision-making capabilities. However, within the scope of the study sample, the degree of automation in managerial decisions contributes only modestly to overall operational performance. These preliminary findings may reflect a situation in which banks effectively use AI-CRM for task support but remain relatively limited in fully delegating decision-making authority to algorithms. The study recommends that banks proactively restructure their decision-making governance to optimize the potential of AI, while highlighting the necessity of in-depth research to further elucidate automation mechanisms in the future.

TÓM TẮT

Nghiên cứu này khám phá tác động của hệ thống Quản trị quan hệ khách hàng tích hợp trí tuệ nhân tạo (AI-CRM) và Ra quyết định tự động đến Hiệu quả vận hành tại các ngân hàng thương mại Việt Nam. Dựa trên khung lý thuyết dựa trên nguồn lực (RBV) và lý thuyết năng lực động (Dynamic Capabilities), dữ liệu được thu thập theo phương pháp lấy mẫu thuận tiện từ đội ngũ quản lý tại 12 ngân hàng lớn được phân tích bằng mô hình cấu trúc tuyến tính (PLS-SEM). Kết quả thực nghiệm khẳng định AI-CRM là động lực trực tiếp và mạnh mẽ thúc đẩy hiệu quả vận hành, đồng thời là tiền đề kích thích khả năng ra quyết định tự động. Tuy nhiên, kết quả trong giới hạn phạm vi mẫu nghiên cứu cho thấy mức độ tự động hóa trong các quyết định quản trị hiện chỉ đóng góp một phần khiêm tốn vào hiệu suất hoạt động chung. Kết quả bước đầu này có thể phản ánh thực trạng các ngân hàng đang khai thác tốt AI-CRM ở khía cạnh hỗ trợ tác vụ trực tiếp, nhưng vẫn còn tương đối hạn chế khi trao quyền tự quyết hoàn toàn cho thuật toán trong quản trị. Nghiên cứu khuyến nghị các ngân hàng cần chủ động tái cấu trúc quy trình phân cấp quyết định để tối ưu hóa tiềm năng của AI, đồng thời gợi mở sự cần thiết của các nghiên cứu chuyên sâu nhằm làm rõ cơ chế tự động hóa trong tương lai.

1. Giới thiệu

Trong làn sóng đổi mới công nghệ và chuyển đổi số đang tái định hình ngành ngân hàng, việc tích hợp Trí tuệ nhân tạo (AI) vào hệ thống Quản trị quan hệ khách hàng (AI-CRM) đã trở thành một chiến lược tất yếu nhằm tối ưu hóa hiệu quả vận hành (Operational Efficiency - OP) tại các ngân hàng thương mại (NHTM) (Chatterjee và cộng sự, 2022; Nguyen & Lu, 2023). Đối với nền kinh tế đang phát triển năng động như Việt Nam, AI-CRM không còn đơn thuần là công cụ xử lý giao dịch mà đã chuyển mình thành một tài sản chiến lược, cho phép các ngân hàng khai thác dữ liệu để tinh gọn bộ máy và nâng cao năng suất hoạt động (Nguyen & Lu, 2024; Phan và cộng sự, 2022). Tuy nhiên, bất chấp mức độ đầu tư vào hạ tầng công nghệ ngày càng lớn, mối liên kết giữa năng lực AI-CRM và hiệu quả vận hành thực tế vẫn là câu hỏi mở đối với ngành ngân hàng và đòi hỏi một sự giải mã về cơ chế qua đó chuyển hóa AI-CRM bên trong tổ chức (Kumar & Shankar, 2025; Mokha & Kumar, 2024).

Qua lăng kính Lý thuyết dựa trên nguồn lực (RBV), công nghệ được xem là nguồn lực quan trọng nhưng không tự thân tạo ra lợi thế nếu thiếu đi sự kết hợp với các quy trình quản trị nội tại (Barney, 1991; Lu, 2025; Lu & Nguyen, 2026). Một số nghiên cứu cho rằng “hộp đen” giữa đầu tư công nghệ và hiệu quả vận hành có thể được giải thích thông qua khả năng chuyển đổi dữ liệu thành các hành động thực thi hiệu quả (Lữ Hữu Chí và cộng sự, 2026; Morgan & Hunt, 1994; Nguyen & Lu, 2024). Trong môi trường ngân hàng số, “Ra quyết định tự động” (Automated Decision Making - MD) có thể xem như một mắt xích trung gian quan trọng có thể giúp chuyển đổi năng lực phân tích của AI-CRM thành các quyết định quản trị chuẩn xác và tức thời, từ đó loại bỏ các rào cản về độ trễ và sai sót do yếu tố con người (Chatterjee và cộng sự, 2020, 2022). Dẫu vậy, tại thị trường Việt Nam với quy trình phê duyệt truyền thống vẫn còn hiện hữu (Lữ Hữu Chí, 2026; Nguyễn Đức Trung & Lữ Hữu Chí, 2023), việc liệu công nghệ AI có thực sự được trao quyền ra quyết định để tạo ra hiệu quả vận hành vượt trội hay không vẫn là một vấn đề bỏ ngỏ cần được kiểm chứng thực tế.

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm mục tiêu lấp đầy khoảng trống lý thuyết bằng việc kiểm định tác động của AI-CRM đến hiệu quả vận hành và ra quyết định tự động tại các NHTM Việt Nam. Thứ nhất, nghiên cứu mở rộng góc nhìn quản trị thông qua việc kết hợp Lý thuyết dựa trên nguồn lực và Lý thuyết Năng lực động vào bối cảnh vận hành ngân hàng. Theo đó, hệ thống AI-CRM đóng vai trò là nguồn lực công nghệ chiến lược, thúc đẩy sự hình thành của “năng lực động” là quá trình tự động hóa các quyết định nội bộ, và từ đó dẫn dắt kết quả đầu ra là hiệu quả vận hành. Thứ hai, nghiên cứu làm sáng tỏ vai trò đồng thời của cả năng lực công nghệ lẫn sự thay đổi trong quy trình ra quyết định đối với hiệu quả vận hành, thay vì chỉ đánh giá đơn lẻ dưới góc độ đầu tư hạ tầng công nghệ thuần túy như nhiều nghiên cứu trước đây. Thứ ba, nghiên cứu cung cấp bằng chứng thực nghiệm quan trọng tại thị trường Việt Nam, chỉ ra vai trò quan trọng của hệ thống AI-CRM đối với hiệu quả vận hành. Đồng thời, dựa trên phạm vi mẫu khảo sát, kết quả cũng cho thấy mức độ đóng góp tương đối khiêm tốn của việc tự động hóa ra quyết định. Điều này phần nào phản ánh thực trạng các NHTM đang khai thác rất tốt AI-CRM ở khía cạnh tối ưu hóa tác vụ trực tiếp, nhưng còn khá e ngại trong việc trao quyền tự quyết hoàn toàn cho thuật toán trong quản trị.

Kết quả nghiên cứu mang lại hàm ý thực tiễn quan trọng cho các nhà lãnh đạo ngân hàng trong việc định hình lại quá trình chuyển đổi số. Việc nhận diện được vai trò và giới hạn của việc ra quyết định tự động sẽ giúp các ngân hàng không chỉ tập trung vào đầu tư hạ tầng AI mà còn chú trọng đến việc tái cấu trúc quy trình phân cấp quyết định nhằm tối ưu hóa năng suất và lợi thế cạnh tranh trong một thị trường tài chính ngày càng khốc liệt.

2. Tổng quan nghiên cứu

2.1 Cơ sở lý thuyết

Nghiên cứu này được xây dựng trên sự kết hợp giữa Lý thuyết dựa trên nguồn lực (Resource-Based View - RBV) và Lý thuyết Năng lực động (Dynamic Capabilities Theory) để giải thích cách thức một hệ thống công nghệ như AI-CRM chuyển hóa thành hiệu quả vận hành vượt trội. Theo quan điểm của RBV (Barney, 1991), một tổ chức có thể đạt được lợi thế cạnh tranh bền vững khi sở hữu các nguồn lực có giá trị, hiếm, khó bắt chước và không thể thay thế (VRIN). Trong bối cảnh ngân hàng hiện đại, AI-CRM không chỉ đơn thuần là một phần mềm quản lý mà đóng vai trò như một nguồn lực chiến lược cho phép các NHTM khai thác dữ liệu khách hàng nhằm tối ưu hóa các quy trình nội tại (Chatterjee và cộng sự, 2022; Kumar & Shankar, 2025; Nguyen & Lu, 2024). Tuy nhiên, RBV cũng nhấn mạnh rằng bản thân nguồn lực công nghệ sẽ không mang lại giá trị nếu thiếu đi khả năng tích hợp và vận hành phù hợp trong cấu trúc tổ chức. Do vậy, nghiên cứu tích hợp thêm Lý thuyết Năng lực động để khóa lấp khoảng trống này, làm rõ cơ chế chuyển hóa nguồn lực công nghệ thành lợi thế vận hành thực tiễn.

Theo đó, Lý thuyết Năng lực động nhấn mạnh vào khả năng của tổ chức trong việc tích hợp, xây dựng và tái cấu trúc các năng lực nội tại để đáp ứng nhanh chóng với môi trường kinh doanh đầy biến động (Teece và cộng sự, 1997). Dưới lăng kính này, hệ thống AI-CRM đóng vai trò như một trong số “nguồn lực công nghệ lõi”, cung cấp dữ liệu lớn và các thuật toán thông minh. Nguồn lực này trực tiếp thúc đẩy và định hình một “năng lực động” mới của tổ chức, cụ thể là quá trình Ra quyết định tự động (Automated Decision Making - MD). MD phản ánh năng lực hấp thụ và ứng dụng công nghệ của ngân hàng nhằm thay đổi phương thức xử lý thông tin truyền thống sang tự động hóa. Cuối cùng, chính năng lực ra quyết định nhanh chóng, linh hoạt và dựa trên dữ liệu này sẽ trực tiếp dẫn đến kết quả đầu ra là Hiệu quả vận hành (Operational Efficiency). Chính sự kết hợp giữa RBV và Lý thuyết Năng lực động cho phép nghiên cứu không chỉ đánh giá tác động trực tiếp của công nghệ mà còn hiểu được cách thức qua đó trí tuệ nhân tạo tác động đến các hoạt động ngân hàng để tạo ra giá trị kinh tế bền vững (Chatterjee và cộng sự, 2022; Davenport & Ronanki, 2018).

2.2 Giả thuyết nghiên cứu

2.2.1 AI-CRM và ra quyết định tự động

Mối quan hệ giữa năng lực công nghệ và khả năng ra quyết định có thể xem là một trong những vấn đề then chốt trong quản trị ngân hàng số. Hệ thống AI-CRM, với khả năng học máy và phân tích dữ liệu lớn, đóng vai trò là nền tảng cung cấp các dự báo chính xác về hành vi khách hàng và rủi ro tín dụng. Bên cạnh đó, AI giúp các doanh nghiệp chuyển dịch từ cơ chế quyết định dựa trên trực giác con người sang các quyết định dựa trên dữ liệu thực chứng (Davenport & Ronanki, 2018; Nguyễn Đức Trung & Lữ Hữu Chí, 2023). Khi hệ thống AI-CRM hoạt động hiệu quả, nó cung cấp các thuật toán có khả năng tự xử lý các tình huống lặp lại, từ đó thúc đẩy việc ra quyết định tự động mà không cần sự can thiệp liên tục của nhân sự (Kumar & Shankar, 2025). Việc áp dụng AI-CRM cho phép hệ thống tự động đưa ra các gợi ý sản phẩm hoặc phê duyệt các khoản vay nhỏ dựa trên lịch sử giao dịch được phân tích tức thời (Chatterjee và cộng sự, 2022; Lữ Hữu Chí và cộng sự, 2026). Do đó, sự hiện diện của một hệ thống AI-CRM mạnh mẽ được kỳ vọng sẽ làm gia tăng mức độ tự động hóa trong quy trình ra quyết định của ngân hàng. Từ các lập luận trên, nhóm tác giả đề xuất giả thuyết H1 như sau:

H1: AI-CRM tác động thuận chiều đến Ra quyết định tự động (MD).

2.2.2 AI-CRM và hiệu quả vận hành

Hiệu quả vận hành trong ngành ngân hàng thường được đo lường qua khả năng giảm thiểu chi phí, rút ngắn thời gian xử lý và tối ưu hóa nguồn lực (Lu, 2024). Lý thuyết RBV cho rằng việc sở hữu các tài sản công nghệ như AI-CRM giúp ngân hàng tạo ra các quy trình vận hành khác biệt và khó bị sao chép bởi đối thủ (Barney, 1991). Các nghiên cứu cũng chỉ ra rằng việc đầu tư vào công nghệ thông tin nói chung và CRM nói riêng giúp cải thiện đáng kể năng suất lao động và giảm thiểu các sai sót vận hành (Mokha & Kumar, 2024; Phan và cộng sự, 2022). Đặc biệt, AI-CRM giúp tự động hóa các tác vụ tương tác khách hàng và quản lý dữ liệu,

cho phép ngân hàng phục vụ số lượng lớn khách hàng với chi phí biên thấp hơn (Chatterjee và cộng sự, 2022; Kumar & Shankar, 2025). Trong thực tiễn, AI-CRM có thể xem là động cơ thúc đẩy sự tinh gọn trong bộ máy vận hành, giúp các NHTM duy trì sự linh hoạt và phản ứng nhanh với biến động thị trường. Vì vậy, nghiên cứu đề xuất giả thuyết H2:

H2: AI-CRM tác động thuận chiều đến Hiệu quả vận hành (OP).

2.2.3 Ra quyết định tự động và hiệu quả vận hành

Ra quyết định tự động (MD) không chỉ là kết quả của việc áp dụng công nghệ mà còn là tiền đề để nâng cao hiệu quả vận hành. Khi các quyết định vận hành được thực hiện bởi thuật toán, tốc độ xử lý nghiệp vụ sẽ được cải thiện đáng kể so với phương thức phê duyệt truyền thống (Davenport & Ronanki, 2018). MD giúp loại bỏ các điểm nghẽn trong quy trình hành chính, giảm thiểu sự phụ thuộc vào cảm tính cá nhân và tăng tính chính xác trong việc phân bổ nguồn lực. Dưới góc độ của Lý thuyết Năng lực động, khi năng lực ra quyết định của tổ chức được tối ưu hóa thông qua tự động hóa, ngân hàng sẽ gia tăng khả năng tái cấu trúc và thích ứng linh hoạt, qua đó phản ứng hiệu quả hơn đối với các nhu cầu vận hành thực tế (Mokha & Kumar, 2024). Do đó, nghiên cứu kỳ vọng rằng mức độ tự động hóa trong quyết định càng cao thì hiệu quả vận hành của ngân hàng càng được cải thiện. Giả thuyết H3 được đề xuất như sau:

H3: Ra quyết định tự động (MD) tác động thuận chiều đến Hiệu quả vận hành (OP).

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1 Thu thập dữ liệu

Nghiên cứu áp dụng phương pháp tiếp cận định lượng thông qua kỹ thuật khảo sát bằng bảng câu hỏi để thu thập dữ liệu thực nghiệm từ các NHTM Việt Nam. Đối tượng khảo sát được xác định một cách có mục đích là đội ngũ quản lý cấp trung và cấp cao tại 12 NHTM lớn Việt Nam. Việc lựa chọn nhóm đối tượng này vì đây là những người trực tiếp tham gia vào quá trình hoạch định chiến lược, triển khai hệ thống công nghệ và có cái nhìn toàn diện nhất về hiệu quả vận hành cũng như cơ chế ra quyết định trong tổ chức. Do rào cản về tính bảo mật thông tin nhân sự trong ngành ngân hàng, nghiên cứu áp dụng phương pháp lấy mẫu phi xác suất (non-probability sampling) kết hợp giữa kỹ thuật lấy mẫu thuận tiện (convenience sampling) và quả cầu tuyết (snowball sampling). Quy trình thu thập dữ liệu được thực hiện thông qua cả hai hình thức trực tuyến và trực tiếp trong thời gian từ tháng 10/2025 đến tháng 01/2026. Với hình thức trực tuyến, bảng hỏi được thiết kế trên nền tảng Google Forms và gửi trực tiếp qua email. Người tham gia khảo sát đầu tiên được nhờ giới thiệu thêm các đồng nghiệp ở vị trí quản lý tương đương tại các chi nhánh/hội sở khác. Với hình thức trực tiếp, nhóm tác giả tiếp cận trực tiếp các quản lý tham gia các khóa đào tạo quản trị ngân hàng cao cấp và gửi bảng hỏi bản giấy tận tay thông qua sự hỗ trợ giới thiệu của các đơn vị kết nối. Sau khi tiến hành loại bỏ các phiếu trả lời không hợp lệ hoặc thiếu thông tin nghiêm trọng, bộ dữ liệu từ 250 phản hồi hợp lệ trên tổng 300 bảng hỏi gửi đi (tỷ lệ thu hồi 83,3%) được đưa vào phân tích mô hình cấu trúc.

3.2 Thang đo nghiên cứu

Các khái niệm trong mô hình nghiên cứu đều được đo lường bằng các thang đo đa biến (multi-item scales) kế thừa và điều chỉnh từ các nghiên cứu hiện hữu (đơn cử: Chatterjee và cộng sự, 2020, 2022; Davenport và cộng sự, 2020) để phù hợp với bối cảnh đặc thù của ngành ngân hàng Việt Nam (Bảng 1). Cụ thể, thang đo AI-CRM bao gồm 5 biến quan sát, tập trung vào khả năng tự động hóa tương tác và phân tích dự báo. Thang đo Ra quyết định tự động (MD) gồm 6 biến quan sát, phản ánh mức độ độc lập của hệ thống trong việc đưa ra các quyết định nghiệp vụ. Cuối cùng, thang đo Hiệu quả vận hành (OP) gồm 5 biến quan sát đo lường thông qua việc tối ưu hóa chi phí, thời gian xử lý nghiệp vụ và nâng cao năng suất. Tất cả các biến quan sát đều được đo lường dựa trên thang đo Likert 5: từ 1 (Hoàn toàn không đồng ý) đến 5 (Hoàn toàn đồng ý). Bên cạnh đó, nghiên cứu cũng loại bỏ các biến quan sát có hệ số tải dưới ngưỡng 0,6.

Bảng 1. Diễn giải các thang đo

Mã hóa (Code)	Biến quan sát (Measurement Items)	Hiệu chỉnh từ nghiên cứu
AI-CRM	Hệ thống CRM tích hợp AI	Chatterjee và cộng sự (2022)
AI-CRM1	Ngân hàng ưu tiên ứng dụng AI vào hệ thống CRM để tối ưu hóa quy trình quản trị quan hệ khách hàng.	
AI-CRM2	Hệ thống AI-CRM của ngân hàng có khả năng phân tích dữ liệu lớn để dự báo nhu cầu và xu hướng hành vi của khách hàng	
AI-CRM3	Việc triển khai AI-CRM giúp ngân hàng tự động hóa các phản hồi và tương tác với khách hàng một cách thông minh, nhanh chóng.	
AI-CRM4	Hệ thống AI-CRM cung cấp các thông tin tư vấn chuyên sâu giúp nhân viên đưa ra các quyết định cá nhân hóa dịch vụ hiệu quả hơn.	
AI-CRM5	Ngân hàng liên tục cập nhật các tính năng AI mới nhất cho hệ thống CRM để tăng cường khả năng kết nối với khách hàng.	
MD	Ra quyết định tự động (Automated Decision Making)	Chatterjee và cộng sự (2020); Davenport và cộng sự (2020)
MD1	Hệ thống AI-CRM có thể hỗ trợ tự động hóa các quyết định nghiệp vụ thông thường mà không cần quá nhiều sự can thiệp của con người.	
MD2	Ngân hàng tận dụng AI-CRM để tự động hóa các quy trình ra quyết định phức tạp.	
MD3	Các quyết định tự động nhờ vào AI-CRM là nhất quán và đáng tin cậy.	
MD4	AI-CRM hỗ trợ ra quyết định theo thời gian thực đối với các vấn đề liên quan đến khách hàng.	
MD5	Hệ thống tự động phân loại mức độ ưu tiên của các yêu cầu từ khách hàng dựa trên các tiêu chí AI đã được thiết lập sẵn.	
MD6	Việc ra quyết định tự động giúp giảm thiểu đáng kể thời gian xử lý các giao dịch của khách hàng.	
OP	Hiệu quả vận hành (Operational Efficiency)	Chatterjee và cộng sự (2020, 2022)
OP1	AI-CRM giúp cải thiện tốc độ xử lý các nghiệp vụ ngân hàng hàng ngày.	
OP2	Việc sử dụng AI-CRM giúp cắt giảm đáng kể các chi phí vận hành.	
OP3	AI-CRM giúp nâng cao năng suất làm việc của nhân viên.	
OP4	AI-CRM hỗ trợ ngân hàng trong việc giảm sai sót hơn khi thực hiện các giao dịch của khách hàng.	
OP5	AI-CRM hỗ trợ tinh gọn quy trình làm việc nội bộ theo cách hiệu quả hơn.	

Nguồn: Nhóm tác giả tổng hợp

3.3 Phương pháp phân tích

Về kỹ thuật phân tích dữ liệu, nghiên cứu sử dụng phương pháp Mô hình cấu trúc tuyến tính bình phương nhỏ nhất bán phần (PLS-SEM) với sự hỗ trợ của phần mềm SmartPLS. Lựa chọn này xuất phát từ việc PLS-SEM là một công cụ linh hoạt trong việc xử lý các mô hình có cấu trúc phức tạp, chứa biến trung gian và không đòi hỏi dữ liệu phải tuân theo phân phối chuẩn nghiêm ngặt (Hair và cộng sự, 2022). Phân tích được thực hiện theo nguyên tắc hai bước. Bước đầu tiên là đánh giá mô hình đo lường nhằm đảm bảo độ tin cậy và giá trị của các thang đo thông

qua hệ số tải ngoài (Outer Loadings), độ tin cậy tổng hợp (CR), giá trị hội tụ (AVE) và giá trị phân biệt (theo tiêu chuẩn Fornell-Larcker). Đồng thời, hệ số phóng đại phương sai (VIF) của các biến quan sát và cấu trúc cũng được kiểm tra để đảm bảo không vi phạm hiện tượng đa cộng tuyến. Bước thứ hai là đánh giá mô hình cấu trúc để kiểm định các giả thuyết nghiên cứu bằng cách phân tích hệ số đường dẫn (β) và p-value thông qua kỹ thuật Bootstrapping với 5.000 mẫu lặp lại, sử dụng Khoảng tin cậy bootstrap được hiệu chỉnh chệch và gia tốc (Bias-Corrected and Accelerated - BCa). Bên cạnh các chỉ số truyền thống như R^2 và f^2 , năng lực dự báo ngoài mẫu (out-of-sample predictive power) của mô hình được đánh giá thông qua thủ tục PLSpredict dựa trên chuẩn mực của Hair và cộng sự (2022) thay thế cho thủ tục blindfolding Q^2 truyền thống.

4. Kết quả nghiên cứu

4.1 Đánh giá mô hình đo lường

Kết quả phân tích đánh giá mô hình đo lường cho thấy tất cả các khái niệm nghiên cứu đều đạt độ tin cậy nhất quán nội tại tương đối tốt. Cụ thể (Bảng 2), hệ số Cronbach's Alpha của AI-CRM đạt 0,725; Ra quyết định tự động (MD) đạt 0,854; và Hiệu quả vận hành (OP) đạt 0,669. Đồng thời, độ tin cậy tổng hợp (CR) của cả ba khái niệm đều trên ngưỡng 0,70 (lần lượt là 0,827; 0,892; và 0,801). Điều này cho thấy tính ổn định cao của các biến quan sát. Bên cạnh đó, nhằm giảm thiểu khả năng sai lệch ước lượng, hệ số phóng đại phương sai (VIF) bên trong mô hình (Inner VIF) cũng được tiến hành kiểm tra. Kết quả cho thấy các giá trị VIF đều nằm dưới ngưỡng an toàn 3,0 (cao nhất là 1,066), qua đó xác nhận dữ liệu không vi phạm hiện tượng đa cộng tuyến.

Bảng 2. Độ tin cậy và giá trị hội tụ của thang đo

Khái niệm (Construct)	Biến quan sát (Items)	Hệ số tải (Outer Loadings)	Cronbach's Alpha	Composite Reliability (CR)	Average Variance Extracted (AVE)
AI-CRM	AI-CRM1	0,758	0,725	0,827	0,546
	AI-CRM2	0,794			
	AI-CRM3	0,779			
	AI-CRM4	0,612			
MD	MD1	0,849	0,854	0,892	0,582
	MD2	0,782			
	MD3	0,666			
	MD4	0,879			
	MD5	0,664			
	MD6	0,711			
OP	OP1	0,677	0,669	0,801	0,502
	OP2	0,736			
	OP3	0,661			
	OP4	0,754			

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu khảo sát của nhóm tác giả

Về giá trị hội tụ, phương sai trích trung bình (AVE) của AI-CRM (0,546), MD (0,582) và OP (0,502) đều lớn hơn 0,50, chứng minh các biến đo lường giải thích tốt cho các khái niệm cốt lõi. Bên cạnh đó, giá trị phân biệt cũng được đảm bảo nghiêm ngặt thông qua tiêu chuẩn Fornell-Larcker (Bảng 3). Theo đó căn bậc hai của AVE trên đường chéo (lần lượt là 0,739 cho AI-CRM; 0,763 cho MD; và 0,708 cho OP) đều lớn hơn các hệ số tương quan nằm ở các ô phía dưới. Điều này xác nhận mô hình đo lường đạt chuẩn để đưa vào phân tích cấu trúc.

Bảng 3. Giá trị phân biệt theo tiêu chuẩn Fornell-Larcker

	AI-CRM	MD	OP
AI-CRM	0,739		
MD	0,248	0,763	
OP	0,631	0,290	0,708

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu khảo sát của nhóm tác giả

4.2 Kiểm định giả thuyết

Nghiên cứu tiến hành đánh giá mô hình cấu trúc thông qua kỹ thuật Bootstrapping với 5.000 mẫu lặp lại để kiểm định các giả thuyết H1-H3 và xuất khoảng tin cậy hiệu chỉnh chênh lệch 95% (95% Bias-Corrected Confidence Intervals). Kết quả cho thấy mô hình có khả năng giải thích và dự báo tốt khi hệ số R^2 của Hiệu quả vận hành (OP) đạt 0,417 (hiệu chỉnh là 0,412, Bảng 5), nghĩa là mô hình giải thích được tới 41,7% sự biến động của hiệu quả vận hành tại các ngân hàng. Thêm vào đó, để đáp ứng tiêu chuẩn cập nhật về đánh giá năng lực dự báo ngoài mẫu (out-of-sample prediction), nghiên cứu áp dụng thủ tục PLSpredict thay thế cho chỉ số Q^2 truyền thống. Kết quả ở Bảng 6 cho thấy các biến quan sát của biến phụ thuộc OP đều có giá trị Q^2 (predict) > 0 và sai số dự báo (RMSE) của mô hình PLS đều có giá trị thấp hơn so với mô hình tham chiếu tuyến tính (LM), do vậy xác nhận năng lực dự báo thực tế của mô hình ở mức cao.

Về kiểm định giả thuyết trực tiếp, tất cả các giả thuyết từ H1 đến H3 đều được chấp nhận (Bảng 4) với ý nghĩa thống kê cao và khoảng tin cậy BCa 95% (Bias-Corrected and Accelerated) không chứa giá trị 0. Cụ thể, AI-CRM tác động thuận chiều đến MD (H1) với hệ số $\beta = 0,248$ ($p = 0,001$; 95% CI [0,113, 0,373]). Đặc biệt, tác động trực tiếp từ AI-CRM đến Hiệu quả vận hành (H2) là khá lớn với hệ số $\beta = 0,596$ ($p = 0,000$; 95% CI [0,485, 0,677]) và mức độ tác động f^2 ở mức 0,571. Giả thuyết H3 về tác động của MD đến OP cũng được chấp nhận với hệ số $\beta = 0,142$ ($p = 0,018$; 95% CI [0,017, 0,261]), dù mức độ tác động f^2 khá khiêm tốn ở mức 0,032.

Phát hiện của nghiên cứu cho thấy mối quan hệ trực tiếp mạnh giữa AI-CRM và hiệu quả vận hành ($\beta = 0,596$). Kết quả này tương đồng với luận điểm của các nghiên cứu trước đó khi cho rằng việc ứng dụng AI vào CRM mang lại sự linh hoạt và tối ưu hóa vận hành vượt trội. Tại Việt Nam, AI-CRM đang đóng vai trò như một “động cơ phản lực” giúp các ngân hàng tự động hóa quy trình giao dịch, cá nhân hóa trải nghiệm khách hàng hàng loạt và giảm thiểu tối đa các sai sót tác nghiệp thủ công. Song song với đó, việc AI-CRM thúc đẩy khả năng Ra quyết định tự động (MD) với hệ số $\beta = 0,248$ cho thấy nền tảng công nghệ này đang đặt những viên gạch đầu tiên cho một hệ thống vận hành tự chủ dựa trên dữ liệu. Tuy nhiên, phát hiện cũng cho thấy hệ số tác động từ MD sang Hiệu quả vận hành (OP) dù có ý nghĩa thống kê nhưng ở mức khá khiêm tốn ($\beta = 0,142$). Điều này có thể phản ánh một thực trạng mang tính đặc thù: mặc dù các ngân hàng Việt Nam đã đầu tư rất lớn vào hạ tầng AI-CRM để thu thập và phân tích dữ liệu, nhưng quyền tự quyết của “máy móc” vẫn chưa thực sự giải phóng được năng suất vận hành một cách đột phá như kỳ vọng. Kết quả này gợi mở rằng tại các thị trường mới nổi, các quyết định mang tính chiến lược hoặc phê duyệt tín dụng phức tạp vẫn cần sự can thiệp và kiểm soát chặt chẽ từ con người. Hệ thống ra quyết định tự động hiện nay chủ yếu dừng lại ở vai trò “trợ lý thông minh” hỗ trợ tối ưu các thao tác chuẩn hóa, chứ chưa thể hoàn toàn thay thế trí tuệ con người để dẫn dắt độc lập toàn bộ chuỗi giá trị vận hành của ngân hàng.

Bảng 4. Kiểm định giả thuyết nghiên cứu

Giả Thuyết	Hệ số β	Trung bình mẫu	Độ lệch chuẩn	Giá trị T	Giá trị P	Khoảng tin cậy BCa 95% [2,5%; 97,5%]	Kết Luận
H1: AI-CRM -> MD	0,248	0,251	0,071	3,470	0,001	[0,113; 0,373]	Chấp nhận
H2: AI-CRM -> OP	0,596	0,604	0,050	11,961	0,000	[0,485; 0,677]	Chấp nhận

Giả Thuyết	Hệ số β	Trung bình mẫu	Độ lệch chuẩn	Giá trị T	Giá trị P	Khoảng tin cậy BCa 95% [2,5%; 97,5%]	Kết Luận
H3: MD $\rightarrow$ OP	0,142	0,141	0,060	2,375	0,018	[0,017; 0,261]	Chấp nhận

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu khảo sát của nhóm tác giả

Bảng 5. Đánh giá chất lượng mô hình

	R ²	R ² Hiệu chỉnh	f ² (Effect Size)	
			MD	OP
AI-CRM			0,066	0,571
MD	0,062	0,058		0,032
OP	0,417	0,412		

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu khảo sát của nhóm tác giả

Bảng 6. Đánh giá năng lực dự báo ngoài mẫu (PLSpredict)

	Q ² predict	PLS-SEM RMSE	LM RMSE	Mức chênh lệch (PLS-SEM & LM)
OP1	0,240	0,450	0,458	-0,008
OP2	0,190	0,490	0,493	-0,003
OP3	0,101	0,712	0,727	-0,016
OP4	0,191	0,396	0,402	-0,006

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu khảo sát của nhóm tác giả

5. Kết luận và hàm ý quản trị

Nghiên cứu được thực hiện nhằm mục tiêu khám phá tác động của hệ thống AI-CRM và năng lực ra quyết định tự động đến hiệu quả vận hành tại các NHTM Việt Nam. Kết quả phân tích thực nghiệm từ mô hình cấu trúc tuyến tính (PLS-SEM) đều ủng hộ các giả thuyết từ H1 đến H3. Dựa trên Lý thuyết dựa trên nguồn lực và Lý thuyết Năng lực động, kết quả nghiên cứu cho thấy AI-CRM đóng vai trò như một động lực trực tiếp và quan trọng thúc đẩy hiệu quả vận hành của tổ chức, đồng thời là tiền đề then chốt thúc đẩy sự hình thành của các quy trình ra quyết định tự động. Bên cạnh đó, trong giới hạn của phạm vi mẫu nghiên cứu, kết quả cho thấy mức độ tự động hóa trong các quyết định quản trị cũng đóng góp tích cực (dù còn khá khiêm tốn) vào việc tối ưu hóa hiệu quả vận hành chung của ngân hàng. Điều này gợi ý rằng công nghệ AI-CRM đang tạo ra giá trị vượt trội thông qua việc vừa hỗ trợ trực tiếp các tác vụ để tinh gọn bộ máy, vừa cung cấp nền tảng dữ liệu thông minh giúp các cấp quản lý đẩy nhanh tốc độ xử lý nghiệp vụ. Đây là một đóng góp lý thuyết và thực tiễn ý nghĩa, giúp làm rõ mối liên kết giữa công nghệ thông minh với quy trình quản trị nội tại và phản ánh phần nào mức độ trưởng thành số của ngành tài chính tại một thị trường mới nổi.

Dựa trên các kết quả thu được, nghiên cứu đề xuất một số hàm ý quản trị cho các nhà quản trị ngân hàng trong tiến trình chuyển đổi số toàn diện. Trước hết, với tác động trực tiếp của AI-CRM lên hiệu quả vận hành là khá lớn, các NHTM nên tiếp tục kiên định và đẩy mạnh lộ trình đầu tư vào hạ tầng AI-CRM thông minh. Hệ thống này không nên chỉ dừng lại ở vai trò lưu trữ và phân loại dữ liệu khách hàng truyền thống, mà cần được tích hợp sâu các thuật toán học máy để tự động hóa các quy trình giao dịch lặp đi lặp lại và cá nhân hóa trải nghiệm người dùng trên diện rộng. Sự đầu tư bài bản này sẽ giúp các ngân hàng tối thiểu hóa chi phí biên, rút ngắn thời gian xử lý nghiệp vụ và duy trì một bộ máy vận hành tinh gọn, linh hoạt trước áp lực cạnh tranh hiện nay.

Bên cạnh đó, để tối ưu hóa tiềm năng của AI-CRM, các nhà lãnh đạo ngân hàng không chỉ cần trang bị công nghệ mạnh mà còn phải chủ động tái cấu trúc quy trình phân cấp quyết định trong tổ chức. Ngân hàng cần xây dựng một hành lang pháp lý và quy trình nội bộ rõ ràng để từng bước phân quyền tự quyết cho thuật toán đối với các nghiệp vụ chuẩn hóa và lặp lại (như phê duyệt tự động các khoản vay tiêu dùng nhỏ dựa trên điểm tín dụng, hoặc hệ thống gợi ý giải

pháp xử lý sự cố tức thời). Việc cởi bỏ rào cản tâm lý e dè đối với quyền tự quyết của máy móc, song hành với cơ chế giám sát rủi ro phù hợp, sẽ là chìa khóa để chuyển hóa năng lực phân tích dữ liệu thành các hành động vận hành chuẩn xác, từ đó tạo ra bước nhảy vọt về năng suất hoạt động.

Ngoài ra, để các giải pháp về công nghệ và quy trình trên thực sự phát huy tối đa giá trị, các ngân hàng cần đặc biệt chú trọng đến yếu tố con người thông qua việc nâng cao năng lực số và xây dựng văn hóa cộng tác giữa người và máy (Human-AI collaboration). Việc ứng dụng AI-CRM và dịch chuyển sang tự động hóa không nhằm mục đích thay thế hoàn toàn vai trò của con người, mà là giải phóng nhân sự khỏi các tác vụ lặp đi lặp lại để tập trung vào các công việc đòi hỏi tư duy chiến lược và sự thấu cảm cao. Do đó, các ngân hàng cần phối hợp với các trường đại học hoặc chủ động thiết kế các chương trình đào tạo chuyên sâu nhằm nâng cao kỹ năng phân tích dữ liệu, làm quen với việc ra quyết định dựa trên bằng chứng thực nghiệm và quản trị rủi ro thuật toán cho đội ngũ nhân viên. Sự thấu hiểu và làm chủ công nghệ của đội ngũ nhân sự sẽ giúp xóa bỏ rào cản tâm lý e ngại, tạo ra sự phối hợp nhịp nhàng giữa trí tuệ nhân tạo và năng lực xử lý tình huống linh hoạt của con người, từ đó tạo nền tảng vững chắc cho một mô hình vận hành thông minh và bền vững.

Nghiên cứu này cũng tồn tại một số hạn chế nhất định mà các nghiên cứu khác có thể tập trung giải quyết trong tương lai. Thứ nhất, do đặc thù ngành ngân hàng, nghiên cứu áp dụng kỹ thuật lấy mẫu phi xác suất đối với đội ngũ quản lý tại 12 ngân hàng thương mại, dẫn đến tính đại diện của mẫu có thể chưa cao. Các kết quả ước lượng, nhất là nhận định về “mức độ đóng góp khiêm tốn của việc ra quyết định tự động”, hiện chỉ mang ý nghĩa phản ánh thực trạng dựa trên phạm vi mẫu nghiên cứu. Để có những căn cứ vững chắc và bao quát hơn, các nghiên cứu tương lai cần kết hợp thêm phương pháp định tính như phỏng vấn sâu chuyên gia hoặc mở rộng kích thước mẫu theo phương pháp chọn mẫu xác suất. Thứ hai, bài viết tiếp cận dữ liệu cắt ngang tại một thời điểm, do đó chưa thể phản ánh trọn vẹn sự dịch chuyển trong dài hạn khi hệ thống AI của các ngân hàng ngày một hoàn thiện hơn. Các nghiên cứu tương lai có thể ứng dụng dữ liệu chuỗi thời gian để theo dõi tiến trình thâm nhập của AI vào các tầng nấc quyết định sâu hơn. Bên cạnh đó, việc mở rộng mô hình nghiên cứu bằng cách tích hợp thêm các yếu tố biến điều tiết như văn hóa chấp nhận rủi ro số của tổ chức hoặc rào cản về bảo mật dữ liệu sẽ giúp cung cấp một bức tranh toàn cảnh và đa chiều hơn về tiến trình kiến tạo các ngân hàng thông minh tại Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- Chatterjee, S., Chaudhuri, R., & Vrontis, D. (2022). AI and digitalization in relationship management: Impact of adopting AI-embedded CRM system. *Journal of Business Research*, 150, 437–450. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.06.033>
- Chatterjee, S., Ghosh, S. K., & Chaudhuri, R. (2020). Knowledge management in improving business process: An interpretative framework for successful implementation of AI–CRM–KM system in organizations. *Business Process Management Journal*, 26(6), 1261–1281. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-05-2019-0183>
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Hair, J. F., Jr., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) (3rd ed.)*. Sage Publications.

- Kumar, A., & Shankar, A. (2025). Role of generative AI-enabled customer relationship management solutions in achieving agility. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 40(8), 1593–1614. <https://doi.org/10.1108/JBIM-06-2024-0433>
- Lu, C. H. (2024). Intellectual resources and operational cost-effectiveness in banks: An empirical analysis from Vietnam. *Asian Academy of Management Journal of Accounting and Finance*, 20(2), 297–324. <https://doi.org/10.21315/aamjaf2024.20.2.10>
- Lu, C. H. (2025). Does intellectual capital alleviate bank earnings management? New findings from Vietnamese context. *Asian Academy of Management Journal of Accounting and Finance*, 21(2), 309–341. <https://doi.org/10.21315/aamjaf2025.21.2.10>
- Lu, C. H., & Nguyen, T. D. (2026). How does intellectual capital reduce bank opacity? New empirical exploration from an emerging market. *Advances in Decision Sciences*, 30(3), 283–308. <https://doi.org/10.47654/v30y2026i3p283-308>
- Lữ Hữu Chí. (2026). Vai trò của lãnh đạo chuyển hóa trong hoạt động quản trị ngân hàng Việt Nam. *Tạp chí Khoa học Yersin*, 23(4), 14–22.
- Lữ Hữu Chí, Nguyễn Đức Trung, & Phạm Xuân Kiên. (2026). Kiến tạo ngân hàng hướng dữ liệu: Tối ưu hóa vốn quan hệ qua E-CRM tại Việt Nam. *Tạp chí Thị trường Tài chính Tiền tệ*, 01(652), 43–49.
- Mokha, A. K., & Kumar, P. (2024). Linking electronic customer relationship management and customer loyalty through serial mediation of customer experience and customer satisfaction. *International Journal of Electronic Customer Relationship Management*, 14(2), 103–127. <https://doi.org/10.1504/IJECRM.2024.138642>
- Morgan, R. M., & Hunt, S. D. (1994). The commitment-trust theory of relationship marketing. *Journal of Marketing*, 58(3), 20–38. <https://doi.org/10.1177/002224299405800302>
- Nguyễn Đức Trung, & Lữ Hữu Chí. (2023). Tâm quan trọng của chia sẻ thông tin tin dụng và lợi ích tiềm năng từ ứng dụng công nghệ Blockchain. *Tạp chí Ngân hàng*, (Số đặc biệt/Tháng 7), 35–49.
- Nguyen, T. D., & Lu, C. H. (2024). Does intellectual capital foster deposit growth in banking system? Empirical evidence from a developing economy. *Advances in Decision Sciences*, 28(2), 93–115. <https://doi.org/10.47654/v28y2024i2p93-115>
- Nguyen, T. V., & Lu, C. H. (2023). Distribution of deposit intermediation: Do investments in technology and intellectual capital matter? *Journal of Distribution Science*, 21(4), 69–80. <https://doi.org/10.15722/JDS.21.04.202304.69>
- Phan, A., Lu, C. H., & Nguyen, P. M. (2022). Spending on distribution information and communication technologies and cost-effective operation in banks. *Journal of Distribution Science*, 20(9), 11–21. <https://doi.org/10.15722/jds.20.09.202209.11>
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z)