

KHUNG PHƯƠNG PHÁP LUẬN SVNS-PT-DEA HỖ TRỢ ĐÁNH GIÁ MÔ HÌNH KINH DOANH FINTECH TẠI VIỆT NAM TRONG ĐIỀU KIỆN THIẾU DỮ LIỆU

● ĐÀO THỊ HẠNH¹ - LÂM KHÁNH TRẦN² - NHIỀU NHẬT LƯƠNG^{3*}

¹Công ty Techtronics, Singapore

²Công ty Sonion Việt Nam, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

³Viện Công nghệ Thông minh và Tương tác,

Đại học Kinh tế TP. Hồ Chí Minh, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

* Tác giả liên hệ - Email: luongnn@ueh.edu.vn

DOI: 10.62831/nckh.2026.395.v1

TÓM TẮT:

Fintech đang thúc đẩy đổi mới tài chính, mở rộng khả năng tiếp cận dịch vụ và hỗ trợ chuyển đổi số ngân hàng tại Việt Nam. Tuy nhiên, việc đánh giá các mô hình kinh doanh fintech vẫn gặp nhiều khó khăn. Trong bối cảnh đó, nghiên cứu đề xuất khung phương pháp luận SVNS-PT-DEA nhằm hỗ trợ đánh giá tương đối các mô hình kinh doanh fintech dựa trên dữ liệu chuyên gia trong điều kiện thiếu dữ liệu định lượng. Nghiên cứu minh họa khung phương pháp với 8 mô hình fintech đại diện tại Việt Nam, 3 chỉ tiêu đầu vào, 3 chỉ tiêu đầu ra và đánh giá của 15 chuyên gia. Kết quả cho thấy, chấm điểm tín dụng số, ví điện tử/thanh toán số và API mở/ngân hàng dưới dạng dịch vụ nằm trong nhóm có quan hệ đầu vào-đầu ra tương đối thuận lợi nhất. Các kết quả này được sử dụng để minh họa khả năng vận hành, tính nhất quán và giá trị hỗ trợ ra quyết định của khung phương pháp trong điều kiện dữ liệu hạn chế.

Từ khóa: Fintech, SVNS-PT-DEA, tập neutrosophic đơn trị, lý thuyết triển vọng, phân tích bao dữ liệu, đánh giá chuyên gia, thiếu dữ liệu, Việt Nam.

1. Đặt vấn đề

Fintech đang trở thành một động lực quan trọng thúc đẩy đổi mới tài chính tại các nền kinh tế mới nổi. Thông qua nền tảng số, kết nối di động, phân tích dữ liệu và giao diện lập trình ứng dụng, fintech đang làm thay đổi cách thức dịch vụ tài chính được thiết kế, cung cấp và quản lý. Tại Việt Nam, sự phát triển của fintech gắn liền với các mô hình như ví điện tử, cổng thanh toán, cho vay ngang hàng, chấm điểm tín dụng

số, ngân hàng mở, công nghệ bảo hiểm, công nghệ đầu tư và quản lý tài sản, và công nghệ tuân thủ. Các mô hình này góp phần mở rộng khả năng tiếp cận dịch vụ tài chính, hỗ trợ chuyển đổi số ngân hàng và tạo thêm kênh phục vụ cá nhân, doanh nghiệp nhỏ và vừa (Huang et al., 2025; UOB, 2023). Đặc biệt, việc ban hành Nghị định số 94/2025/NĐ-CP về cơ chế thử nghiệm có kiểm soát trong lĩnh vực ngân hàng cho thấy fintech tại Việt Nam đang bước vào giai đoạn

phát triển có định hướng quản lý rõ ràng hơn. Cơ chế này tập trung vào các nhóm giải pháp như chấm điểm tín dụng, chia sẻ dữ liệu qua API mở và cho vay ngang hàng (Chính phủ, 2025).

Mặc dù có nhiều tiềm năng, việc đánh giá hiệu quả các mô hình fintech tại Việt Nam vẫn gặp nhiều khó khăn. Nhiều doanh nghiệp fintech là doanh nghiệp tư nhân, doanh nghiệp khởi nghiệp hoặc nền tảng số nên dữ liệu về vốn đầu tư, chi phí vận hành, chi phí công nghệ, số lượng người dùng, khối lượng giao dịch và doanh thu thường không được công bố đầy đủ hoặc khó so sánh. Bên cạnh đó, fintech là lĩnh vực có mức độ bất định cao do chịu ảnh hưởng của thay đổi pháp lý, rủi ro an ninh mạng, yêu cầu quản trị dữ liệu, niềm tin người dùng và cạnh tranh nền tảng (Garad et al., 2025; Haddad & Hornuf, 2023). Vì vậy, đánh giá hiệu quả fintech chỉ dựa trên dữ liệu định lượng khách quan có thể chưa phản ánh đầy đủ đặc điểm chiến lược và hành vi của các mô hình kinh doanh trong bối cảnh Việt Nam.

Phân tích bao dữ liệu (Data Envelopment Analysis - DEA) là phương pháp phi tham số được sử dụng rộng rãi để đánh giá hiệu quả tương đối của các đơn vị ra quyết định dựa trên nhiều đầu vào và đầu ra (Banker et al., 1984; Charnes et al., 1978). Trong nghiên cứu fintech, DEA có thể được sử dụng để phân tích cách các mô hình kinh doanh chuyển hóa các đầu vào như yêu cầu vốn, độ phức tạp công nghệ và gánh nặng tuân thủ thành các đầu ra như khả năng mở rộng thị trường, đóng góp vào bao trùm tài chính và tiềm năng đổi mới. Tuy nhiên, DEA truyền thống thường giả định môi trường đánh giá tương đối duy lý và khách quan, trong khi các quyết định trong fintech thường chịu ảnh hưởng bởi thông tin không đầy đủ, rủi ro pháp lý, cảm nhận rủi ro và né tránh tổn thất (Siddik et al., 2023; Wang et al., 2025).

Lý thuyết triển vọng cung cấp nền tảng phù hợp để bổ sung khía cạnh hành vi cho DEA. Theo lý thuyết này, nhà ra quyết định đánh giá kết quả tương đối so với một điểm tham chiếu và phản ứng khác nhau đối với lợi ích và tổn thất. Đặc biệt, tổn thất thường được cảm nhận mạnh hơn lợi ích có giá trị tương đương (Kahneman & Tversky, 1979; Tversky & Kahneman, 1992). Điều này phù hợp với bối cảnh fintech, nơi một mô hình có tiềm năng mở rộng cao vẫn có thể bị đánh giá thận trọng nếu đi kèm rủi ro

pháp lý, an ninh dữ liệu hoặc tín dụng. Do đó, việc tích hợp Lý thuyết triển vọng vào DEA giúp đánh giá hiệu quả không chỉ theo quan hệ đầu vào-đầu ra, mà còn theo cảm nhận về lợi ích, tổn thất và rủi ro.

Để giải quyết vấn đề thiếu dữ liệu và bất định trong đánh giá fintech, nghiên cứu đề xuất khung phân tích bao dữ liệu tăng cường Lý thuyết triển vọng dựa trên tập neutrosophic đơn trị, viết tắt là SVNS-PT-DEA. Thay vì đánh giá từng doanh nghiệp fintech cụ thể, nghiên cứu xem xét tám mô hình kinh doanh fintech đại diện tại Việt Nam, gồm: ví điện tử/thanh toán số, cổng thanh toán, cho vay ngang hàng, chấm điểm tín dụng số, API mở/ngân hàng dưới dạng dịch vụ, bảo hiểm số, đầu tư số/quản lý tài sản số và công nghệ tuân thủ. Dữ liệu được xây dựng từ đánh giá của 15 chuyên gia theo 3 chỉ tiêu đầu vào và 3 chỉ tiêu đầu ra. SVNS được sử dụng để xử lý sự không chắc chắn và do dự trong đánh giá chuyên gia; DEA được dùng để đo lường hiệu quả tương đối; và Lý thuyết triển vọng được tích hợp để phản ánh cảm nhận hành vi về lợi ích, tổn thất và né tránh rủi ro (Liu et al., 2024; Wang et al., 2024b).

Nghiên cứu này nhằm xây dựng một khung phương pháp luận hỗ trợ đánh giá các mô hình kinh doanh fintech trong điều kiện thiếu dữ liệu định lượng cấp doanh nghiệp. Thay vì đánh giá hiệu quả kinh tế thực tế của từng doanh nghiệp fintech, nghiên cứu tập trung minh họa cách dữ liệu chuyên gia có thể được chuyển đổi, xử lý và phân tích trong khung tích hợp SVNS, DEA và Lý thuyết triển vọng. Trong khung này, DEA không được sử dụng như công cụ xác nhận hiệu quả thị trường, mà được xem là một mô-đun phân tích tương đối, nhằm minh họa quan hệ giữa các yêu cầu đầu vào và các kết quả đầu ra của từng mô hình fintech theo nhận định chuyên gia.

Cụ thể, nghiên cứu hướng đến 4 mục tiêu: xác định các mô hình fintech đại diện và bộ chỉ tiêu đánh giá phù hợp với bối cảnh Việt Nam; xây dựng dữ liệu đánh giá dựa trên ý kiến chuyên gia trong môi trường thiếu dữ liệu; phát triển quy trình tích hợp SVNS, DEA và Lý thuyết triển vọng; và minh họa khả năng vận hành cũng như tính nhất quán của khung phương pháp thông qua trường hợp các mô hình fintech tại Việt Nam.

Nghiên cứu có 3 đóng góp chính. Thứ nhất, nghiên cứu đề xuất một khung phương pháp luận để

đánh giá mô hình kinh doanh fintech trong bối cảnh dữ liệu định lượng cấp doanh nghiệp còn hạn chế. Thứ hai, nghiên cứu tích hợp SVNS và Lý thuyết triển vọng vào DEA nhằm xử lý đồng thời sự bất định trong đánh giá chuyên gia và yếu tố hành vi trong nhận thức về lợi ích, tổn thất và rủi ro. Thứ ba, nghiên cứu minh họa khung phương pháp với các mô hình fintech đại diện tại Việt Nam, qua đó cung cấp một công cụ hỗ trợ ra quyết định sơ bộ cho nhà quản lý, nhà đầu tư và cơ quan hoạch định chính sách. Các kết quả minh họa không nhằm thay thế phân tích hiệu quả dựa trên dữ liệu vận hành thực tế, mà đóng vai trò như bằng chứng về tính khả thi và ý nghĩa ứng dụng của khung phương pháp trong điều kiện dữ liệu hạn chế.

2. Tổng quan nghiên cứu

Phần này trình bày nền tảng học thuật cho phương pháp SVNS-PT-DEA trong đánh giá các mô hình kinh doanh fintech tại Việt Nam, tập trung vào 4 nội dung: phát triển fintech, đánh giá hiệu quả bằng DEA, Lý thuyết triển vọng và tập neutrosophic đơn trị.

2.1. Fintech và đánh giá hiệu quả mô hình kinh doanh fintech

Fintech là sự kết hợp giữa công nghệ và dịch vụ tài chính nhằm tạo ra các sản phẩm, quy trình và mô hình kinh doanh mới trong lĩnh vực tài chính. Các mô hình phổ biến bao gồm thanh toán số, ví điện tử, cho vay ngang hàng, chấm điểm tín dụng số, ngân hàng mở, công nghệ bảo hiểm, công nghệ đầu tư và quản lý tài sản, và công nghệ tuân thủ (El Khoury et al., 2025). Trong các nền kinh tế mới nổi, fintech có vai trò quan trọng trong thúc đẩy tài chính toàn diện, giảm chi phí giao dịch và mở rộng khả năng tiếp cận dịch vụ tài chính cho cá nhân cũng như doanh nghiệp nhỏ và vừa (Creehan et al., 2019).

Tại Việt Nam, fintech phát triển cùng với chuyển đổi số, thương mại điện tử, ngân hàng số và nhu cầu thanh toán không dùng tiền mặt. Các mô hình như chấm điểm tín dụng, chia sẻ dữ liệu qua API mở và cho vay ngang hàng cũng gắn với định hướng thử nghiệm có kiểm soát trong lĩnh vực ngân hàng (Chính phủ, 2025; Mai et al., 2025). Tuy nhiên, đánh giá hiệu quả fintech vẫn là thách thức vì dữ liệu cấp doanh nghiệp thường không đầy đủ, đặc biệt với các doanh nghiệp khởi nghiệp hoặc mô hình nền tảng (Hatami & Johnson, 2025; Udeagha & Muchapondwa, 2023).

Trong điều kiện dữ liệu hạn chế, việc đánh giá fintech không chỉ cần xem xét các chỉ số tài chính truyền thống như doanh thu, lợi nhuận, vốn đầu tư hoặc chi phí vận hành, mà còn cần xem xét các khía cạnh khó lượng hóa như khả năng mở rộng thị trường, đóng góp vào bao trùm tài chính, mức độ đổi mới, khả năng tích hợp hệ sinh thái, rủi ro công nghệ, rủi ro an ninh dữ liệu và gánh nặng tuân thủ. Các yếu tố này thường được nhận định thông qua chuyên gia, nhà quản lý hoặc những người có kinh nghiệm trong lĩnh vực fintech, tài chính - ngân hàng, công nghệ và quản trị rủi ro. Do đó, một khung đánh giá dựa trên chuyên gia có thể đóng vai trò hữu ích trong giai đoạn nghiên cứu khám phá hoặc khi dữ liệu vận hành thực tế chưa đủ đầy đủ để thực hiện các phân tích định lượng quy mô lớn.

Tuy nhiên, cần nhấn mạnh, đánh giá dựa trên chuyên gia không thay thế cho dữ liệu thị trường thực tế. Các kết quả dựa trên đánh giá chuyên gia nên được diễn giải như bằng chứng sơ bộ hoặc minh họa cho khung phương pháp, thay vì được xem là kết luận cuối cùng về hiệu quả kinh tế của thị trường fintech. Vì vậy, nghiên cứu định vị SVNS-PT-DEA như một công cụ hỗ trợ đánh giá tương đối trong điều kiện thiếu dữ liệu, thay vì một mô hình đo lường hiệu quả thực tế của doanh nghiệp fintech.

2.2. DEA trong đánh giá hiệu quả

Phân tích bao dữ liệu là phương pháp phi tham số được sử dụng để đánh giá hiệu quả tương đối của các đơn vị ra quyết định dựa trên nhiều đầu vào và đầu ra. Mô hình CCR giả định hiệu suất không đổi theo quy mô, trong khi mô hình BCC cho phép hiệu suất thay đổi theo quy mô (Banker et al., 1984; Charnes et al., 1978). DEA có ưu điểm là không cần xác định trước hàm sản xuất và phù hợp với các bài toán có nhiều nguồn lực cũng như nhiều kết quả đầu ra.

Trong lĩnh vực tài chính, DEA đã được dùng rộng rãi để đánh giá hiệu quả ngân hàng, bảo hiểm và tổ chức tài chính (Novickyte & Drozd, 2018). Với fintech, DEA có thể mô hình hóa cách các mô hình kinh doanh chuyển hóa các đầu vào như yêu cầu vốn, độ phức tạp công nghệ và gánh nặng tuân thủ thành các đầu ra như khả năng mở rộng thị trường, bao trùm tài chính và đổi mới hệ sinh thái (Wei & Yuan, 2025). Tuy nhiên, DEA cũng có những giới hạn quan trọng.

Thứ nhất, DEA nhạy cảm với số lượng đơn vị ra quyết định. Khi số DMU nhỏ so với tổng số đầu vào và đầu ra, mô hình có thể tạo ra nhiều đơn vị nằm trên biên hiệu quả, làm giảm khả năng phân biệt giữa các đơn vị.

Thứ hai, DEA truyền thống thường được thiết kế cho dữ liệu định lượng khách quan, trong khi dữ liệu fintech tại các thị trường mới nổi có thể không đầy đủ, thiếu nhất quán hoặc không công khai.

Thứ ba, nếu toàn bộ dữ liệu đầu vào và đầu ra được xây dựng từ đánh giá chuyên gia, kết quả DEA không nên được diễn giải như hiệu quả kinh tế thực tế, mà nên được xem là kết quả phân tích tương đối dựa trên bộ dữ liệu chuyên gia (Li et al., 2025).

Do đó, trong nghiên cứu này, DEA không được sử dụng để khẳng định mô hình fintech nào có hiệu quả kinh tế cao nhất trên thị trường Việt Nam. DEA được sử dụng như một mô-đun phân tích trong khung SVNS-PT-DEA nhằm kiểm tra cách dữ liệu chuyên gia đã được cấu trúc có thể được đánh giá theo quan hệ đầu vào-đầu ra. Cách định vị này giúp hạn chế diễn giải quá mức kết quả DEA, đồng thời phù hợp hơn với mục tiêu xây dựng khung hỗ trợ ra quyết định trong điều kiện thiếu dữ liệu.

2.3. Lý thuyết triển vọng trong đánh giá hiệu quả

Lý thuyết triển vọng giải thích hành vi ra quyết định trong điều kiện rủi ro và bất định. Theo lý thuyết này, cá nhân không đánh giá kết quả theo giá trị tuyệt đối, mà theo sự thay đổi so với một điểm tham chiếu (Tversky & Kahneman, 1992). Một đặc điểm quan trọng là tổn thất thường được cảm nhận mạnh hơn lợi ích có cùng độ lớn, phản ánh hiện tượng né tránh tổn thất (Chai et al., 2023). Trong bối cảnh fintech, Lý thuyết triển vọng có ý nghĩa vì các mô hình kinh doanh fintech thường gắn với sự đánh đổi giữa tiềm năng tăng trưởng và các dạng rủi ro khác nhau. Một mô hình có khả năng mở rộng cao vẫn có thể bị đánh giá thận trọng nếu đi kèm rủi ro pháp lý, rủi ro tín dụng, rủi ro an ninh dữ liệu hoặc yêu cầu tuân thủ phức tạp. Ngược lại, một mô hình có tốc độ tăng trưởng thấp hơn nhưng rủi ro thấp và khả năng tích hợp hệ sinh thái tốt có thể được đánh giá ổn định hơn trong nhận thức của chuyên gia và nhà quản lý.

Việc tích hợp Lý thuyết triển vọng vào DEA cho phép các giá trị đầu vào và đầu ra được so sánh với

điểm tham chiếu, sau đó chuyển đổi theo hàm giá trị nhằm phản ánh cảm nhận lợi ích, tổn thất và né tránh rủi ro (Wang et al., 2024a). Trong khung SVNS-PT-DEA, Lý thuyết triển vọng không nhằm thay thế DEA, mà đóng vai trò điều chỉnh dữ liệu đầu vào-đầu ra theo góc nhìn hành vi. Nhờ đó, khung phương pháp có thể phản ánh tốt hơn bối cảnh fintech, nơi các quyết định thường không chỉ dựa trên hiệu quả kỹ thuật, mà còn chịu ảnh hưởng bởi cảm nhận rủi ro, mức độ bất định và sự thận trọng của các bên liên quan.

2.4. Tập neutrosophic đơn trị và khoảng trống nghiên cứu

Trong các bối cảnh thiếu dữ liệu, đánh giá chuyên gia thường được sử dụng để xây dựng dữ liệu đầu vào cho mô hình phân tích. Tuy nhiên, đánh giá chuyên gia có thể chứa sự mơ hồ, do dự và không chắc chắn. Tập neutrosophic đơn trị (SVNS) cho phép biểu diễn mỗi đánh giá bằng ba thành phần: mức độ đúng, mức độ bất định và mức độ không đúng (Smarandache, 2010; Y. Wang & Zhao, 2024). So với tập mờ truyền thống, SVNS phù hợp hơn khi cần phản ánh mức độ bất định độc lập trong nhận định của chuyên gia (Kaspar & Kaliyaperumal, 2025).

Trong nghiên cứu này, SVNS được sử dụng để chuyển đổi đánh giá ngôn ngữ của 15 chuyên gia đối với 8 mô hình fintech và 6 chỉ tiêu thành dữ liệu có cấu trúc cho DEA. Từ lược khảo tài liệu, có thể thấy bốn khoảng trống chính: các nghiên cứu về fintech còn ít tập trung vào so sánh hiệu quả mô hình kinh doanh; DEA trong tài chính chủ yếu được áp dụng cho ngân hàng và tổ chức tài chính truyền thống; DEA truyền thống chưa phản ánh đầy đủ yếu tố hành vi; và các đánh giá chuyên gia trong điều kiện thiếu dữ liệu cần công cụ xử lý bất định phù hợp (Chen et al., 2024; Nuhic-Meskovic et al., 2026).

Do đó, nghiên cứu đề xuất khung SVNS-PT-DEA, kết hợp SVNS, DEA và Lý thuyết triển vọng để hỗ trợ đánh giá tương đối các mô hình fintech tại Việt Nam. Tuy nhiên, SVNS chỉ xử lý tính bất định trong biểu diễn đánh giá, chứ không tự động bảo đảm rằng các chuyên gia có mức độ đồng thuận cao. Vì vậy, nghiên cứu sử dụng Kendall's W và ICC để kiểm định mức độ đồng thuận và độ tin cậy trước khi dữ liệu chuyên gia được sử dụng cho các bước phân tích tiếp theo.

3. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu đề xuất khung phương pháp luận SVNS-PT-DEA nhằm hỗ trợ đánh giá tương đối các mô hình kinh doanh fintech trong điều kiện thiếu dữ liệu định lượng cấp doanh nghiệp. Khung phương pháp được xây dựng trên bốn thành phần chính: thu thập đánh giá chuyên gia, xử lý đánh giá ngôn ngữ bằng tập neutrosophic đơn trị, phân tích quan hệ đầu vào–đầu ra bằng DEA, và điều chỉnh dữ liệu theo Lý thuyết triển vọng nhằm phản ánh cảm nhận về lợi ích, tổn thất và né tránh rủi ro.

Trong nghiên cứu này, DEA được sử dụng như một mô-đun phân tích tương đối trong khung đề xuất. Do đơn vị phân tích là các mô hình kinh doanh fintech đại diện, không phải từng doanh nghiệp fintech cụ thể, kết quả DEA không được diễn giải như bằng chứng về hiệu quả kinh tế thực tế của thị trường fintech Việt Nam. Thay vào đó, kết quả được sử dụng để minh họa cách dữ liệu chuyên gia có thể được cấu trúc và phân tích trong điều kiện thiếu dữ liệu vận hành cấp doanh nghiệp.

3.1. Thiết kế nghiên cứu

Quy trình nghiên cứu được thiết kế theo hướng đánh giá dựa trên chuyên gia trong điều kiện thiếu dữ liệu. Các mô hình fintech đại diện được xem là các đơn vị phân tích trong khung phương pháp. Mỗi mô hình được đánh giá theo một tập chỉ tiêu đầu vào và đầu ra, trong đó đầu vào phản ánh các yêu cầu hoặc gánh nặng cần được kiểm soát, còn đầu ra phản ánh các giá trị kỳ vọng mà mô hình fintech có thể tạo ra.

Nghiên cứu sử dụng 8 mô hình fintech đại diện, được ký hiệu từ F1 đến F8 như trong Bảng 1. Các mô hình này được đánh giá theo 6 chỉ tiêu, gồm 3 chỉ tiêu đầu vào và 3 chỉ tiêu đầu ra như mô tả ở Bảng 2. Các

chỉ tiêu được lựa chọn nhằm phản ánh đồng thời yêu cầu nguồn lực, mức độ phức tạp, gánh nặng tuân thủ, khả năng mở rộng, đóng góp xã hội và tiềm năng đổi mới của từng mô hình fintech.

Quy trình nghiên cứu gồm 8 bước chính:

1. Xác định các mô hình fintech đại diện và bộ chỉ tiêu đánh giá.
2. Thu thập đánh giá của chuyên gia bằng thang đo ngôn ngữ.
3. Chuyển đổi đánh giá ngôn ngữ sang số neutrosophic đơn trị.
4. Kiểm định độ tin cậy và mức độ đồng thuận của chuyên gia.
5. Tổng hợp đánh giá chuyên gia và xây dựng ma trận đầu vào–đầu ra.
6. Áp dụng DEA định hướng đầu ra để phân tích quan hệ đầu vào–đầu ra tương đối.
7. Tích hợp Lý thuyết triển vọng để điều chỉnh dữ liệu theo cảm nhận lợi ích, tổn thất và né tránh rủi ro.
8. Phân tích độ nhạy để kiểm tra tính ổn định của điểm hiệu quả và thứ hạng.

Bảng 1. Các mô hình fintech đại diện

Mã	Mô hình fintech
F1	Ví điện tử / Thanh toán số
F2	Cổng thanh toán
F3	Cho vay ngang hàng
F4	Chăm điểm tín dụng số
F5	API mở / Ngân hàng dưới dạng dịch vụ
F6	Bảo hiểm số
F7	Đầu tư số / Quản lý tài sản số
F8	Công nghệ tuân thủ

Bảng 2. Các chỉ tiêu đánh giá trong mô hình DEA

Nhóm	Mã	Chỉ tiêu	Loại
Đầu vào	I1	Yêu cầu về vốn và hạ tầng	Giá trị càng nhỏ càng tốt
Đầu vào	I2	Độ phức tạp công nghệ và an ninh mạng	Giá trị càng nhỏ càng tốt
Đầu vào	I3	Gánh nặng pháp lý và tuân thủ	Giá trị càng nhỏ càng tốt
Đầu ra	O1	Khả năng mở rộng thị trường	Giá trị càng lớn càng tốt
Đầu ra	O2	Đóng góp vào bao trùm tài chính	Giá trị càng lớn càng tốt
Đầu ra	O3	Tiềm năng đổi mới và tích hợp hệ sinh thái	Giá trị càng lớn càng tốt

3.2. Thu thập dữ liệu chuyên gia

Dữ liệu nghiên cứu được thu thập từ 15 chuyên gia trong các lĩnh vực fintech, tài chính – ngân hàng, công nghệ, dữ liệu, an ninh mạng, quản trị công nghệ và nghiên cứu học thuật. Việc sử dụng đánh giá chuyên gia được xem là phù hợp trong bối cảnh dữ liệu vận hành cấp doanh nghiệp của các mô hình fintech chưa được công bố đầy đủ hoặc chưa có khả năng so sánh thống nhất. Cơ cấu chuyên gia tham gia nghiên cứu như Bảng 3. Mỗi chuyên gia đánh giá 8 mô hình fintech theo 6 chỉ tiêu bằng thang đo ngôn ngữ 7 mức. Thang đo được trình bày như Bảng 4.

Bảng 3. Cơ cấu chuyên gia

Nhóm chuyên gia	Số lượng
Chuyên gia fintech / ngân hàng số	4
Chuyên gia tài chính – ngân hàng	4
Chuyên gia công nghệ, dữ liệu, an ninh mạng	3
Giảng viên / nhà nghiên cứu về fintech và quản trị công nghệ	4

Bảng 4. Thang đo ngôn ngữ neutrosophic đơn trị gồm 7 mức

Ký hiệu	Mức đánh giá	SVNS ($T^{\oplus}, I^{\oplus}, F^{\oplus}$)
VL	Rất thấp	(0,10; 0,80; 0,90)
L	Thấp	(0,25; 0,65; 0,75)
ML	Tương đối thấp	(0,40; 0,50; 0,60)
M	Trung bình	(0,50; 0,40; 0,50)
MH	Tương đối cao	(0,65; 0,30; 0,35)
H	Cao	(0,80; 0,20; 0,20)
VH	Rất cao	(0,90; 0,10; 0,10)

Trong đó, mỗi đánh giá neutrosophic đơn trị được biểu diễn bởi:

$$\tilde{a} = (T, I, F) \quad (1)$$

với T là mức độ đúng, I là mức độ bất định và F là mức độ không đúng. Ba thành phần này thỏa mãn điều kiện:

$$0 \leq T, I, F \leq 1 \quad (2)$$

Để bảo đảm tính đơn giản và tránh đưa thêm giả định chủ quan về mức độ quan trọng của từng chuyên

gia, nghiên cứu giả định các chuyên gia có trọng số bằng nhau. Trọng số của chuyên gia thứ k được xác định như sau:

$$w_k = \frac{1}{K}, k = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

Trong đó, $K = 15$ là tổng số chuyên gia tham gia đánh giá.

3.3. Kiểm định độ tin cậy và mức độ đồng thuận của chuyên gia

Trước khi tổng hợp dữ liệu, nghiên cứu sử dụng Kendall's W và hệ số tương quan nội lớp để kiểm tra mức độ đồng thuận và độ tin cậy giữa các chuyên gia. Hai kiểm định được thực hiện trên các mức đánh giá ngôn ngữ sau khi được mã hóa từ 1 đến 7.

Kendall's W được sử dụng để đánh giá mức độ đồng thuận về thứ hạng giữa 15 chuyên gia đối với 8 mô hình fintech theo từng chỉ tiêu. Gọi R_i là tổng thứ hạng của mô hình fintech thứ i , mức phân tán của tổng thứ hạng được xác định như sau:

$$Q = \sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2 \quad (4)$$

Trong đó, giá trị trung bình của tổng thứ hạng là:

$$\bar{R} = \frac{K(N+1)}{2} \quad (5)$$

Vì thang đo ngôn ngữ có thể tạo ra các mức đánh giá bằng nhau, Kendall's W được hiệu chỉnh đối với các trường hợp đồng hạng. Hệ số hiệu chỉnh đồng hạng của chuyên gia thứ k được xác định như sau:

$$C_k = \sum (t_{kg}^3 - t_{kg}) \quad (6)$$

Trong đó, t_{kg} là số đối tượng thuộc nhóm đồng hạng thứ g của chuyên gia k . Kendall's W được xác định bằng:

$$W = \frac{12Q}{K^2(N^3 - N) - K \sum_{k=1}^K C_k} \quad (7)$$

Trong đó, K là số chuyên gia và N là số mô hình fintech được đánh giá. Giá trị W nằm trong khoảng từ 0 đến 1; giá trị càng cao thể hiện mức độ đồng thuận càng lớn.

Ý nghĩa thống kê của Kendall's W được kiểm định bằng thống kê Chi-square:

$$\chi^2 = K(N-1)W \quad (8)$$

với bậc tự do:

$$df = N - 1 \quad (9)$$

Bên cạnh Kendall's W , nghiên cứu sử dụng mô hình ICC hai chiều với hiệu ứng ngẫu nhiên và tiêu chí đồng thuận tuyệt đối. Mô hình này phù hợp khi toàn bộ chuyên gia cùng đánh giá một tập mô hình

fintech và nhóm chuyên gia được xem là đại diện cho một nhóm chuyên gia rộng hơn.

Do dữ liệu đưa vào khung SVNS-PT-DEA là điểm trung bình của 15 chuyên gia, hệ số ICC của điểm trung bình, ký hiệu $ICC(2,K)$, được sử dụng làm chỉ số chính:

$$ICC(2,K) = \frac{MS_R - MS_E}{MS_R + \frac{MS_C - MS_E}{N}} \quad (10)$$

Trong đó, MS_R là trung bình bình phương giữa các mô hình fintech, MS_C là trung bình bình phương giữa các chuyên gia, MS_E là trung bình bình phương sai số, N là số mô hình được đánh giá và K là số chuyên gia. Giá trị ICC càng cao thể hiện độ tin cậy giữa các chuyên gia càng lớn.

Kendall's W và ICC được tính riêng cho từng chỉ tiêu. Kết quả kiểm định được sử dụng để xác nhận rằng dữ liệu chuyên gia có mức độ đồng thuận và độ tin cậy phù hợp trước khi thực hiện bước tổng hợp neutrosophic.

3.4. Tổng hợp đánh giá neutrosophic và xây dựng ma trận đầu vào–đầu ra

Với mô hình fintech i , chỉ tiêu j và chuyên gia k , đánh giá neutrosophic được ký hiệu như sau:

$$\tilde{A}_{ijk} = (T_{ijk} \ I_{ijk} \ F_{ijk}) \quad (11)$$

Trong đó, T_{ijk} , I_{ijk} và F_{ijk} lần lượt là mức độ đúng, mức độ bất định và mức độ không đúng trong đánh giá của chuyên gia thứ k . Gọi w_k là trọng số của chuyên gia thứ k , với $w_k \geq 0$ và tổng trọng số bằng 1. Trong nghiên cứu này, các chuyên gia có trọng số bằng nhau, do đó $w_k = 1/K$, trong đó K là tổng số chuyên gia.

Số neutrosophic tổng hợp của mô hình fintech thứ i theo chỉ tiêu thứ j được xác định bằng toán tử Single-Valued Neutrosophic Weighted Averaging (SVNSWA):

$$\begin{aligned} \bar{A}_{ij} &= (1 - \prod_{k=1}^K (1 - T_{ijk})^{w_k}, \prod_{k=1}^K T_{ijk}^{w_k}, \prod_{k=1}^K F_{ijk}^{w_k}) \\ &= (\bar{T}_{ij} - \bar{I}_{ij} - \bar{F}_{ij}) \end{aligned} \quad (12)$$

Số neutrosophic tổng hợp được chuyển thành giá trị rõ bằng hàm điểm:

$$d_{ij} = S(\bar{A}_{ij}) = \frac{(2 + \bar{T}_{ij} - \bar{I}_{ij} - \bar{F}_{ij})}{3} \quad (13)$$

Giá trị d_{ij} nằm trong khoảng từ 0 đến 1. Đối với chỉ tiêu đầu vào, giá trị cao thể hiện yêu cầu nguồn lực, mức độ phức tạp hoặc gánh nặng lớn hơn. Đối

với chỉ tiêu đầu ra, giá trị cao thể hiện kết quả hoặc lợi ích được đánh giá cao hơn.

Các điểm rõ được sắp xếp thành ma trận đánh giá:

$$D = [d_{ij}]_{N \times (M+S)} \quad (14)$$

Trong đó, N là số mô hình fintech, M là số chỉ tiêu đầu vào và S là số chỉ tiêu đầu ra.

Các cột tương ứng với ba chỉ tiêu I1, I2 và I3 được sử dụng để xây dựng ma trận đầu vào:

$$X = [x_{ij}]_{N \times M} \quad (15)$$

Các cột tương ứng với ba chỉ tiêu O1, O2 và O3 được sử dụng để xây dựng ma trận đầu ra:

$$Y = [y_{ir}]_{N \times S} \quad (16)$$

Trong nghiên cứu này, $N = 8$, $M = 3$ và $S = 3$. Hai ma trận X và Y được sử dụng cho mô hình DEA cơ sở và quá trình chuyển đổi theo Lý thuyết triển vọng.

3.5. Mô hình DEA định hướng đầu ra

Nghiên cứu sử dụng mô hình BCC định hướng đầu ra để phân tích quan hệ tương đối giữa các đầu vào và đầu ra của các mô hình fintech. Mô hình BCC cho phép hiệu suất thay đổi theo quy mô, phù hợp với sự khác biệt về mức độ trưởng thành, điều kiện phát triển và phạm vi hoạt động giữa các mô hình fintech. Định hướng đầu ra được lựa chọn nhằm đánh giá khả năng gia tăng các kết quả kỳ vọng như khả năng mở rộng thị trường, đóng góp vào bao trùm tài chính và tiềm năng đổi mới trong điều kiện các yêu cầu đầu vào hiện có.

Với mô hình fintech đang được đánh giá là o , mô hình BCC định hướng đầu ra được xác định như sau:

$$\max \phi_o \quad (17)$$

với các ràng buộc:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i x_{ij} \leq x_{oj}, j=1,2,\dots,M \quad (18)$$

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i y_{ir} \geq \phi_o y_{or}, r=1,2,\dots,S \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \quad (20)$$

$$\lambda_i \geq 0, i=1,2,\dots,N \quad (21)$$

Trong đó, x_{ij} là giá trị đầu vào thứ j của mô hình fintech thứ i ; y_{ir} là giá trị đầu ra thứ r của mô hình fintech thứ i ; λ_i là biến cường độ; và ϕ_o là hệ số mở rộng đầu ra của mô hình fintech đang được đánh giá.

Điểm hiệu quả DEA được xác định bằng nghịch đảo của hệ số mở rộng đầu ra:

$$E^o_{DEA} = \frac{1}{\phi_o} \quad (22)$$

Nếu $E_{DEA}^o = 1$, mô hình fintech thứ o nằm trên biên hiệu quả của bộ dữ liệu đang xét. Nếu $E_{DEA}^o < 1$, mô hình chưa nằm trên biên hiệu quả tương đối và có khả năng gia tăng đầu ra trong điều kiện đầu vào hiện có.

3.6. Chuyển đổi dữ liệu theo Lý thuyết triển vọng

Lý thuyết triển vọng được tích hợp nhằm phản ánh sự khác biệt trong cách nhà ra quyết định cảm nhận lợi ích và tổn thất so với một điểm tham chiếu. Điểm tham chiếu được xác định riêng cho từng chỉ tiêu bằng giá trị trung bình của toàn bộ mô hình fintech.

Đối với chỉ tiêu đầu vào, điểm tham chiếu được xác định như sau:

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad (23)$$

Đối với chỉ tiêu đầu ra, điểm tham chiếu được xác định như sau:

$$\bar{y}_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_{ir} \quad (24)$$

Do giá trị đầu vào thấp hơn được xem là thuận lợi hơn, mức chênh lệch của đầu vào so với điểm tham chiếu được xác định bằng:

$$\Delta_{ij}^I = \bar{x}_j - x_{ij} \quad (25)$$

Giá trị $\Delta_{ij}^I \geq 0$ cho thấy mô hình có đầu vào thấp hơn hoặc bằng điểm tham chiếu và được xem là một lợi ích. Ngược lại, $\Delta_{ij}^I < 0$ thể hiện đầu vào lớn hơn điểm tham chiếu và được xem là một tổn thất. Do giá trị đầu ra cao hơn được xem là thuận lợi hơn, mức chênh lệch của đầu ra được xác định bằng:

$$\Delta_{ij}^O = y_{ir} - \bar{y}_r \quad (26)$$

Giá trị $\Delta_{ij}^O \geq 0$ thể hiện đầu ra bằng hoặc cao hơn điểm tham chiếu, trong khi $\Delta_{ij}^O < 0$ thể hiện đầu ra thấp hơn điểm tham chiếu.

Hàm giá trị của Lý thuyết triển vọng được xác định như sau:

$$v(\Delta) = \begin{cases} \Delta^\alpha, & \Delta \geq 0 \\ -\lambda(-\Delta)^\beta, & \Delta < 0. \end{cases} \quad (27)$$

Trong đó, α là tham số cảm nhận lợi ích, β là tham số cảm nhận tổn thất và λ là hệ số né tránh tổn thất. Khi $\lambda > 1$, tổn thất được cảm nhận mạnh hơn lợi ích có cùng độ lớn. Trong kịch bản cơ sở, các tham số $\alpha = 0,85$, $\beta = 0,92$ và $\lambda = 2,25$ được lựa chọn theo các nghiên cứu ứng dụng PT-DEA gần đây (Wang et al., 2024a, 2024b, 2025). Các giá trị này không được xem là bộ tham số duy nhất; vì vậy, phân tích độ nhạy

được thực hiện để kiểm tra mức độ ổn định của kết quả khi các tham số thay đổi.

$$\alpha = 0,85, \beta = 0,92, \lambda = 2,25 \quad (28)$$

Đối với đầu vào, giá trị hành vi được chuyển đổi sao cho mô hình có lợi thế về đầu vào tiếp tục nhận giá trị đầu vào thấp hơn:

$$x_{ij}^{PT} = \max_{1 \leq h \leq N} \{v(\Delta_{hj}^I)\} - v(\Delta_{ij}^I) + \varepsilon \quad (29)$$

Đối với đầu ra, giá trị hành vi được chuyển đổi sao cho mô hình có lợi thế về đầu ra nhận giá trị đầu ra cao hơn:

$$y_{ir}^{PT} = v(\Delta_{ir}^O) - \min_{1 \leq h \leq N} \{v(\Delta_{hr}^O)\} + \varepsilon \quad (30)$$

Trong đó, $\varepsilon = 0,001$ là một hằng số dương nhỏ nhằm bảo đảm toàn bộ giá trị đầu vào và đầu ra sau chuyển đổi lớn hơn 0.

Các giá trị chuyển đổi tạo thành ma trận đầu vào X^{PT} và ma trận đầu ra Y^{PT} . Mô hình BCC định hướng đầu ra được áp dụng lại trên hai ma trận này. Điểm hiệu quả thu được được gọi là điểm SVNS-PT-DEA:

$$E_o^{SVNS-PT-DEA} = \frac{1}{\phi_o^{PT}} \quad (31)$$

Trong đó, ϕ_o^{PT} là hệ số mở rộng đầu ra của mô hình fintech thứ o sau khi dữ liệu được chuyển đổi theo Lý thuyết triển vọng.

3.7. Xác định thứ hạng và so sánh kết quả

Điểm DEA cơ sở và điểm SVNS-PT-DEA được so sánh nhằm xác định mức độ thay đổi của từng mô hình fintech sau khi yếu tố hành vi được đưa vào phân tích.

Mức thay đổi điểm hiệu quả được xác định như sau:

$$\Delta E_o = E_o^{SVNS-PT-DEA} - E_o^{DEA} \quad (32)$$

Nếu $\Delta E_o > 0$, điểm hiệu quả của mô hình tăng sau khi yếu tố hành vi được đưa vào phân tích. Nếu $\Delta E_o < 0$, điểm hiệu quả giảm. Nếu $\Delta E_o = 0$, điểm hiệu quả không thay đổi.

Do mô hình DEA có thể tạo ra nhiều đơn vị cùng đạt điểm hiệu quả bằng 1, chỉ số chênh lệch thuận được sử dụng như tiêu chí phụ để phân biệt các trường hợp đồng điểm. Đối với DEA cơ sở, chỉ số này được xác định như sau:

$$NI_i = \frac{1}{S} \sum_{r=1}^S y_{ir} - \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M x_{ij} \quad (33)$$

Chỉ số này phản ánh chênh lệch giữa giá trị đầu ra

trung bình và giá trị đầu vào trung bình của từng mô hình. Giá trị NI_i cao hơn thể hiện quan hệ đầu ra–đầu vào thuận lợi hơn trong phạm vi bộ dữ liệu. Đối với dữ liệu đã được chuyển đổi theo Lý thuyết triển vọng, chỉ số chênh lệch thuần được xác định như sau:

$$NI_i^{PT} = \frac{1}{S} \sum_{r=1}^S y_{ir}^{PT} - \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M x_{ij}^{PT} \quad (33)$$

Thứ hạng được xác định theo ba cấp độ. Trước hết, các mô hình được sắp xếp theo điểm hiệu quả từ cao xuống thấp. Nếu hai hoặc nhiều mô hình có cùng điểm hiệu quả, mô hình có chỉ số chênh lệch thuần cao hơn được xếp trước. Nếu cả điểm hiệu quả và chỉ số chênh lệch thuần vẫn bằng nhau, thứ tự xuất hiện ban đầu của mô hình trong dữ liệu được sử dụng để phân biệt. Mức thay đổi thứ hạng được xác định bằng:

$$\Delta R_o = R_o^{PT} - R_o^{DEA} \quad (35)$$

Trong đó, R_o^{DEA} là thứ hạng theo DEA cơ sở và R_o^{PT} là thứ hạng theo SVNS-PT-DEA. Giá trị $\Delta R_o < 0$ cho thấy thứ hạng của mô hình được cải thiện, trong khi $\Delta R_o > 0$ cho thấy thứ hạng giảm. Chỉ số chênh lệch thuần chỉ được sử dụng để xử lý các trường hợp đồng điểm và không thay thế điểm hiệu quả DEA.

3.8. Phân tích độ nhạy

Phân tích độ nhạy được thực hiện nhằm kiểm tra mức độ ổn định của điểm hiệu quả và thứ hạng trước những thay đổi trong các tham số của Lý thuyết triển vọng. Ba tham số được xem xét gồm α , β và λ . Trong đó, α phản ánh độ nhạy đối với lợi ích, β phản ánh độ nhạy đối với tổn thất và λ phản ánh mức độ né tránh tổn thất. Các kịch bản phân tích độ nhạy được đề xuất như mô tả ở Bảng 5:

Trong từng kịch bản, mức chênh lệch của đầu vào và đầu ra được chuyển đổi lại theo hàm giá trị của Lý thuyết triển vọng. Hai ma trận X^{PT} và Y^{PT} sau đó được xây dựng lại và đưa vào mô hình BCC định hướng đầu ra.

Điểm hiệu quả, chỉ số chênh lệch thuần và thứ hạng của các mô hình fintech được xác định lại trong từng kịch bản. Một mô hình được xem là ổn định khi điểm hiệu quả và thứ hạng không thay đổi đáng kể giữa các kịch bản. Ngược lại, mô hình được xem là nhạy cảm khi vị trí tương đối thay đổi rõ rệt trước sự điều chỉnh của các tham số hành vi.

3.9. Phạm vi diễn giải của phương pháp

Khung SVNS-PT-DEA được sử dụng để phân tích tương đối các mô hình kinh doanh fintech trong điều kiện thiếu dữ liệu định lượng cấp doanh nghiệp. Các giá trị đầu vào và đầu ra phản ánh đánh giá tổng hợp của chuyên gia thông qua thang đo ngôn ngữ, toán tử SVNSWA và hàm điểm neutrosophic. Các giá trị này không phải là số liệu vận hành trực tiếp như vốn đầu tư, doanh thu, chi phí, số lượng người dùng hoặc khối lượng giao dịch.

Số lượng đơn vị phân tích gồm 8 mô hình fintech, trong khi mô hình sử dụng 3 đầu vào và 3 đầu ra. Với số lượng đơn vị phân tích hạn chế, DEA có thể tạo ra nhiều mô hình nằm trên biên hiệu quả và làm giảm khả năng phân biệt. Vì vậy, kết quả DEA được sử dụng để phân tích quan hệ đầu vào–đầu ra tương đối trong bộ dữ liệu chuyên gia. Chỉ số chênh lệch thuần được sử dụng như tiêu chí phụ để xử lý đồng điểm, không thay thế điểm hiệu quả DEA.

Kết quả phụ thuộc vào bộ chỉ tiêu, thành phần chuyên gia, trọng số chuyên gia, thang đo ngôn ngữ,

Bảng 5. Các kịch bản phân tích độ nhạy của mô hình đề xuất

Kịch bản	α	β	λ	Ý nghĩa
S0	0,85	0,92	2,25	Kịch bản cơ sở
S1	0,75	0,92	2,25	Giảm độ nhạy đối với lợi ích
S2	0,95	0,92	2,25	Tăng độ nhạy đối với lợi ích
S3	0,85	0,80	2,25	Giảm độ nhạy đối với tổn thất
S4	0,85	1,00	2,25	Tăng độ nhạy đối với tổn thất
S5	0,85	0,92	1,50	Né tránh tổn thất thấp
S6	0,85	0,92	3,00	Né tránh tổn thất cao

toán tử tổng hợp SVNSWA, hàm điểm neutrosophic, điểm tham chiếu và các tham số của Lý thuyết triển vọng. Phân tích độ nhạy được sử dụng để kiểm tra mức độ ổn định của kết quả khi các giả định hành vi thay đổi.

Các kết quả thu được phản ánh đánh giá tương đối của các mô hình fintech trong phạm vi dữ liệu và giả định nghiên cứu. Việc kết hợp dữ liệu chuyên gia với dữ liệu vận hành thực tế hoặc dữ liệu theo thời gian trong các nghiên cứu tiếp theo có thể nâng cao khả năng kiểm chứng và mở rộng phạm vi ứng dụng của phương pháp.

4. Kết quả và thảo luận

Phần này trình bày kết quả áp dụng khung SVNS-PT-DEA đối với 8 mô hình kinh doanh fintech. Đánh giá ngôn ngữ của 15 chuyên gia được tổng hợp bằng toán tử SVNSWA dạng tích, sau đó chuyển thành điểm rõ để xây dựng ma trận gồm 3 đầu vào và 3 đầu ra. Mô hình BCC định hướng đầu ra được sử dụng để xác định điểm hiệu quả cơ sở. Tiếp theo, dữ liệu được điều chỉnh theo Lý thuyết triển vọng với các tham số cơ sở $\alpha=0.85$, $\beta=0.92$ và $\lambda=2.25$, trước khi DEA được thực hiện lại. Do dữ liệu được hình thành từ đánh giá chuyên gia và số lượng đơn vị phân tích còn hạn chế, kết quả được diễn giải như mức hiệu quả tương đối trong phạm vi bộ dữ liệu nghiên cứu, không phải là thước đo trực tiếp về hiệu quả kinh tế thực tế của toàn bộ thị trường fintech Việt Nam.

4.1. Mức độ đồng thuận và độ tin cậy giữa các chuyên gia

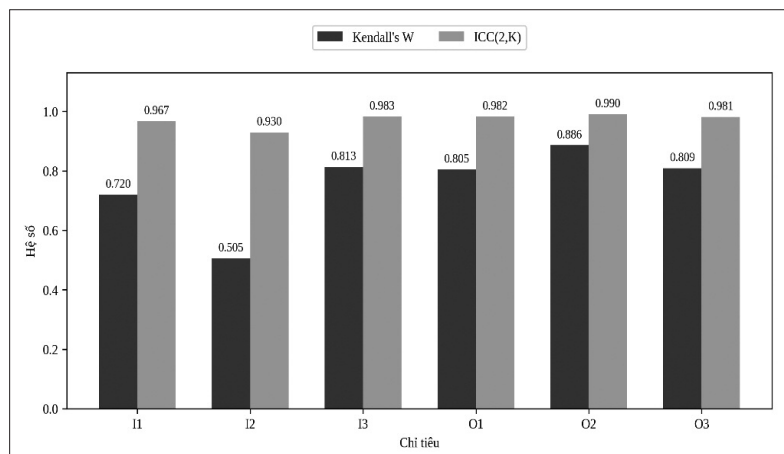
Kết quả kiểm định cho thấy dữ liệu chuyên gia có mức độ đồng thuận và độ tin cậy cao. Hình 1 minh họa đồng thời hệ số Kendall's W và hệ số ICC(2,K) cho từng chỉ tiêu.

Giá trị Kendall's W dao động từ 0,505 đến 0,886, trong khi ICC(2,K) dao động từ 0,930 đến 0,990. Điều này cho thấy đánh giá của chuyên gia có mức nhất quán đủ tốt để tiếp tục sử dụng cho bước tổng hợp SVNSWA và

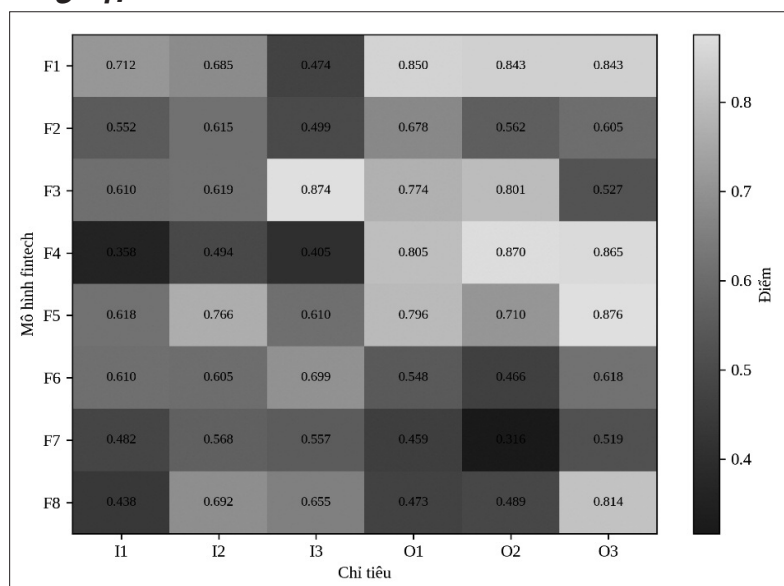
phân tích DEA. Trong số các chỉ tiêu, O2 - đóng góp vào bao trùm tài chính - có mức đồng thuận cao nhất, thể hiện qua Kendall's W xấp xỉ 0,886 và ICC(2,K) xấp xỉ 0,990. Điều này cho thấy các chuyên gia có nhận định khá thống nhất về vai trò của các mô hình fintech đối với mở rộng tiếp cận tài chính. Ngược lại, I2 - độ phức tạp công nghệ và an ninh mạng - có Kendall's W thấp nhất, khoảng 0,505, phản ánh sự khác biệt lớn hơn trong nhận định của các nhóm chuyên gia về yêu cầu công nghệ, bảo mật và hạ tầng kỹ thuật.

4.2. Cấu trúc đầu vào - đầu ra của các mô hình fintech

Hình 1: Mức độ đồng thuận và độ tin cậy của dữ liệu chuyên gia theo từng chỉ tiêu



Hình 2: Bản đồ nhiệt ma trận đầu vào - đầu ra sau tổng hợp SVNSWA



Hình 2 trình bày bản đồ nhiệt của ma trận đầu vào - đầu ra sau khi tổng hợp bằng toán tử SVNWA dạng tích. Kết quả cho thấy các mô hình fintech có cấu trúc tương đối khác biệt về cả yêu cầu đầu vào lẫn kết quả đầu ra. Chấm điểm tín dụng số (F4) nổi bật với mức đầu vào tương đối thấp ở cả ba chỉ tiêu I1, I2 và I3, trong khi đạt mức đầu ra cao ở cả O1, O2 và O3. Mô hình này đặc biệt nổi trội về đóng góp vào bao trùm tài chính và tiềm năng đổi mới, đồng thời không chịu áp lực quá lớn về vốn, hạ tầng và gánh nặng tuân thủ so với các mô hình khác. Ví điện tử/thanh toán số (F1) thể hiện lợi thế mạnh ở khả năng mở rộng thị trường, đóng góp vào bao trùm tài chính và tiềm năng tích hợp hệ sinh thái. Tuy nhiên, mô hình này cũng có yêu cầu đầu vào khá cao, đặc biệt ở chỉ tiêu vốn và hạ tầng. Điều này phản ánh đúng đặc điểm thực tiễn của mô hình thanh toán số: muốn mở rộng nhanh cần nền tảng công nghệ mạnh, mạng lưới chấp nhận rộng và chi phí vận hành đáng kể.

API mở/ngân hàng dưới dạng dịch vụ (F5) đạt giá trị rất cao ở tiềm năng đổi mới và tích hợp hệ sinh thái. Tuy nhiên, chỉ tiêu I2 của mô hình này cũng ở mức cao nhất hoặc gần cao nhất, cho thấy yêu cầu lớn về kiến trúc công nghệ, bảo mật, kết nối hệ thống và quản trị API. Cho vay ngang hàng (F3) có mức đầu ra

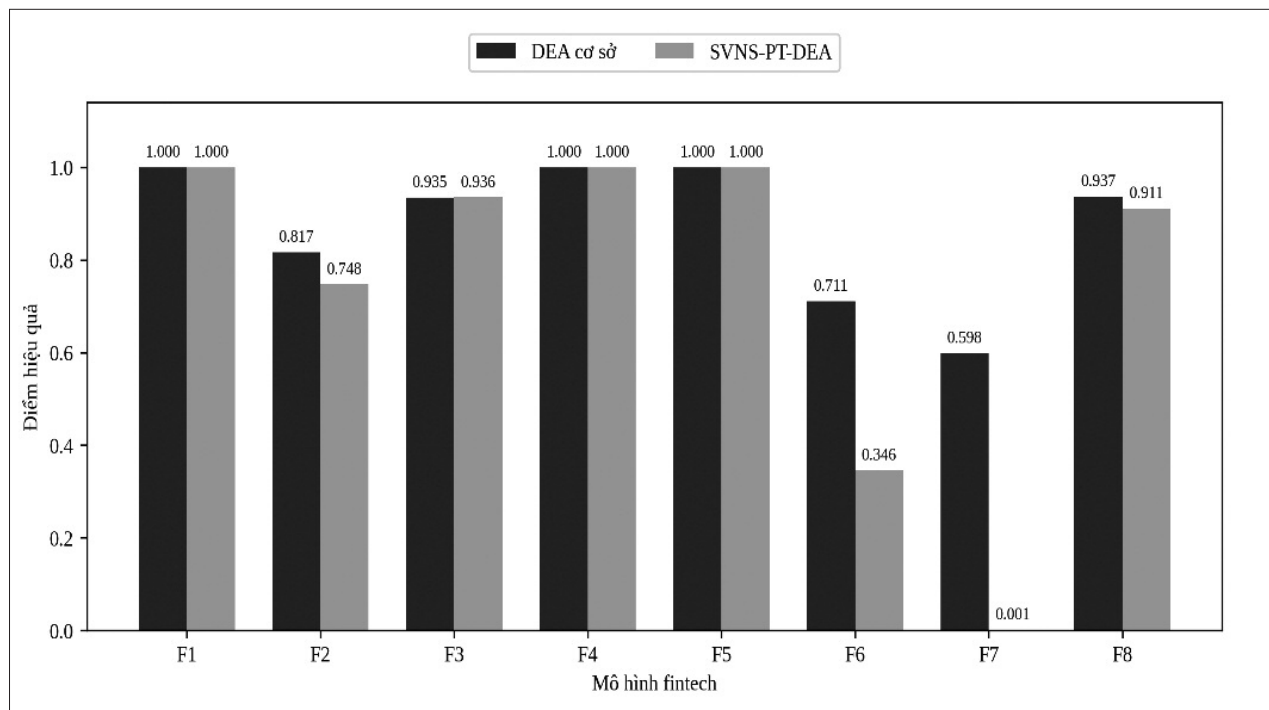
khá tốt, nhất là ở khả năng mở rộng thị trường và đóng góp vào bao trùm tài chính, nhưng bị bất lợi rõ rệt ở gánh nặng pháp lý và tuân thủ. Trong khi đó, công nghệ tuân thủ (F8) có mức O3 tương đối cao, cho thấy lợi thế về hỗ trợ đổi mới hệ sinh thái, nhưng các giá trị O1 và O2 còn thấp hơn so với các mô hình dẫn đầu. Đầu tư số/quản lý tài sản số (F7) có mức đầu ra thấp nhất trên phần lớn chỉ tiêu đầu ra, cho thấy vị thế tương đối kém thuận lợi trong bộ dữ liệu đánh giá hiện tại.

4.3. Kết quả DEA cơ sở

Điểm hiệu quả giữa DEA cơ sở và SVN-PT-DEA được so sánh như Hình 3. Xét riêng DEA cơ sở, 3 mô hình nằm trên biên hiệu quả là F4, F1 và F5, đều đạt điểm hiệu quả bằng 1. Trong đó, F4 được xem là mô hình nổi trội nhất về cấu trúc đầu vào – đầu ra, vì mô hình này vừa có đầu vào thấp vừa đạt đầu ra cao tương đối đồng đều. F1 cũng nằm trên biên hiệu quả nhờ lợi thế rõ rệt về quy mô thị trường và bao trùm tài chính, dù phải chấp nhận yêu cầu đầu vào cao hơn. F5 đạt điểm DEA bằng 1 chủ yếu nhờ thế mạnh về đổi mới và tích hợp hệ sinh thái, cho thấy đây là mô hình có vai trò quan trọng trong việc kết nối các thành phần của hệ sinh thái tài chính số.

Ngoài 3 mô hình trên, F8 và F3 là 2 mô hình cận

Hình 3: So sánh điểm hiệu quả giữa DEA cơ sở và SVN-PT-DEA



biên hiệu quả, với điểm DEA lần lượt khoảng 0,937 và 0,935. Khoảng cách rất nhỏ này cho thấy cả 2 mô hình đều có tiềm năng tương đối tốt nhưng vẫn còn một số bất lợi về cấu trúc đầu vào - đầu ra khiến chúng chưa đạt trạng thái hiệu quả đầy đủ. F2 có điểm DEA ở mức trung bình, khoảng 0,817, phản ánh vị thế tương đối ổn định nhưng chưa nổi bật. F6 và F7 có điểm hiệu quả thấp hơn đáng kể, cho thấy các mô hình này chưa hình thành được lợi thế đầu ra đủ mạnh so với yêu cầu đầu vào hiện có.

4.4. Tác động của Lý thuyết triển vọng đến kết quả đánh giá

Khi tích hợp yếu tố hành vi thông qua Lý thuyết triển vọng, kết quả tổng thể không thay đổi mạnh ở nhóm dẫn đầu nhưng có sự điều chỉnh rõ hơn ở nhóm chưa hiệu quả. Hình 3 cho thấy, F4, F1 và F5 vẫn giữ nguyên điểm hiệu quả bằng 1 trong SVNS-PT-DEA. Điều này cho thấy vị trí của ba mô hình này khá ổn định, ngay cả khi cách cảm nhận lợi ích và tổn thất được đưa vào phân tích.

Tuy nhiên, ở nhóm còn lại, đã xuất hiện một số thay đổi đáng chú ý. F3 tăng nhẹ từ khoảng 0,935 lên 0,936 và cải thiện vị trí tương đối, vượt qua F8 trong thứ hạng cuối cùng. Điều này cho thấy khi đánh giá được điều chỉnh theo cảm nhận hành vi, lợi thế của cho vay ngang hàng về khả năng mở rộng và bao trùm tài chính được ghi nhận rõ hơn.

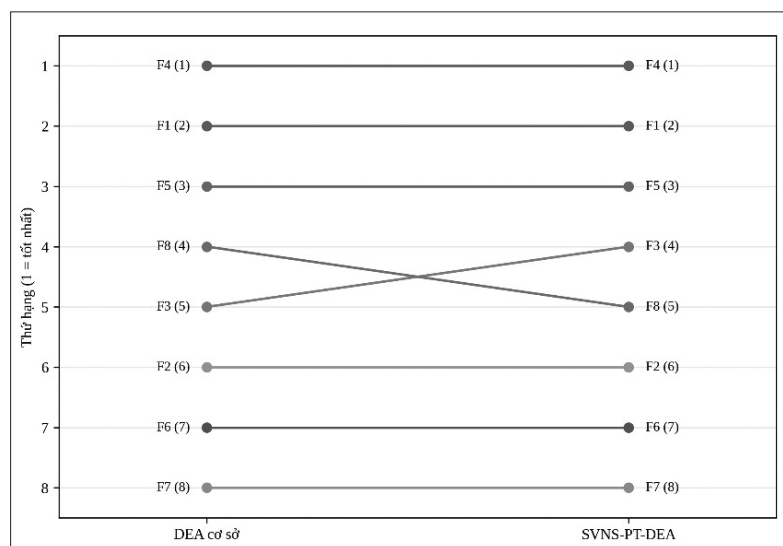
Ngược lại, F8 giảm nhẹ từ khoảng 0,937 xuống 0,911. Mặc dù công nghệ tuân thủ có vai trò quan trọng trong đổi mới và tích hợp hệ sinh thái, mô hình này chưa tạo ra lợi thế tương đương ở các đầu ra gắn với mở rộng thị trường và bao trùm tài chính. Vì vậy, khi so sánh theo điểm tham chiếu hành vi, F8 trở nên kém thuận lợi hơn F3.

F2 giảm từ khoảng 0,817 xuống 0,748 nhưng vẫn giữ nguyên vị trí tương đối. F6 và F7 có mức giảm lớn hơn sau phép chuyển đổi. Tuy nhiên, mức sụt giảm này chịu ảnh hưởng trực tiếp của việc xác định điểm tham chiếu, áp dụng hàm giá trị và dịch chuyển dữ liệu về miền dương bằng giá trị nhỏ nhất cộng ϵ . Vì vậy, các điểm rất thấp của F6 và đặc biệt F7 chủ

yếu phản ánh độ nhạy của thuật toán đối với những đầu ra nằm dưới mức tham chiếu; chúng không nên được diễn giải như bằng chứng rằng hiệu quả kinh tế thực tế của bảo hiểm số hoặc đầu tư số/quản lý tài sản số gần bằng 0.

Hình 4 minh họa trực tiếp sự thay đổi thứ hạng giữa DEA cơ sở và SVNS-PT-DEA. Kết quả cho thấy, F4, F1, F5, F2, F6 và F7 giữ nguyên vị trí; F3 tăng một bậc từ hạng 5 lên hạng 4; và F8 giảm một bậc từ hạng 4 xuống hạng 5. Điều này cho thấy, cấu trúc thứ hạng tổng thể có tính ổn định khá cao, song SVNS-PT-DEA vẫn giúp nhận diện rõ hơn những thay đổi tinh tế do yếu tố hành vi tạo ra.

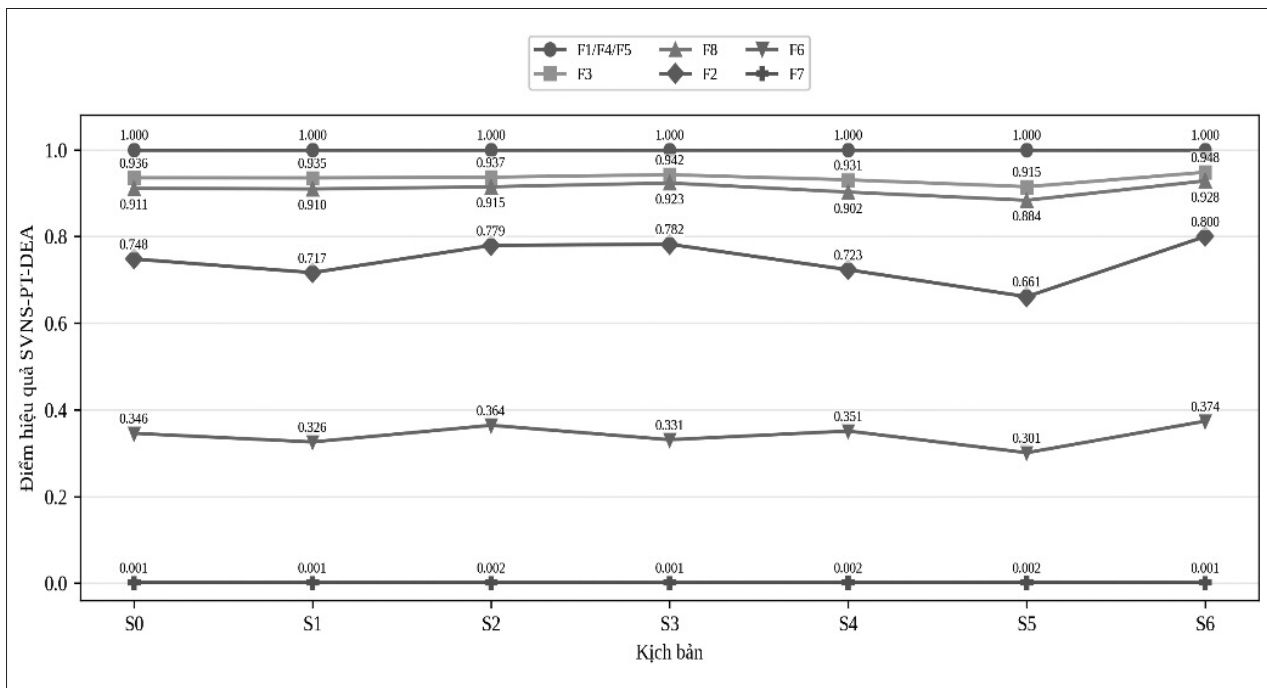
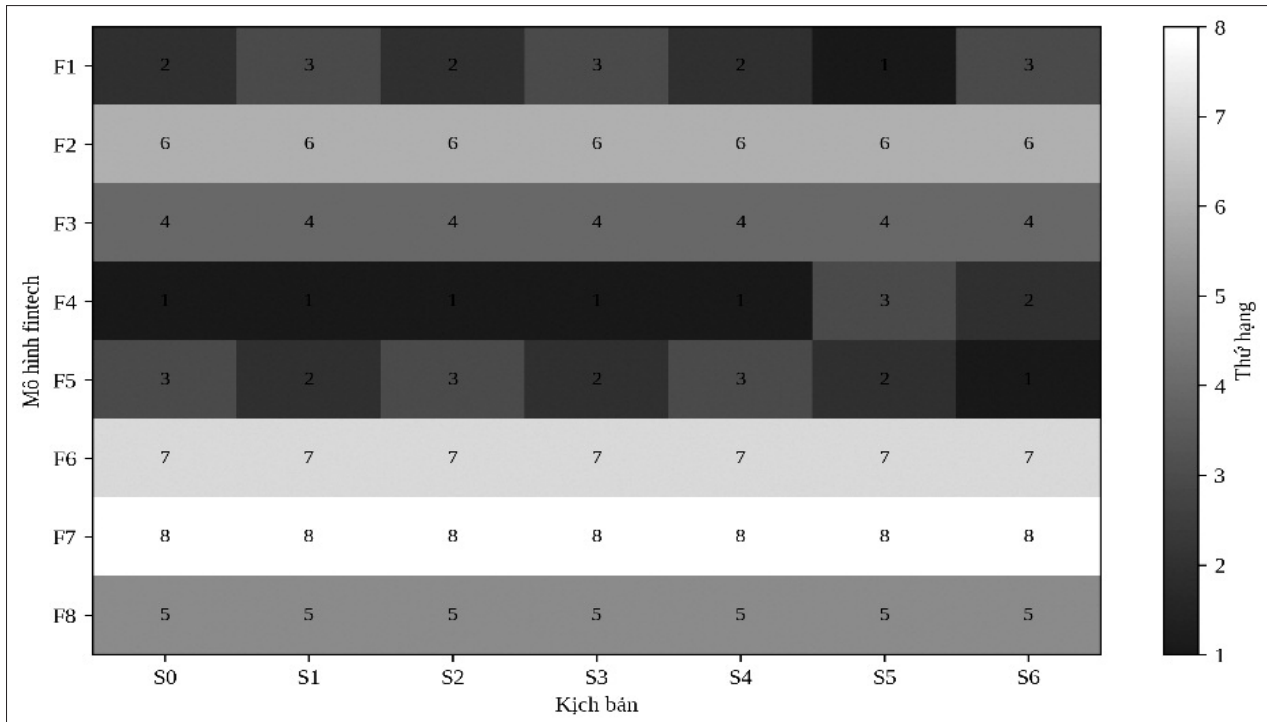
Hình 4: Sự thay đổi thứ hạng từ DEA cơ sở sang SVNS-PT-DEA



4.5. Kết quả phân tích độ nhạy

Để kiểm tra tính ổn định của kết quả, các tham số α , β và λ được thay đổi theo bảy kịch bản phân tích độ nhạy. Hình 5 trình bày biến động điểm hiệu quả SVNS-PT-DEA của các mô hình fintech qua các kịch bản, trong khi Hình 6 trình bày biến động thứ hạng.

Kết quả cho thấy 3 mô hình F4, F1 và F5 duy trì điểm hiệu quả bằng 1 trong toàn bộ các kịch bản. Điều này chứng tỏ nhóm dẫn đầu có tính ổn định cao trước sự thay đổi của các tham số hành vi. Tuy nhiên, thứ tự nội bộ của 3 mô hình này có thể thay đổi nhẹ do quy tắc xử lý đồng điểm bằng chỉ số phụ. Vì vậy, sự thay đổi vị trí giữa hạng 1, 2 và 3 trong nhóm này không

Hình 5: Biến động điểm hiệu quả SVNS-PT-DEA qua các kịch bản độ nhạy**Hình 6: Biến động thứ hạng của các mô hình fintech qua các kịch bản độ nhạy**

nên được diễn giải như sự thay đổi bản chất về hiệu quả, mà chỉ phản ánh khác biệt rất nhỏ ở tiêu chí phụ.

F3 duy trì ổn định ở nhóm giữa trên, với điểm hiệu

quả dao động xấp xỉ từ 0,915 đến 0,948, và luôn giữ hạng 4 trong các kịch bản độ nhạy. F8 cũng cho thấy tính ổn định tương đối cao, với điểm hiệu quả trong

khoảng xấp xỉ 0,884 đến 0,928 và luôn giữ hạng 5. F2 tiếp tục giữ hạng 6 trong toàn bộ các kịch bản. F6 và F7 cũng lần lượt duy trì các vị trí 7 và 8, dù mức điểm hiệu quả của chúng có dao động.

Kết quả này cho thấy, ngoài việc có ba mô hình đứng đầu ổn định, phần còn lại của trật tự xếp hạng cũng tương đối vững. Nói cách khác, việc điều chỉnh tham số trong phạm vi hợp lý của Lý thuyết triển vọng không làm thay đổi cấu trúc thứ hạng tổng thể của các mô hình fintech. Điều này củng cố tính ổn định của khung SVNS-PT-DEA trong bối cảnh đánh giá dựa trên chuyên gia.

4.6. Thảo luận

Từ các kết quả trên, có thể thấy 3 mô hình chấm điểm tín dụng số, ví điện tử/thanh toán số và API mở/ngân hàng dưới dạng dịch vụ tạo thành nhóm có hiệu quả tương đối nổi bật nhất trong bộ dữ liệu nghiên cứu. Tuy nhiên, mỗi mô hình đạt vị trí này theo một cơ chế khác nhau. F4 nổi bật nhờ cấu trúc đầu vào thuận lợi đi kèm đầu ra cao. F1 có lợi thế lớn về thị trường và bao trùm tài chính, dù đòi hỏi vốn và hạ tầng cao. F5 có ưu thế vượt trội về đổi mới và tích hợp hệ sinh thái, nhưng đồng thời đi kèm yêu cầu công nghệ lớn hơn.

Cho vay ngang hàng (F3) thể hiện tiềm năng đáng chú ý, đặc biệt khi yếu tố hành vi được đưa vào phân tích. Điều này hàm ý mô hình này có thể được đánh giá cao hơn nếu các lợi ích về tiếp cận tín dụng, mở rộng thị trường và bao trùm tài chính được ưu tiên. Tuy nhiên, gánh nặng pháp lý vẫn là rào cản lớn khiến mô hình chưa thể gia nhập nhóm biên hiệu quả. Công nghệ tuân thủ (F8) có tiềm năng cao về đổi mới và tích hợp hệ sinh thái nhưng chưa nổi bật ở các đầu ra trực tiếp liên quan đến mở rộng thị trường và bao trùm tài chính. Đối với bảo hiểm số (F6) và đầu tư số/quản lý tài sản số (F7), các kết quả sau chuyên đổi cần được đọc thận trọng vì chịu ảnh hưởng của phép chuẩn hóa quanh điểm tham chiếu và dịch chuyển về miền dương.

Xét về mặt phương pháp, các kết quả cũng cho thấy việc sử dụng SVNSWA dạng tích là phù hợp để tổng hợp đồng thời ba thành phần đúng, bất định và không đúng trong đánh giá chuyên gia. Đồng thời, việc tích hợp Lý thuyết triển vọng giúp làm rõ hơn ảnh hưởng bất đối xứng giữa lợi ích và tổn thất trong nhận định của chuyên gia. DEA cơ sở giúp xác định

nhóm mô hình nằm trên biên hiệu quả, trong khi SVNS-PT-DEA giúp tăng cường khả năng phân biệt giữa các mô hình chưa hiệu quả, đặc biệt khi các đầu ra thấp hơn mức tham chiếu.

Tuy nhiên, kết quả vẫn cần được diễn giải trong phạm vi của dữ liệu nghiên cứu. Việc chỉ sử dụng 8 đơn vị phân tích với 3 đầu vào và 3 đầu ra làm hạn chế khả năng phân biệt tuyệt đối của DEA. Vì vậy, các phát hiện trên nên được xem là bằng chứng minh họa cho khả năng vận hành và giá trị hỗ trợ ra quyết định của khung SVNS-PT-DEA, hơn là kết luận khái quát về hiệu quả kinh tế thực tế của toàn bộ thị trường fintech Việt Nam.

5. Kết luận

Nghiên cứu đã đề xuất khung SVNS-PT-DEA nhằm hỗ trợ đánh giá tương đối các mô hình kinh doanh fintech trong điều kiện thiếu dữ liệu định lượng cấp doanh nghiệp. Khung phương pháp kết hợp toán tử trung bình trọng số neutrosophic đơn trị dạng tích để tổng hợp đánh giá chuyên gia, DEA định hướng đầu ra để phân tích quan hệ đầu vào - đầu ra, và Lý thuyết triển vọng để phản ánh sự bất đối xứng trong cảm nhận lợi ích, tổn thất và né tránh rủi ro. Việc kiểm định bằng Kendall's W và ICC cho thấy dữ liệu của 15 chuyên gia có mức độ đồng thuận và độ tin cậy phù hợp để sử dụng trong các bước phân tích tiếp theo.

Kết quả minh họa đối với 8 mô hình fintech cho thấy chấm điểm tín dụng số, ví điện tử/thanh toán số và API mở/ngân hàng dưới dạng dịch vụ tạo thành nhóm có quan hệ đầu vào - đầu ra thuận lợi nhất. Chấm điểm tín dụng số nổi bật nhờ kết hợp mức yêu cầu đầu vào tương đối thấp với khả năng tạo giá trị cao về mở rộng thị trường, bao trùm tài chính và đổi mới hệ sinh thái. Ví điện tử/thanh toán số có lợi thế về quy mô thị trường và khả năng tiếp cận tài chính, nhưng đi kèm yêu cầu lớn về vốn và hạ tầng. API mở/ngân hàng dưới dạng dịch vụ thể hiện tiềm năng cao về đổi mới và kết nối hệ sinh thái, đồng thời đòi hỏi mức độ phức tạp công nghệ và an ninh mạng đáng kể.

Việc tích hợp Lý thuyết triển vọng không làm thay đổi thành phần của nhóm nằm trên biên hiệu quả, nhưng làm tăng khả năng phân biệt giữa các mô hình chưa hiệu quả. Cho vay ngang hàng cải thiện nhẹ vị trí tương đối nhờ lợi thế về mở rộng thị trường và bao trùm tài chính, mặc dù vẫn chịu gánh nặng lớn về

pháp lý và tuân thủ. Công nghệ tuân thủ thể hiện vai trò quan trọng đối với đổi mới hệ sinh thái nhưng chưa nổi bật về các đầu ra thị trường trực tiếp. Các mức giảm mạnh của bảo hiểm số và đầu tư số/quản lý tài sản số sau chuyển đổi cần được xem là kết quả nhạy cảm với cấu trúc biến đổi theo điểm tham chiếu, không phải bằng chứng trực tiếp về hiệu quả kinh tế thực tế. Phân tích độ nhạy cho thấy nhóm dẫn đầu và trật tự của các mô hình còn lại nhìn chung ổn định trước những thay đổi hợp lý của các tham số hành vi.

Về mặt học thuật, nghiên cứu đóng góp một quy trình tích hợp để xử lý đồng thời ba vấn đề: sự bất định trong đánh giá ngôn ngữ, quan hệ đa đầu vào - đa đầu ra và ảnh hưởng của hành vi ra quyết định trong điều kiện rủi ro. Toán tử SVNSWA dạng tích giúp duy trì cấu trúc neutrosophic khi tổng hợp ý kiến chuyên gia, trong khi Lý thuyết triển vọng bổ sung góc nhìn hành vi cho DEA. Về mặt ứng dụng, khung phương pháp có thể được sử dụng như một công cụ sàng lọc và hỗ trợ ra quyết định ban đầu cho nhà quản lý, nhà đầu tư và cơ quan hoạch định chính sách khi dữ liệu thị trường chưa đầy đủ hoặc khó so sánh.

Kết quả nghiên cứu cần được diễn giải trong phạm

vi của bộ dữ liệu và các giả định phương pháp. Các giá trị đầu vào và đầu ra được hình thành từ đánh giá chuyên gia, không phải dữ liệu vận hành trực tiếp của từng doanh nghiệp fintech. Bên cạnh đó, số lượng đơn vị phân tích gồm 8 mô hình trong khi DEA sử dụng 3 đầu vào và 3 đầu ra, vì vậy khả năng phân biệt của mô hình còn hạn chế và một số đơn vị có thể dễ dàng nằm trên biên hiệu quả. Kết quả cũng phụ thuộc vào bộ chỉ tiêu, trọng số chuyên gia, thang đo ngôn ngữ, hàm điểm SVNS, điểm tham chiếu và các tham số của Lý thuyết triển vọng.

Các nghiên cứu tiếp theo có thể mở rộng số lượng đơn vị phân tích bằng cách sử dụng dữ liệu của các doanh nghiệp hoặc nền tảng fintech cụ thể, kết hợp đánh giá chuyên gia với dữ liệu thực tế như vốn đầu tư, chi phí vận hành, doanh thu, số lượng người dùng và khối lượng giao dịch. Dữ liệu theo thời gian cũng có thể được bổ sung để đánh giá sự thay đổi hiệu quả trong các giai đoạn khác nhau. Ngoài ra, việc đối chiếu kết quả với DEA bootstrap, DEA hiệu quả chéo, DEA siêu hiệu quả hoặc các mô hình ra quyết định đa tiêu chí khác sẽ giúp tăng cường khả năng kiểm chứng và độ vững của khung phương pháp ■

Lời cảm ơn

Bài báo này là sản phẩm của một dự án nghiên cứu cấp cơ sở, mã số CTD-CS-2024-27, được tài trợ bởi Trường Đại học Kinh tế Thành phố Hồ Chí Minh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078–1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Chai, N., Zhou, W., & Jiang, Z. (2023). Sustainable supplier selection using an intuitionistic and interval-valued fuzzy MCDM approach based on cumulative prospect theory. *Information Sciences*, 626, 710–737.
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Chen, Y.-T., Dao, T.-H., & Nhieu, N.-L. (2024). Decoding efficiency in construction: A behavioral DEA approach to BRICS economies. *IEEE Access*, 12, 113165–113177. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3443925>
- Chính phủ. (2025). Nghị định số 94/2025/NĐ-CP ngày 29 tháng 4 năm 2025 về cơ chế thử nghiệm có kiểm soát trong lĩnh vực ngân hàng. <https://vanban.chinhphu.vn/?pageid=27160&docid=213519>
- Creehan, S., Mahuzier, J., Yoshino, N., Taghizadeh-Hesary, F., Nemoto, N., Inaba, N., ... Yoshihara, N. (2019). *Fintech for Asian SMEs*. Asian Development Bank Institute.
- El Khoury, R., Alshater, M. M., & Joshipura, M. (2025). RegTech advancements—A comprehensive review of its evolution, challenges, and implications for financial regulation and compliance. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 23(4), 1450–1485.

- Garad, A., Riyadh, H. A., Al-Ansi, A. M., Kusumawati, R., & Jahid, M. A. (2025). An overview of FinTech: Opportunities, challenges, and potential development. In M. Shehadeh (Ed.), *From digital disruption to dominance: Leveraging FinTech applications for sustainable growth*. Emerald Publishing.
- Haddad, C., & Hornuf, L. (2023). How do fintech start-ups affect financial institutions' performance and default risk? *The European Journal of Finance*, 1–32. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2022.2151371>
- Hatami, A., & Johnson, M. (2025). *Inclusive finance: How fintech and innovation can transform financial inclusion*. Kogan Page.
- Huang, X., Dong, J., & Li, X. (2025). Fintech, technological innovation and regional economic growth: Theoretical modeling and empirical evidence. *China Economic Review*, 91, 102397.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Kaspar, K., & Kaliyaperumal, P. (2025). Single-valued neutrosophic sets for enhanced evaluation of IT roadmaps: A hybrid neutrosophic multi-criteria decision-making model for the IT industry. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 1–13.
- Li, T., Sun, J., & Fei, L. (2025). Application of multiple-criteria decision-making technology in emergency decision-making: Uncertainty, heterogeneity, dynamicity, and interaction. *Mathematics*, 13(5), 731.
- Liu, F., Wang, S.-S., & Zhang, X.-Y. (2024). Building consensus in multi-attribute group decision making under a prospect theory-driven feedback adjustment mechanism. *Information Sciences*, 654, 119829.
- Mai, K. L., Nguyen Thi, N. Q., & Cao, T. H. (2025). Trust in FinTech: A systematic literature review of key determinants and policy lessons for digital finance in Vietnam. *British Journal of Business Sciences*, 1(1), 12–25. <https://doi.org/10.65687/bjbs.v1i1.2>
- Novickytė, L., & Drożdż, J. (2018). Measuring the efficiency in the Lithuanian banking sector: The DEA application. *International Journal of Financial Studies*, 6(2), 37.
- Nuhic-Meskovic, M., Hassan, M. K., & Meskovic, A. (2026). Islamic FinTech: A systematic literature review of trends and research gaps. *Journal of Islamic Marketing*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/JIMA-10-2025-0662>
- Siddik, A. B., Rahman, M. N., & Yong, L. (2023). Do fintech adoption and financial literacy improve corporate sustainability performance? The mediating role of access to finance. *Journal of Cleaner Production*, 137658.
- Smarandache, F. (2010). Neutrosophic set—A generalization of the intuitionistic fuzzy set. *Journal of Defense Resources Management*, 1(1), 107–116.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297–323.
- Udeagha, M. C., & Muchapondwa, E. (2023). Green finance, fintech, and environmental sustainability: Fresh policy insights from the BRICS nations. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 1–17.
- UOB. (2023). *FinTech in ASEAN 2022: Finance, reimagined*. <https://www.uobgroup.com/techecosystem/news-insights-fintech-in-asean-2022.html>
- Wang, C.-N., Nguyen, H.-K., & Nhieu, N.-L. (2025). Integrating prospect theory with DEA for renewable energy investment evaluation in South America. *Renewable Energy*, 247, 123018. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.123018>
- Wang, C.-N., Nguyen, H.-K., Nhieu, N.-L., & Hsu, H.-P. (2024a). A prospect theory extension of data envelopment analysis model for wave-wind energy site selection in New Zealand. *Managerial and Decision Economics*, 45(1), 539–553. <https://doi.org/10.1002/mde.4016>
- Wang, C.-N., Nhieu, N.-L., & Chen, C.-M. (2024b). Charting sustainable logistics on the 21st-century Maritime Silk Road: A DEA-based approach enhanced by risk considerations through prospect theory. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 398. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02928-3>
- Wang, Y., & Zhao, J. (2024). Neutrosophic set-based PSNN-TOPSIS framework for multi-attribute decision making: Applications in evaluating the quality of environmental art design in green building contexts. *Neutrosophic Sets and Systems*, 76(1), 7.

Wei, C., & Yuan, L. (2025). A study on the technological innovation efficiency of China's high-tech industries based on three-stage DEA and Malmquist index. *Operational Research*, 25(1), 14.

Ngày nhận bài: 24/4/2026

Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 8/5/2026

Ngày chấp nhận đăng bài: 25/5/2026

AN SVNS-PT-DEA METHODOLOGICAL FRAMEWORK FOR ASSESSING FINTECH BUSINESS MODELS IN VIETNAM UNDER DATA SCARCITY

● DAO THI HANH¹

● LAM KHANH TRINH²

● NHIEU NHAT LUONG^{3,*}

¹Techtronics Company, Singapore

²Sonion Vietnam Company, Ho Chi Minh City

³Institute of Smart Technology and Interactive Systems,
University of Economics Ho Chi Minh City

*Corresponding author: luongnn@ueh.edu.vn

ABSTRACT:

Fintech is driving financial innovation, expanding access to services, and supporting digital transformation in the banking sector in Vietnam. However, evaluating fintech business models remains challenging due to the lack of publicly available and comparable enterprise-level data such as investment capital, revenue, operating costs, number of users, and transaction volume. In this context, this study proposes an SVNS-PT-DEA methodological framework to support the relative assessment of fintech business models based on expert data under data scarcity conditions. The framework integrates single-valued neutrosophic sets (SVNS) to handle uncertainty and hesitation in linguistic evaluations, Data Envelopment Analysis (DEA) to model input-output relationships, and Prospect Theory to capture perceptions of gains, losses, and risk aversion. The framework is illustrated using eight representative fintech models in Vietnam, evaluated based on three input and three output indicators and assessments from 15 experts. The results show that digital credit scoring, e-wallets/digital payments, and open API/banking-as-a-service models exhibit the most favorable input-output relationships. However, these results are not interpreted as evidence of actual economic efficiency but as an illustration of the framework's operational capability and decision-support value under limited data conditions.

Keywords: fintech, SVNS-PT-DEA, single-valued neutrosophic set, prospect theory, data envelopment analysis, expert evaluation, data scarcity, Vietnam.