

ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP SEM-NEURAL NETWORK ĐỂ XÂY DỰNG MÔ HÌNH DỰ BÁO TRẢI NGHIỆM KHÁCH HÀNG VỀ DỊCH VỤ NGÂN HÀNG SỐ TẠI CÁC NGÂN HÀNG THƯƠNG MẠI VIỆT NAM

Lê Hoàng Anh*

Trường Đại học Ngân hàng Thành phố Hồ Chí Minh

*Email: anhlh_vnc@hub.edu.vn

Ngày nhận bài: 26/4/2024; Ngày chấp nhận đăng: 17/5/2024

TÓM TẮT

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các ngân hàng thương mại Việt Nam trên cơ sở kết hợp phương pháp ước lượng truyền thống qua mô hình cấu trúc tuyến tính (Structural Equation Modeling – SEM), và phương pháp học máy (Machine Learning) thông qua mô hình mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN). Với dữ liệu 443 khách hàng được khảo sát, kết quả nghiên cứu cho thấy trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam bị tác động bởi 6 nhân tố bao gồm: nhận thức tiện lợi, chất lượng chức năng, chất lượng dịch vụ, nhận thức thương hiệu, nhận thức an toàn và khả năng sử dụng. Trên cơ sở kết quả nghiên cứu xác định các nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các ngân hàng thương mại Việt Nam. Ngoài ra, nghiên cứu xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng.

Từ khóa: Trải nghiệm khách hàng, mô hình cấu trúc tuyến tính, phương pháp học máy, mô hình mạng thần kinh nhân tạo.

1. MỞ ĐẦU

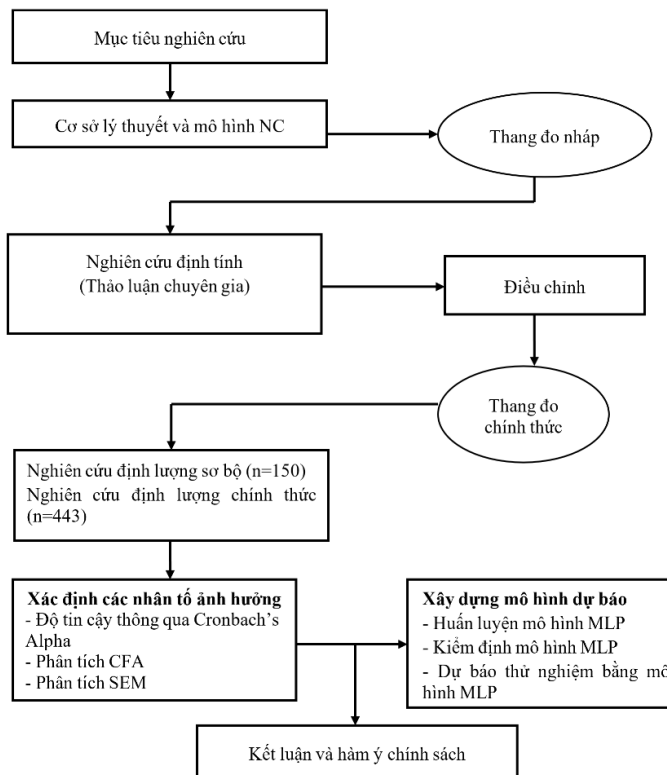
Trong những năm gần đây, sự phát triển của dịch vụ ngân hàng số đã làm phong phú thêm trải nghiệm của khách hàng (PwC, 2018). Cụ thể, các nghiên cứu gần đây cho thấy ba lý do chính mà các ngân hàng chuyển sang hình thức ngân hàng số bao gồm: trải nghiệm của khách hàng/nhân viên, tăng trưởng doanh thu và giảm chi phí. Khoảng 44% người trả lời nghiên cứu của PwC (2018) chọn trải nghiệm khách hàng là lý do hàng đầu vì họ muốn đặt khách hàng làm trung tâm của hoạt động để có được doanh thu bền vững và lòng trung thành của khách hàng. Các dịch vụ ngân hàng số nâng cao trải nghiệm của khách hàng bằng cách cung cấp sự đơn giản trong sử dụng (Mbama & Ezepeue, 2018), chẳng hạn như nâng cao độ bảo mật thông qua sinh trắc học hoặc mã số để xác minh tài khoản là một giải pháp thay thế cho quy trình xác minh vật lý truyền thống như xác minh qua thẻ căn cước, mẫu chữ ký, mẫu hình ảnh khách hàng.... Trải nghiệm mới này giúp tiết kiệm thời gian của khách hàng và thuận tiện hơn so với các dịch vụ ngân hàng truyền thống yêu cầu tương tác trực tiếp (Alhothaily và cộng sự, 2017). Một số tính năng trước đây bị giới hạn trong các giao dịch tài chính bằng ngân hàng di động và ngân hàng trực tuyến, nay đã được cải tiến bởi dịch vụ ngân hàng số thông qua các dịch vụ liên quan đến đầu tư mà không cần sự tiếp xúc của con người. Mặc dù mang lại nhiều trải nghiệm thuận tiện và lợi ích cho cả ngân hàng và khách hàng, dịch vụ ngân hàng số vẫn phải đối mặt với các vấn đề rủi ro cho khách hàng. Nhược điểm của ngân hàng số là

khách hàng có thể cảm thấy do dự hơn trong việc sử dụng các dịch vụ do tâm lý thiếu vắng các tổ chức tài chính thực tế. Việc ra quyết định tài chính là rất quan trọng đối với mọi cá nhân do sự tin tưởng, quyền riêng tư và các rủi ro khác mà khách hàng có thể cảm nhận, đặc biệt là khách hàng nữ và khách hàng lớn tuổi (Alkhowaiter, 2020).

Nghiên cứu này được thực hiện trước hết nhằm xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các ngân hàng thương mại Việt Nam trên cơ sở kết hợp phương pháp ước lượng truyền thống qua mô hình cấu trúc tuyến tính (Structural Equation Modeling – SEM), và phương pháp học máy (Machine Learning) thông qua mô hình mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN). Lược khảo các nghiên cứu liên quan trước đây cho thấy hầu hết các nghiên cứu tìm kiếm bằng chứng về các nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng đều sử dụng mô hình cấu trúc tuyến tính (SEM) để ước lượng các tham số và đưa ra các kết luận về giả thuyết nghiên cứu. Tuy nhiên, SEM chỉ đánh giá được mối quan hệ tuyến tính giữa các biến số trong mô hình mà không thể đánh giá được mối quan hệ phi tuyến. Để giải quyết vấn đề này, tác giả sử dụng mạng ANN để đánh giá lại mối quan hệ giữa các biến số trong mô hình. Cụ thể, tác giả sử dụng phương pháp SEM để xác định các nhân tố có khả năng dự báo được trải nghiệm khách hàng, sau đó các nhân tố này sẽ được sử dụng như các đầu vào trong mạng ANN để xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số. Theo hiểu biết tốt nhất của tác giả, chưa có một nghiên cứu nào liên quan đến chủ đề này sử dụng phương pháp tích hợp SEM và ANN.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Trong nghiên cứu này, tác giả sử dụng phương pháp kết hợp nghiên cứu định tính và nghiên cứu định lượng theo quy trình sau:

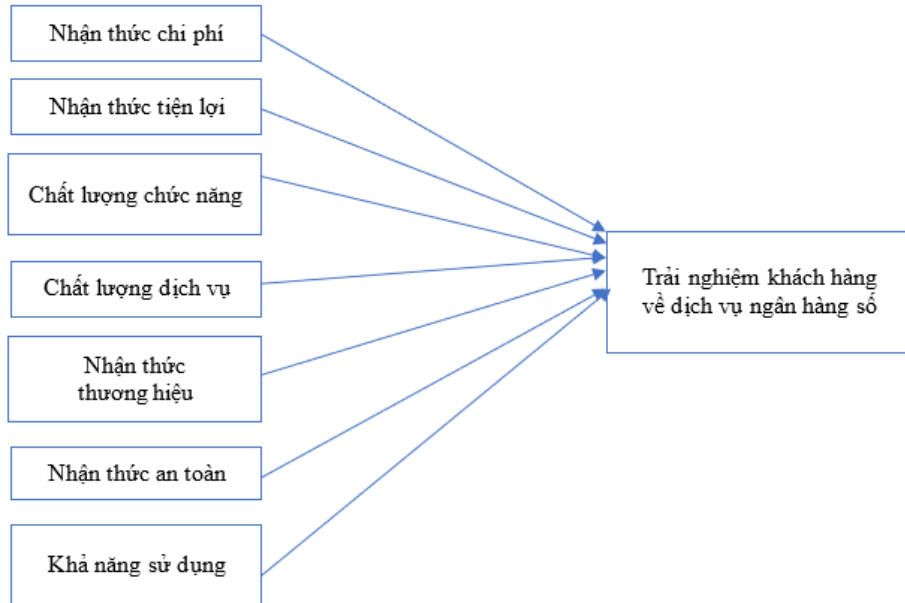


Hình 1. Quy trình nghiên cứu

❖ **Nghiên cứu định tính**

Sử dụng phương pháp nghiên cứu định tính ứng với thiết kế thăm dò để biết được các nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các ngân hàng thương mại Việt Nam.

Trên cơ sở tổng quan các lý thuyết liên quan có thể thấy, có nhiều lý thuyết về trải nghiệm của khách hàng áp dụng công nghệ mới chẳng hạn như mô hình chấp nhận công nghệ (TAM) của Davis (1989), lý thuyết về hành động hợp lý (TRA) của Fishbein và Ajzen (1975), lý thuyết về hành vi có kế hoạch (TPB) của Ajzen (1991). Kết hợp với các nghiên cứu liên quan, tác giả đề xuất mô hình nghiên cứu các nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các ngân hàng thương mại Việt Nam như sau:



Hình 2. Mô hình nghiên cứu đề xuất

H1: Nhận thức chi phí có tác động tiêu cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

H2: Nhận thức tiện lợi có tác động tích cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

H3: Chất lượng chức năng có tác động tích cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

H4: Chất lượng dịch vụ ngân hàng số có tác động tích cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

H5: Nhận thức thương hiệu có tác động tích cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

H6: Nhận thức an toàn có tác động tích cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

H7: Khả năng sử dụng có tác động tích cực đến trải nghiệm của khách hàng sử dụng dịch vụ ngân hàng số.

Thông qua nghiên cứu định tính, tác giả tiếp tục tham khảo ý kiến chuyên gia hoàn thiện bảng hỏi chính thức.

❖ **Nghiên cứu định lượng**

Để xác định các nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số, đề tài sử dụng các phương pháp đánh giá độ tin cậy của thang đo, phân tích nhân tố khẳng định (Confirmatory Factor Analysis – CFA), phân tích mô hình SEM.

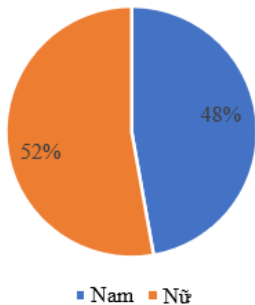
Để xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam, chúng tôi sử dụng các nhân tố có tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số thu được từ kết quả phân tích mô hình SEM làm các biến đầu vào của mô hình Multilayer perceptron (MLP), một dạng phổ biến của ANN trong nghiên cứu kinh tế để xây dựng mô hình với các lớp ẩn và biến đầu ra là trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số của các ngân hàng thương mại Việt Nam.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

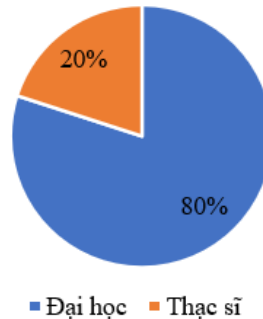
3.1. Kết quả xác định các nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số

Để mô tả đặc điểm của mẫu nghiên cứu, chúng tôi đã phân loại theo giới tính, tuổi tác, và trình độ học vấn của các tham gia. Về phân bố giới tính, số lượng nữ giới tham gia khảo sát nhiều hơn nam giới, với tỷ lệ nữ giới là 52% trong khi nam giới là 48%, cho thấy sự cân bằng tương đối giữa hai giới trong mẫu nghiên cứu.

Phân tích về trình độ học vấn của những người tham gia cho thấy, tất cả khách hàng tham gia đều có bằng cấp từ đại học trở lên. Đáng chú ý, có 20% trong số họ sở hữu bằng thạc sĩ, điều này phản ánh một trình độ học vấn cao trong nhóm người sử dụng dịch vụ ngân hàng số tại các ngân hàng thương mại Việt Nam.



Hình 3. Mô tả giới tính của của đối tượng khảo sát trong mẫu nghiên cứu



Hình 4. Mô tả trình độ của của đối tượng khảo sát trong mẫu nghiên cứu

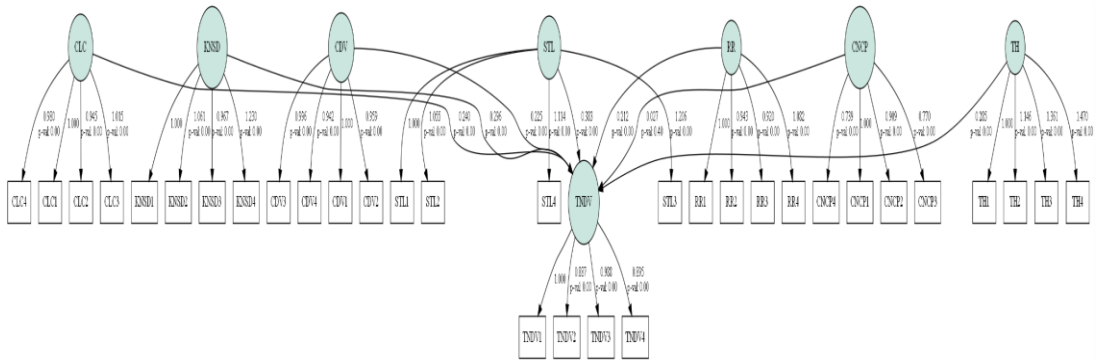
Để kiểm định các giả thuyết nghiên cứu, chúng tôi thực hiện ước lượng mô hình SEM. Chúng tôi sử dụng các dòng code sau:

Xây dựng cấu trúc mô hình:

```
desc='DSD=~DSD1+DSD2+DSD3+DSD4'+'\n HI=~HI1+HI2+HI3+HI4'+'\n
RR=~RR1+RR2+RR3+RR4'+'\n HA=~HA1+HA2+HA3+HA4'+'\n
CP=~CP1+CP2+CP3+CP4'+'\n XH=~XH1+XH2+XH3+XH4'+'\n DSD~~HI'+'\n
DSD~~RR'+'\n DSD~~HA'+'\n DSD~~CP'+'\n DSD~~XH'+'\n HI~~RR'+'\n
HI~~HA'+'\n HI~~CP'+'\n HI~~XH'+'\n RR~~HA'+'\n RR~~CP'+'\n RR~~XH'+'\n
HA~~CP'+'\n HA~~XH'+'\n CP~~XH'+ '\n YD=~YD1+YD2+YD3+YD4'+'\n
LC=~LC1+LC2+LC3'+'\n LC~YD'+'\n YD~DSD+HI+RR+HA+CP+XH'+'\n
TNDV=~TNDV1+TNDV2+TNDV3+TNDV4'+'\n
TNDV~CNC+STL+CLC+CDV+TH+RR+KNSD'
```

Ước lượng mô hình:

```
mod1 = semopy.Model(desc)
res1 = mod1.fit(data)
g1 = semplot(mod1,filename="sem.png")
g1
```



Hình 3. Kết quả ước lượng mô hình SEM

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Bảng 1. Kết quả kiểm định giả thuyết

Biến được giải thích	Biến giải thích	Hệ số hồi quy	Sai số chuẩn	z-value	p-value	Giả thuyết
TNDV	CNCP	0,0273	0,0326	0,8388	0,4016	H1: không hỗ trợ
TNDV	STL	0,3827	0,0682	5,6096	0,0000	H2: hỗ trợ
TNDV	CLC	0,2403	0,0577	4,1671	0,0000	H3: hỗ trợ
TNDV	CDV	0,2247	0,0563	3,9896	0,0001	H4: hỗ trợ
TNDV	TH	0,2848	0,0662	4,3048	0,0000	H5: hỗ trợ
TNDV	RR	0,2119	0,0527	4,0209	0,0001	H6: hỗ trợ
TNDV	KNSD	0,2961	0,0621	4,7677	0,0000	H7: hỗ trợ

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

3.2. Kết quả xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm

Các phát hiện từ Mô hình Phương trình Cấu trúc (SEM) cung cấp những hiểu biết quan trọng về các yếu tố có ảnh hưởng đáng kể đến trải nghiệm khách hàng trong lĩnh vực dịch vụ ngân hàng số. Các yếu tố này bao gồm nhận thức về tiện ích, chất lượng chức năng, chất lượng dịch vụ, nhận thức thương hiệu, nhận thức an toàn và khả năng sử dụng. Việc nhận diện những thành phần này là rất quan trọng, cho phép xây dựng một chiến lược tập trung vào việc cải thiện giao diện ngân hàng số. Bằng cách tích hợp sáu yếu tố này vào lớp đầu vào của mô hình Perceptron Đa tầng (MLP), chúng tôi đã tạo ra một khung cơ bản nhằm mục tiêu vào các đặc điểm then chốt mà khách hàng ưu tiên trong ngân hàng số.

Lớp đầu vào của mô hình MLP rất quan trọng trong việc xử lý hiệu quả dữ liệu trải nghiệm khách hàng khi nó nhận trực tiếp các thông tin liên quan đến sáu tiêu chí then chốt.

Lớp đầu ra của mô hình MLP được phát triển đặc biệt để thể hiện trải nghiệm khách hàng một cách toàn diện. Nó đóng vai trò như một điểm kết thúc quan trọng, nơi mà tác động kết hợp của các thành phần đầu vào được đánh giá. Kết quả này cung cấp một thước đo mức độ mà mỗi thành phần đóng góp vào sự hài lòng chung và nhận thức của khách hàng về các dịch vụ ngân hàng số được cung cấp.

Đối với lớp ẩn trong mô hình MLP, việc tính toán số nơron dựa trên các phương pháp do các nhà nghiên cứu uy tín trong lĩnh vực đề xuất. Fang và Ma (2009) đề nghị sử dụng phép tính lôgarit, dẫn đến một ước lượng khoảng ba nơron dựa trên công thức của họ là $\log_2 6 = 2,58$. Phương pháp này đảm bảo rằng mô hình có thể hiệu quả nắm bắt và xử lý những phức tạp liên quan đến các mối quan hệ giữa các yếu tố đầu vào khác nhau. Mặt khác, Yao và các cộng sự (1999) cùng Panahian (2011) khuyến nghị sử dụng lôgarit tự nhiên, dẫn đến một ước lượng thấp hơn là hai nơron với $\ln(6) = 1,79$, cho thấy một cách tiếp cận gọn gàng hơn trong việc mô hình hóa các mô hình cơ bản trong dữ liệu.

Mỗi nơron trong lớp ẩn và lớp đầu ra của mô hình MLP sử dụng hàm kích hoạt Sigmoid, được biết đến với hiệu quả trong việc xử lý các cấu trúc dữ liệu phi tuyến thường gặp trong các tình huống thực tế. Hàm này giúp đảm bảo rằng mô hình có thể hiệu quả dịch các biến đầu vào thành đầu ra có ý nghĩa phản ánh các nét tinh tế của trải nghiệm khách hàng. Trong nghiên cứu này, chúng tôi phân bổ 80% dữ liệu mẫu cho mục đích đào tạo, tối ưu hóa khả năng học tập của mô hình. 20% còn lại được sử dụng để kiểm định độ chính xác của mô hình, cung cấp một bài kiểm tra vững chắc về sức mạnh dự đoán và độ tin cậy trong việc đánh giá trải nghiệm khách hàng trong ngân hàng số. Sự nghiêm ngặt về phương pháp luận này hỗ trợ ứng dụng của mô hình trong việc ra quyết định chiến lược, nhằm nâng cao sự hài lòng và cung cấp dịch vụ cho khách hàng trong bối cảnh ngân hàng số.

Tiếp theo, chúng tôi sử dụng thư viện VisualizeNN để vẽ cấu trúc các mạng MLP ở trên:

```
import VisualizeNN as VisNN
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn import metrics
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.model_selection import train_test_split from sklearn.preprocessing
import StandardScaler
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix
```

Các mô hình MLP được xây dựng theo đề xuất của Fang và Ma (2009); Yao và cộng sự (1999); Panahian (2011) được trình bày trong các Hình 4 và Hình 5.

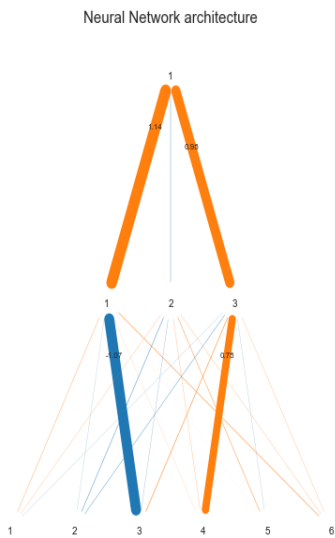
Để chọn lựa mô hình có độ chính xác cao nhất giữa 2 mô hình trên, chúng tôi sử dụng các tiêu chí đánh giá độ chính xác bao gồm: MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error). Kết quả đánh giá độ chính xác được trình bày trong Bảng 2.

Dữ liệu trong Bảng 2 cho thấy, theo mô hình MLP do Fang và Ma (2009) đề xuất, mô hình này đạt được độ chính xác cao nhất theo ba chỉ số đánh giá là Lỗi Tuyệt Đối Trung Bình (Mean Absolute Error - MAE), Lỗi Bình Phương Trung Bình (Mean Squared Error - MSE), và Căn Bậc Hai của Lỗi Bình Phương Trung Bình (Root Mean Squared Error - RMSE). Do đó, mô hình MLP này sẽ được chọn để phân tích sự ảnh hưởng của các yếu tố đến trải nghiệm của khách hàng trong lĩnh vực ngân hàng số.

Bảng 2. Tổng hợp mức độ chính xác của các mô hình

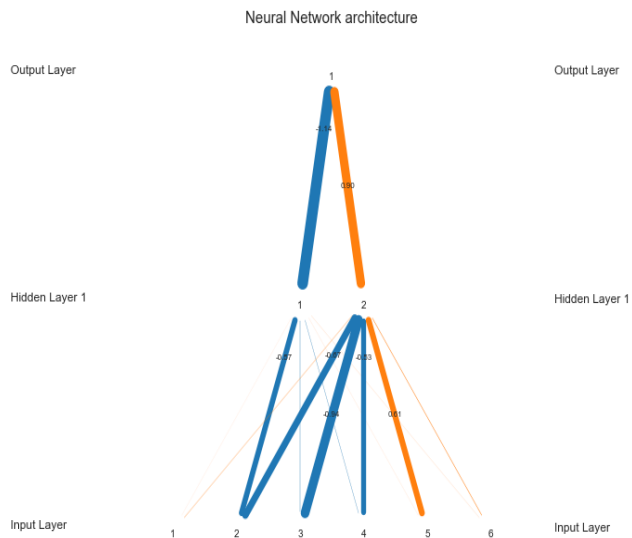
Tiêu chí	Mô hình MLP theo đề xuất của Fang và Ma (2009)	Mô hình MLP theo đề xuất của Yao và cộng sự (1999); Panahian (2011)
MAE (Mean Absolute Error)	0,788	2,312
MSE (Mean Squared Error)	1,025	6,355
RMSE (Root Mean Squared Error)	1,012	2,521

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả



Hình 4. Mô hình MLP theo đề xuất của Fang và Ma (2009)

Nguồn: kết quả tính toán của tác giả



Hình 5. Mô hình MLP theo đề xuất của Yao và cộng sự (1999); Panahian (2011)

Nguồn: kết quả tính toán của tác giả

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, tác giả thực hiện với các mục tiêu là: (i) Xác định các nhân tố có tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam thông qua mô hình SEM; (ii) Xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam thông qua mạng ANN.

Với mục tiêu nghiên cứu thứ nhất, xác định các nhân tố có tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam thông qua mô hình SEM, kết quả nghiên cứu cho thấy trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam bị tác động bởi 6 nhân tố bao gồm nhận thức tiện lợi, chất lượng chức năng, chất lượng dịch vụ, nhận thức thương hiệu, nhận thức an toàn, khả năng sử dụng.

Với mục tiêu nghiên cứu thứ hai, xây dựng mô hình dự báo trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số tại các NHTM Việt Nam thông qua mạng ANN, kết quả nghiên cứu đã lựa chọn mô hình MLP theo đề xuất của Fang và Ma (2009). Cụ thể, mô hình nghiên cứu đã được xây dựng với 1 lớp đầu vào, 1 lớp ẩn và 1 lớp đầu ra. Lớp đầu vào bao gồm 6 nơron đại diện cho 6 nhân tố tác động đến trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số là nhận thức tiện lợi, chất lượng chức năng, chất lượng dịch vụ, nhận thức thương hiệu, nhận thức an toàn,

khả năng sử dụng, lớp ẩn bao gồm 3 nơron, lớp đầu ra bao gồm 1 nơron đại diện cho trải nghiệm khách hàng về dịch vụ ngân hàng số. Kết quả xây dựng và kiểm định mô hình cho thấy, mô hình có khả năng dự báo với các sai số ở mức độ thấp cụ thể: MAE (Mean Absolute Error) là 0.788, MSE (Mean Squared Error) là 1.025, RMSE (Root Mean Squared Error) là 1.012. Với kết quả này, chúng tôi khuyến nghị các NHTM Việt Nam sử dụng mô hình này để dự báo trải nghiệm của khách hàng về dịch vụ ngân hàng số. Cụ thể, để dự báo trải nghiệm của một khách hàng về dịch vụ ngân hàng số, NHTM có thể yêu cầu khách hàng cho biết nhận xét của họ về nhận thức tiện lợi, chất lượng chức năng, chất lượng dịch vụ, nhận thức thương hiệu, nhận thức an toàn, khả năng sử dụng theo thang đo Likert 5 mức độ với 1 là “hoàn toàn không đồng ý”, 2 là “không đồng ý”, 3 là “bình thường”, 4 là “đồng ý” và 5 là “hoàn toàn đồng ý”, việc đánh giá của khách hàng có thể được thực hiện thông qua phần mềm mô phỏng được tác giả sử dụng trong đường link bên dưới. Sau đó dữ liệu đánh giá này sẽ được đưa vào mô hình MLP đã được xây dựng ở trên để đưa ra kết quả dự báo về trải nghiệm dịch vụ ngân hàng số của khách hàng đó. Để cụ thể hóa khả năng dự báo của mô hình, tác giả đã xây dựng một phần mềm để dự báo trải nghiệm của một khách hàng về dịch vụ ngân hàng số. Phần mềm được tác giả sử dụng dưới dạng trực tuyến tại địa chỉ: <https://anhle32-sem-ann.streamlit.app/>

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Ajzen, I. (1991). The theory of planned behaviour. *Organizational Behaviour and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211
2. Althothaily, A., Hu, C., Alrawais, A., Song, T., Cheng, X., & Chen, D. (2017). A secure and practical authentication scheme using personal devices. *IEEE Access*, 5, 11677–11687. doi:10.1109/ACCESS.2017.2717862
3. Alkhowaiter, W. A. (2020). Digital payment and banking adoption research in Gulf countries: A systematic literature review. *International Journal of Information Management*, 53(102102). doi:10.1016/j.ijinfomgt.2020.1021
4. Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management Science*, 35(8), 982–1003
5. Fang, B., & Ma, S. (2009). Application of BP Neural Network in Stock Market Prediction. In *Proceedings of the 6th International Symposium on Neural Networks: Advances in Neural Networks—Part III*, Wuhan, China, 26–29 May 2009; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2009; pp. 1082–1088.
6. Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, Attitude, Intention, and Behavior: An Introduction to Theory and Research*. Reading, MA: Addison-Wesley.
7. Mbama, C. I., & Ezepeue, P. O. (2018). Digital banking, customer experience and bank financial performance: UK Customer’s perception. *International Journal of Bank Marketing*, 36(2), 230–255. doi:10.1108/IJBM-11-2016-0181
8. Panahian F. S. (2011). Interval type-2 fuzzy neural networks version of the Stone–Weierstrass theorem. *Neurocomputing*, 74(14–15), 2336–2343.
9. PwC. (2018). *Digital Banking in Indonesia by Pricewaterhouse Coopers*. Retrieved 10/06/2020 from <https://www.pwc.com/id/en/publications/assets/financialservices/digital-banking-survey-2018-pwcid.pdf>
10. Yao, J., Tan, C.L., Poh, H.-L. (1999). Neural Networks for Technical Analysis: A Study on KlcI. *Int. J. Theor. Appl. Finan.*, 02, 221–241, doi:10.1142/S0219024999000145.

ABSTRACT

**APPLYING SEM-NEURAL NETWORK METHOD TO BUILD A FORECAST MODEL
OF CUSTOMER EXPERIENCE ABOUT DIGITAL BANKING SERVICES AT
VIETNAM COMMERCIAL BANKS**

Le Hoang Anh*

Ho Chi Minh University of Banking

*Email: *anhhlh_vnc@hub.edu.vn*

This study was primarily conducted to develop a predictive model for customer experience regarding digital banking services at Vietnamese commercial banks, based on the integration of the Structural Equation Modeling (SEM) method and the Machine Learning method using Artificial Neural Networks (ANN). With data from 443 surveyed customers, the research findings reveal that the customer experience of digital banking services in Vietnamese commercial banks is influenced by six factors, including convenience perception, functional quality, service quality, brand perception, safety perception, and usability. Based on these findings, the author continues to develop a predictive model for the customer experience of digital banking services at Vietnamese commercial banks.

Keywords: Customer experience, structural equation modeling (SEM), machine learning method, artificial neural network (ANN) model.