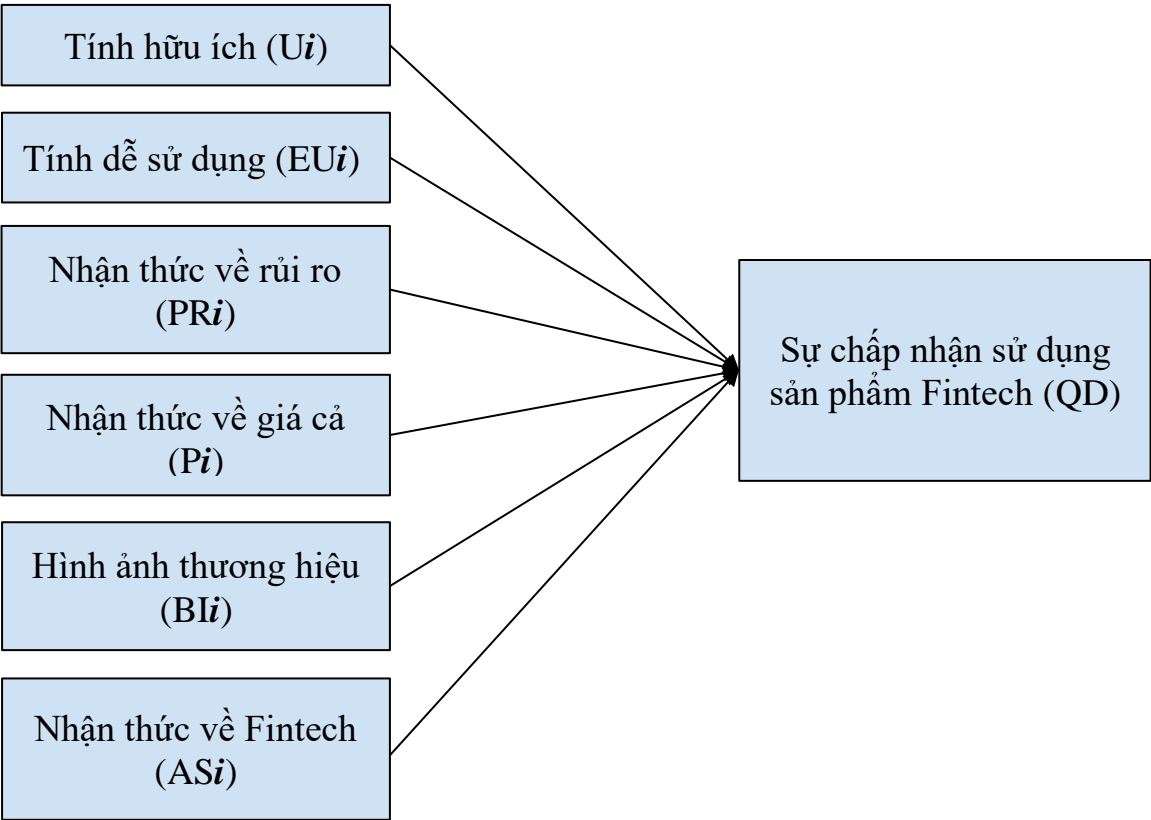


Đề xuất mô hình nghiên cứu dự báo sự chấp nhận như sau:



Bảng hỏi và biến mã hoá liên quan:

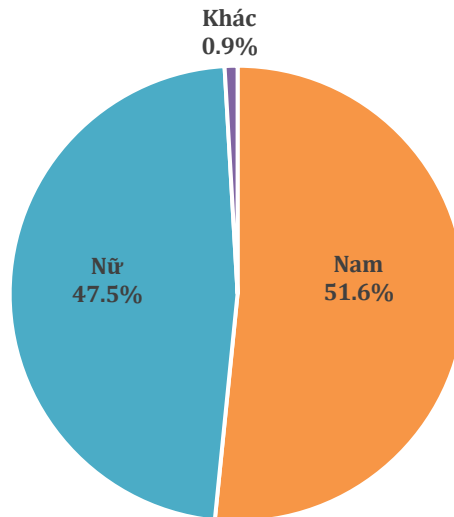
Biến	Mã hóa	Câu hỏi	Giá trị					Nguồn
Sự chấp nhận sử dụng sản phẩm & dịch vụ	QD	Bạn có chấp nhận sử dụng dịch vụ Fintech không.	0. Không 1. Có					
Thuộc tính	Biến mã hóa	Câu hỏi	Giá trị					Nguồn
Nhận thức về sản phẩm dịch vụ Fintech	AS1	Tôi được đào tạo về Fintech.	1	2	3	4	5	Chang, Seong, Khin (2018)
	AS2	Tôi đã tìm hiểu về Fintech.	1	2	3	4	5	
	AS3	Tôi mới hiểu sơ lược về Fintech.	1	2	3	4	5	
Tính hữu ích	U1	Sản phẩm dịch vụ Fintech giúp tiết kiệm thời gian.	1	2	3	4	5	Chang, Seong, Khin (2018)
	U2	Fintech giúp nâng cao hiệu quả hoạt động tài chính cá nhân.	1	2	3	4	5	
	U3	Fintech tạo ra sự thuận tiện cho người sử dụng.	1	2	3	4	5	
Tính dễ sử dụng	EU1	Tôi nghĩ giao diện hoạt động của Fintech thân thiện và dễ hiểu.	1	2	3	4	5	Chang, Seong, Khin (2018)
	EU2	Dễ dàng có thiết bị để sử dụng Fintech như:	1	2	3	4	5	

		Điện thoại, máy tính,...						
	EU3	Tôi dễ dàng học cách sử dụng các thiết bị được sử dụng cho các dịch vụ Fintech.	1	2	3	4	5	
Nhận thức về rủi ro	PR1	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ của công ty Fintech ít bị trộm tiền từ tài khoản.	1	2	3	4	5	Phuc, Linh & Tuyên. (2019)
	PR2	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ của công ty Fintech nếu không bị công bố thông tin cá nhân.	1	2	3	4	5	
	PR3	Nhìn chung, tôi sẽ sử dụng dịch vụ Fintech nếu như đảm bảo an toàn.	1	2	3	4	5	
Nhận thức về giá cả	P1	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ Fintech nếu như giá cả phù hợp với gia đình.	1	2	3	4	5	Chang, Seong, Khin (2018)
	P2	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ Fintech nếu giá cả cạnh tranh	1	2	3	4	5	
	P3	Tôi sẽ trải nghiệm nếu như giá cả phù hợp với hiệu quả đem lại	1	2	3	4	5	
Hình ảnh thương hiệu	BI1	Tôi nghĩ rằng tôi thích chấp nhận các dịch vụ được cung cấp bởi các thương hiệu quen thuộc hơn.	1	2	3	4	5	Phuc, Linh & Tuyên. (2019)
	BI2	Công ty Fintech có danh tiếng tốt.	1	2	3	4	5	
	BI3	Tôi tin tưởng thương hiệu Fintech mà tôi đang sử dụng hoặc dự định sử dụng.	1	2	3	4	5	

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

Thông kê mô tả

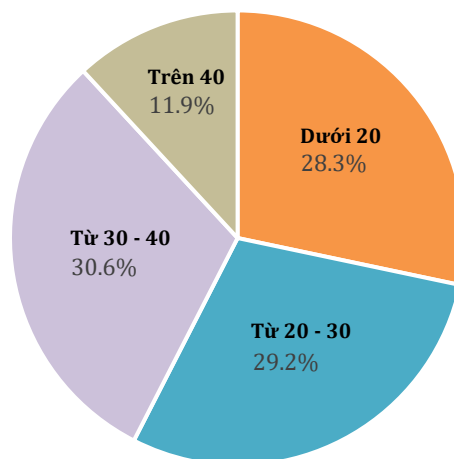
Giới tính



Biểu đồ 1. Giới tính của người được phỏng vấn

Trong tổng số 219 người được phỏng vấn, có 113 người giới tính nam (Chiếm 51.6%), 104 người giới tính nữ (chiếm 47.5%) và 2 người giới tính khác (chiếm 0.9%).

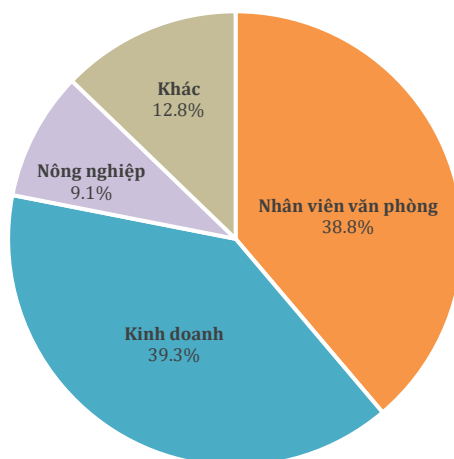
Độ tuổi



Biểu đồ 2. Tuổi của người được phỏng vấn

Trong tổng số 219 người được phỏng vấn, có 62 người dưới 20 tuổi (chiếm 28.3%), 64 người có độ tuổi từ 20 – 30 (chiếm 29.2%), 67 người có độ tuổi từ 30 – 40 (chiếm 30.6%) và 26 người có độ tuổi trên 40 (chiếm 11.9%).

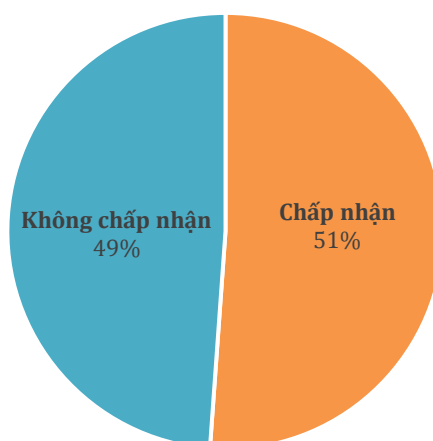
Công việc



Biểu đồ 3. Công việc của người được phỏng vấn

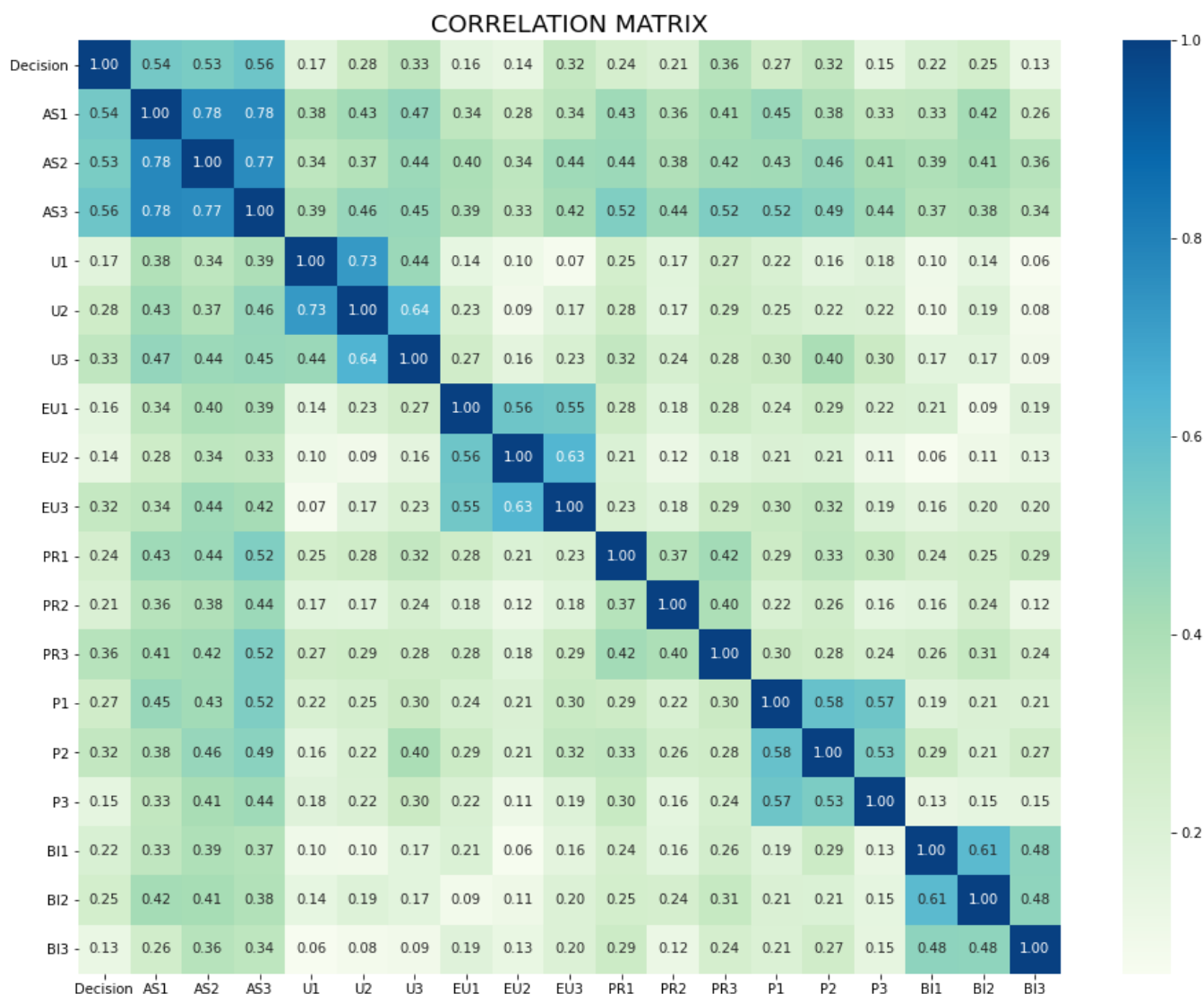
Trong tổng số 219 người được phỏng vấn, có 85 người là nhân viên văn phòng (chiếm 38.8%), 86 người làm kinh doanh (chiếm 39.3%) và 20 làm thuần nông (chiếm 9.1%) và 28 người làm ngành nghề khác (chiếm 12.8%).

Sự chấp nhận của người dùng



Biểu đồ 4. Công việc của người được phỏng vấn

Trong tổng số 219 phiếu khảo sát, có 112 người là chấp nhận sử dụng sản phẩm và dịch vụ Fintech (chiếm 51%) và 107 người là không chấp nhận (chiếm 49%). Thống kê mô tả trên cho thấy tập dữ liệu không bị mất cân bằng và thích hợp để thực hiện dự báo.



Biểu đồ 5. Ma trận tương quan giữa các biến

Nhìn tổng thể, ngoại trừ việc các nhóm biến có mối tương quan nội bộ lẫn nhau dựa vào những “khối vuông” bám theo đường chéo, có thể thấy mức độ tương quan dương giữa từng nhóm biến với các nhóm biến khác đều thấp. Riêng có một vài trường hợp cá biệt như cặp biến P2 và U3 (0.4), PR1 và P2 (0.33). Bên cạnh đó, ta cũng chứng kiến mối tương quan tích cực không nhỏ giữa các nhóm biến độc lập khác đối với nhóm biến AS và từ nhóm biến AS lại tương quan dương mạnh với biến mục tiêu Decision. Và những mối tương quan này không hẳn là điều xấu vì nó cho thấy các câu hỏi đã phối hợp phản ánh tốt

từng nhân tố đặc trưng. Điều này chính là bằng chứng củng cố cho mô hình giải thích về mối quan hệ giữa các biến lên sự chấp nhận sản phẩm Fintech của người tiêu dùng của Chang, Seong, Khin (2018).

Kiểm định Cronbach’s alpha

Kiểm định Cronbach’s alpha

Đặc tính	Biến quan sát	Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha if an Item is dropped
AS	AS1	0.91	0.87
	AS2		0.87
	AS3		0.87
U	U1	0.82	0.78
	U2		0.61
	U3		0.83
EU	EU1	0.81	0.78
	EU2		0.71
	EU3		0.72
PR	PR1	0.66	0.57
	PR2		0.59
	PR3		0.53
P	P1	0.79	0.69
	P2		0.72
	P3		0.73
BI	BI1	0.77	0.64
	BI2		0.64
	BI3		0.76

Bảng trên cho thấy toàn bộ các nhóm biến đều có giá trị chỉ số Cronbach’s alpha lớn hơn 0.6. Trong khi đó, giá trị Cronbach's Alpha khi một biến quan sát bị loại đi đều nhỏ hơn Cronbach’s alpha chính. Điều này có thể khẳng định toàn bộ các nhóm biến hay bộ câu hỏi trong mô hình đều đạt độ tin cậy cao và có thể thực hiện xây dựng mô hình dự báo.

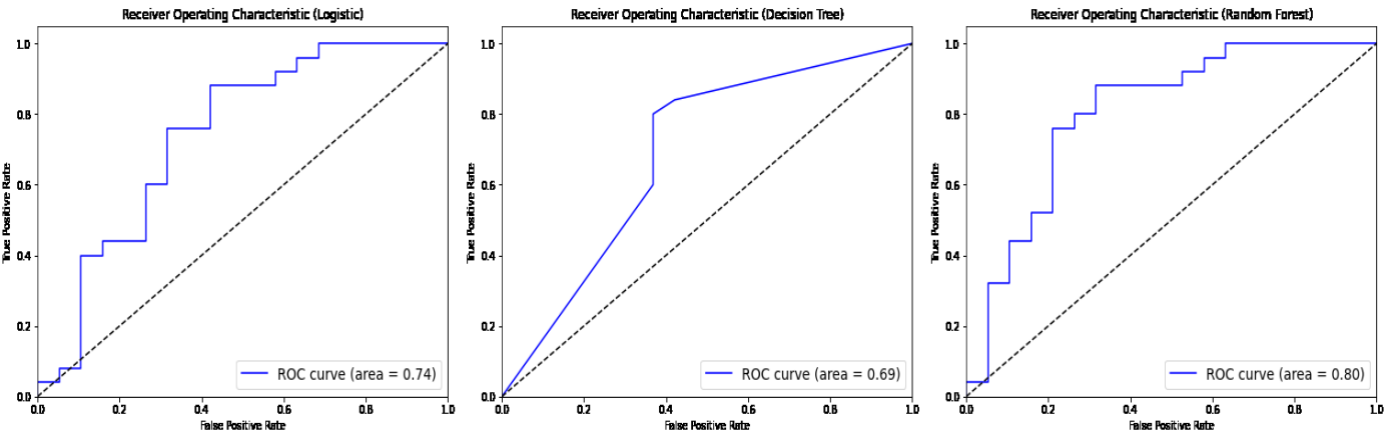
Hiệu suất dự báo của các mô hình máy học

Sau quá trình huấn luyện mô hình và chọn lọc các thông số mô hình (hyperparameters) thích hợp, hiệu suất tối ưu các mô hình thu được được trình bày trong bảng và 3 biểu đồ đường cong ROC như sau:

Bảng kết quả 3 mô hình:

Mô hình	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Logistic Regression Classifier	68.18%	0.74	0.68	0.71
Decision Tree Classifier	68.18%	0.72	0.72	0.72
Random Forest Classifier	72.73%	0.81	0.68	0.74

Nguồn: Tính toán của tác giả



Biểu đồ 6. Kết quả 3 mô hình

Từ 3 biểu đồ đường cong ROC của 3 mô hình trên, có thể thấy Random Forest gần như có hiệu suất tốt nhất khi đường ROC cách xa đường cơ sở cũng như phần diện tích bên dưới đường ROC của nó lớn hơn so với 2 mô hình kia (AUC = 80%). Cả hai thuật toán còn lại đều kém hiệu quả hơn với điểm AUC dao động quanh 70%.

Kết hợp với bảng hiệu suất trên ta thấy mô hình Random Forest vẫn có hiệu suất tốt nhất với độ chính xác (accuracy) 72.73%, độ chuẩn xác (precision) 0.81, độ phủ (recall) 0.68. Mô hình Logistic và Decision Tree cũng đạt độ chính xác 68.18%, nhưng mô hình Random Forest có khả năng phân loại chính xác hơn với độ chuẩn xác (precision) cao hơn, đại diện cho khả năng dự đoán chính xác người dùng chấp nhận trong tổng số dự đoán chấp nhận đưa ra. Tuy nhiên, mô hình này có độ phủ (recall) thấp hơn so với Decision Tree. Điều này cho thấy Random Forest có khả năng dự đoán tốt hơn đối với việc chấp

nhận sử dụng sản phẩm Fintech của người tiêu dùng, nhưng vẫn cần xem xét kỹ càng để đảm bảo độ bao phủ đầy đủ cho các trường hợp chấp nhận. F1-score của Rừng ngẫu nhiên là 0.74, cho thấy mô hình có hiệu suất tương đối tốt và ổn định trong việc dự đoán sự chấp nhận sử dụng sản phẩm Fintech, nhưng cần cải thiện khả năng phát hiện đúng sự chấp nhận.

Bên cạnh đó, bảng ma trận nhầm lẫn của các mô hình này cũng được bổ sung để tham khảo đánh giá:

Bảng Ma trận bối rối của mô hình Logistic

		Dự đoán	
		Chấp nhận	Không chấp nhận
Thực tế	Chấp nhận	17	8
	Không chấp nhận	6	13

Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng Ma trận bối rối của mô hình Decision Tree

		Dự đoán	
		Chấp nhận	Không chấp nhận
Thực tế	Chấp nhận	18	7
	Không chấp nhận	7	12

Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng Ma trận bối rối của mô hình Random Forest

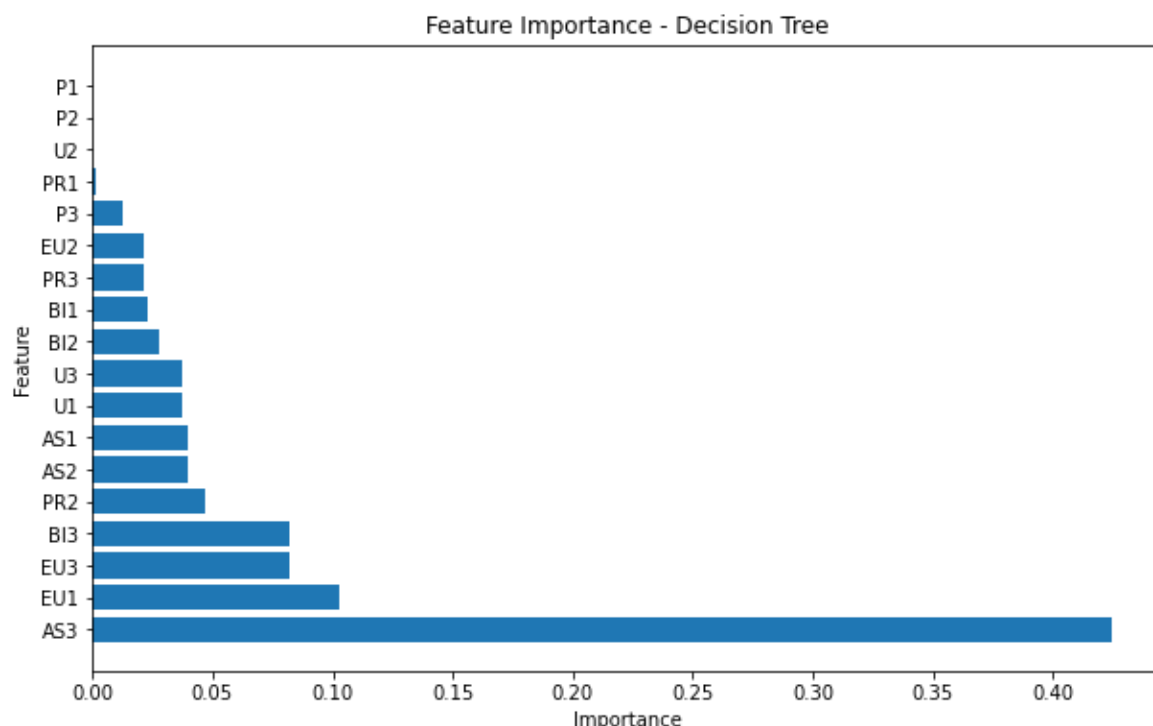
		Dự đoán	
		Chấp nhận	Không chấp nhận
Thực tế	Chấp nhận	17	8
	Không chấp nhận	4	15

Nguồn: Tính toán của tác giả

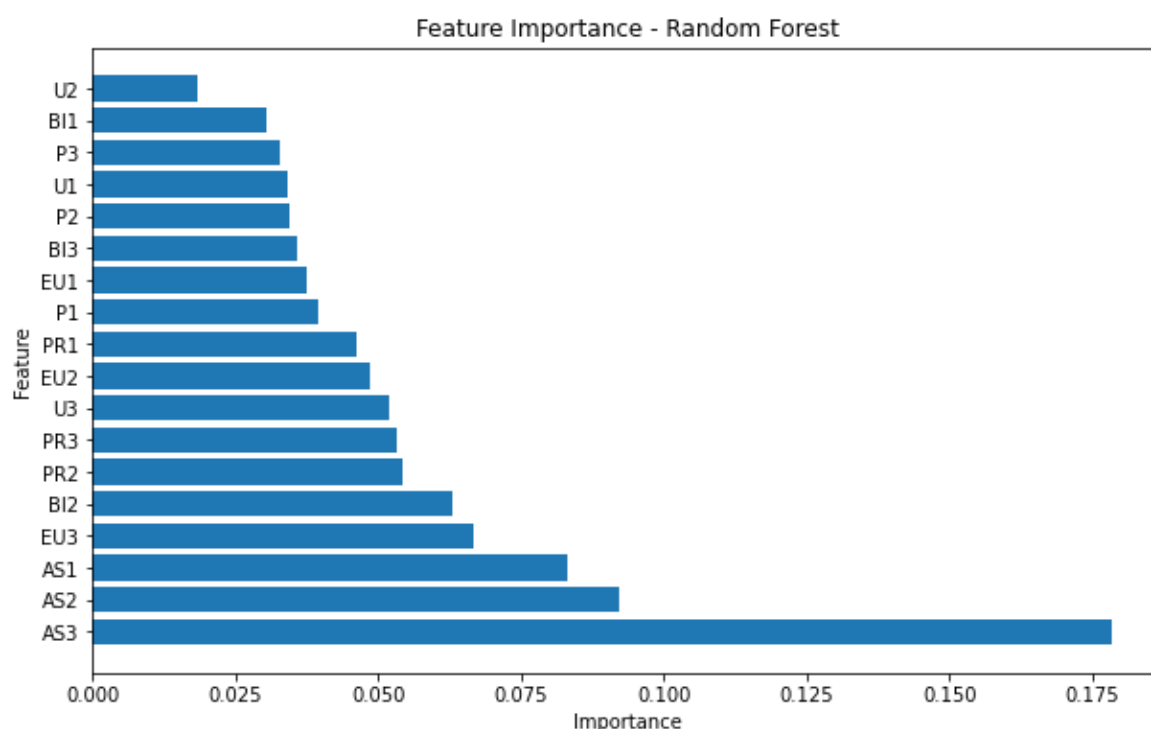
Các kết quả trên gợi ý rằng việc kết hợp các cây quyết định trong mô hình Random Forest có thể cung cấp sự đa dạng và khả năng tìm ra quy tắc phân loại tốt hơn cho nghiên cứu này. Với chỉ số Precision luôn tốt hơn Recall ở các mô hình có thể hỗ trợ các nhà cung cấp dịch vụ Fintech trong việc tập trung khai thác các thuộc tính đã có tác động tích cực đến ý định của khách hàng và đưa ra quyết định và điều chỉnh chiến lược cải thiện yếu điểm của họ để thu hút và giữ chân khách hàng. Tuy nhiên mức Recall ở các mô hình cũng hàm ý về một số hạn chế gây ảnh hưởng đến kết quả dự đoán.

Lựa chọn đặc trưng quan trọng (Feature Importance)

Decision tree và Random Forest là mô hình rừng cây quyết định, có khả năng xác định các đặc trưng quan trọng một cách tự nhiên trong quá trình tạo cây. Trong khi đó, Logistic Regression cũng có thể đưa ra đặc trưng này thông qua hệ số của chúng và mang tính chất đơn giản và dễ diễn giải hơn. Tuy nhiên, dựa trên kết quả đo lường hiệu suất cũng như muốn có một đánh giá tổng quan về các đặc trưng, việc sử dụng Decision tree hoặc Random Forest có thể đưa ra kết quả rõ ràng hơn bởi khả năng đánh giá trên tính chất phi tuyến và tương tác giữa các đặc trưng, đặc biệt là đối với các biến câu hỏi trong đề tài. Do đó, tác giả sẽ lựa chọn đặc trưng quan trọng thông qua sự kết hợp 2 mô hình này.



Biểu đồ 7. Biểu đồ đánh giá đặc trưng quan trọng mô hình Cây quyết định



Biểu đồ 8. Biểu đồ đánh giá đặc trưng quan trọng mô hình Rừng ngẫu nhiên

Dựa theo đồ thị mô tả về tính quan trọng của đặc trưng trong từng mô hình, có thể thấy, ngoại trừ biến AS3 có xếp hạng qua trọng cao nhất trong 2 mô hình thì trong khi mô hình Cây quyết định cho ra xếp hạng khác biệt nhau rõ rệt đáng kể giữa các đặc trưng thì Rừng ngẫu nhiên có sự phân bố giữa các thuộc tính cũng tương đối đều hơn và không “bỏ qua” vai trò của đặc trưng nào.

Nhìn chung, các nhân tố quan trọng có tác động chính đến sự chấp nhận của người dùng khi kết hợp 2 mô hình sẽ bao gồm nhóm biến (AS1, AS2, AS3), (EU1, EU3) và (BI2, BI3).

Thảo luận

Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng đối với chủ đề khảo sát định tính kết hợp định lượng mang hướng phi tuyến này thì trong 3 mô hình hồi quy Logistic Decision tree và Random Forest thì mô hình dự báo dựa trên cây để quyết định sẽ mang lại hiệu suất dự đoán phân loại tốt hơn. Trong đó Random Forest cho ra kết quả dự đoán tốt nhất, theo sau là Decision tree.

Phần lớn các biến đầu vào đều tương quan không lớn với biến mục tiêu và các biến này ít nhiều cũng có sự tự tương quan lẫn nhau dù không phải quá lớn nhưng cũng hàm ý những hạn chế điển hình làm mô hình Logistic kém hiệu suất đối với bài toán phi tuyến này khi so sánh với 2 mô hình còn lại. Đối với dạng đề tài này thì các biến đầu vào được

thu thập qua các câu hỏi thì sự tự tương quan giữa chúng trong từng nhân tố chung là điều cần thiết vì mục đích để chúng phản ánh lên nhân tố chung đó. Tuy nhiên, điều này có thể ảnh hưởng đến hiệu suất dự báo khi sử dụng các mô hình máy học trên. Cụ thể, nó có thể xảy ra một số vấn đề như sau:

Thứ nhất, điểm yếu về giả định độc lập tuyến tính: Hồi quy Logistic giả định rằng các biến đầu vào là độc lập tuyến tính. Khi có sự tự tương quan cao, điều này có thể làm mất đi tính độc lập tuyến tính và làm giảm hiệu suất của mô hình Logistic Regression Classifier.

Thứ hai, hiện tượng quá khớp (overfitting) trong Decision Tree: Decision Tree có thể dễ dàng học được các quy tắc phức tạp để tạo ra cây quyết định hoàn hảo cho dữ liệu huấn luyện nếu có sự tự tương quan cao. Điều này có thể dẫn đến hiện tượng quá khớp và mô hình sẽ không tổng quát hóa tốt cho dữ liệu mới.

Thứ ba, ảnh hưởng đến tính đa dạng của Random Forest: Random Forest sử dụng một tập hợp các cây quyết định độc lập để tạo ra dự đoán. Khi các biến đầu vào có sự tự tương quan cao, một số cây trong Random Forest có thể chọn các biến giống nhau hoặc có quan hệ chặt chẽ. Điều này có thể làm giảm tính đa dạng của các cây trong Random Forest và làm giảm hiệu suất dự báo.

Bên cạnh đó, kết quả nghiên cứu cũng chỉ ra ảnh hưởng chính của biến quan sát thuộc về Nhận thức về sản phẩm dịch vụ Fintech (AS), Tính dễ sử dụng (EU) và Hình ảnh thương hiệu (BI) tới ý định sử dụng dịch vụ Fintech của người dân tại khu vực nông thôn Việt Nam. Do đặc điểm mẫu nghiên cứu và đặc điểm của từng khu vực khác nhau nên kết quả nghiên cứu có thể có sự khác nhau nếu thay đổi khu vực và đối tượng. Một số nghiên cứu trước đây có liên quan đến chủ đề này như:

KẾT LUẬN VÀ KHUYẾN NGHỊ

Kết luận

Thông qua kết quả nghiên cứu, dù có nhiều hạn chế về mặt dữ liệu cũng như các bước trong quy trình xử lý dữ liệu, có thể thấy mô hình Random Forest là mô hình máy học có hiệu suất dự báo tốt nhất, theo sau là Decision tree. Đồng thời, khi xem xét kết hợp 2 mô hình này trong việc chọn ra đặc trưng quan trọng thì thấy rằng các biến quan sát thuộc về nhóm nhân tố như Nhận thức về sản phẩm dịch vụ Fintech, Tính dễ sử dụng và Hình ảnh thương hiệu có vài trò quan trọng trong ý định sử dụng sản phẩm dịch vụ Fintech của người dùng nông thôn.

Hạn chế của đề tài

Mặc dù đã cố gắng thực hiện, nhưng do giới hạn về nguồn lực nên không thể tránh khỏi những hạn chế nhất định:

Thứ nhất, đối tượng nghiên cứu chỉ tập trung tại một số khu vực xung quanh thành phố Hồ Chí Minh bao gồm: Bến Tre, Trà Vinh, Vĩnh Long.

Thứ hai, số lượng mẫu nghiên cứu đạt tiêu chuẩn chỉ có 219 người. Do đó, trong lần nghiên cứu tới tác giả sẽ cố gắng khắc phục mở rộng bộ dữ liệu.

Thứ ba, dựa theo kết quả mức độ chính xác giữa các mô hình thì có thể thấy rằng có thể còn có những nhân tố quan trọng khác chưa được xem xét đưa vào mô hình. Đồng thời, hiệu suất mô hình cũng chịu ảnh hưởng bởi chất lượng dữ liệu. Với bộ dữ liệu thu thập bằng dạng câu hỏi khảo sát như thế thì không thể tránh khỏi hiện tượng tự tương quan của biến quan sát nên dẫn đến các mô hình như Logistic, Cây quyết định và Rừng ngẫu nhiên đưa ra kết quả dự đoán kém chính xác. Hơn nữa, mô hình chưa xem xét đến các biến kiểm soát như giới tính, độ tuổi, thu nhập, học vấn, v.v.

5.3. Khuyến nghị

Dựa trên các nhóm thuộc tính quan trọng có tác động chính đến ý định sử dụng của người dùng Fintech được đưa ra bởi mô hình Cây quyết định và Rừng ngẫu nhiên, tác giả đề xuất các ý tưởng chiến lược nhằm mở rộng khách hàng cũng như cải thiện chất lượng trải nghiệm của khách hàng như:

- Đối với yếu tố Nhận thức về sản phẩm Fintech, tăng cường tổ chức các hoạt động giáo dục, củng cố nhận thức về dịch vụ Fintech trong cộng đồng người dùng nông thôn. Điều này có thể bao gồm tổ chức buổi hội thảo, khóa đào tạo hoặc các chương trình giáo

dục để giải thích về lợi ích và tiềm năng của Fintech trong cuộc sống hàng ngày và trong quản lý tài chính cá nhân.

- Đối với Tính dễ sử dụng, để hỗ trợ khách hàng sử dụng dịch vụ Fintech trong thanh toán một cách thuận tiện, các doanh nghiệp Fintech cần phải tập trung vào thiết kế giao diện và quy trình trên các phương tiện giao dịch. Trong thiết kế này, các doanh nghiệp cần đảm bảo rằng giao diện và quy trình đơn giản, rõ ràng, dễ hiểu và thân thiện với khách hàng. Điều này không chỉ giúp khách hàng dễ dàng sử dụng dịch vụ Fintech, mà còn tạo cảm giác tin tưởng và an tâm khi sử dụng các dịch vụ này. Tuy nhiên, đồng thời, các doanh nghiệp cũng cần đảm bảo rằng các phương tiện giao dịch đảm bảo an toàn và bảo mật cho khách hàng. Đồng thời, đầu tư bộ phận chăm sóc khách hàng nhằm kịp thời hỗ trợ người dùng khi gặp các khó khăn về sử dụng công nghệ cho mục đích tài chính. Chỉ khi các yếu tố này được đảm bảo, doanh nghiệp Fintech mới có thể thu hút và giữ chân được khách hàng trong thời gian dài.

- Đối với yếu tố Hình ảnh thương hiệu, để tăng cường nhận thức của khách hàng đối với dịch vụ Fintech trong thanh toán, các tổ chức cung cấp cần triển khai các chiến dịch truyền thông, quảng bá và khuyến mãi. Chúng ta cần nêu bật các lợi ích và tiện ích khi sử dụng Fintech trong thanh toán. Đồng thời, đào tạo nhân viên tiếp thị để đảm bảo chất lượng và đáp ứng được các yêu cầu của chiến dịch truyền thông.

Bên cạnh đó, tác giả cũng đề xuất các ý tưởng trong quá trình xử lý dữ liệu để cải thiện công việc dự đoán như:

- Bổ sung sử dụng các kỹ thuật giảm chiều dữ liệu như Phân tích thành phần chính (PCA) hoặc Phân tích biệt thức tuyến tính (LDA) để giảm số chiều của dữ liệu. Điều này có thể giúp loại bỏ sự tự tương quan cao và tạo ra các biến mới độc lập tuyến tính.

- Sử dụng mô hình máy học khác có khả năng xử lý sự tự tương quan: Một số mô hình như Support Vector Machines (SVM) hoặc Neural Networks có khả năng xử lý tốt sự tự tương quan. Bằng cách sử dụng các mô hình này, ta có thể tránh được một phần vấn đề liên quan đến sự tự tương quan ảnh hưởng xấu đến hiệu suất dự báo.

Tài liệu tham khảo

Ajzen, I (1991). 'Organizational Behavior and Human Decision Processes'. *Academic Press*. 50. 179 – 211

Ajzen, I (2012). 'The Annals of the American Academy of Political and Social Science'. *Sage Publications*. 1. 11-27

Alhajjaj, H & Ahmad, A. (2022). 'Drivers of the Consumers Adoption of Fintech Services'. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*. 17. 259-285. 10.28945/4971.

Gangwal, Neeraj & Bansal, Veena. (2016). Application of Decomposed Theory of Planned Behavior for M-commerce Adoption in India. 357-367. 10.5220/0005627503570367.

Chang J, Chua & Seong, L & Khin, A. (2018). 'Factors Affecting the Consumer Acceptance towards Fintech Products and Services in Malaysia'. *International Journal of Asian Studies*. 9. 59-65. 10.18488/journal.1.2019.91.59.65.

Godin, G. (1993). The theories of reasoned action and planned behavior: Overview of findings, emerging research problems and usefulness for exercise promotion. *Journal of Applied Sport Psychology*, 5(2), 141–157. <https://doi.org/10.1080/10413209308411311>

Hale, J.L., Householder, B.J. & Greene, K.L. (2003). *The theory of reasoned action*. In J.P. Dillard & M. Pfau (Eds), *The persuasion handbook: Developments in theory and practice*. Thousand Oaks, CA: Sage, 259-286.

Karch, M. (2019). *A Beginner's Guide to Mobile Apps*. Lifewire. <https://www.lifewire.com/what-are-apps-1616114>

Khan, M & Rabbani, M & Hawaldar, I & Bashar, A. (2022). *Determinants of Behavioral Intentions to Use Islamic Financial Technology: An Empirical Assessment*. *Risks*. 10. 1-13. 10.3390/risks10060114.

Kim Lien, Nguyen & Doan, Thu-Trang & BUI, Toan. (2020). 'Fintech and Banking: Evidence from Vietnam'. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*. 7. 419-426. 10.13106/jafeb.2020.vol7.no9.419.

Le, Phuc & Linh, Nguyễn & Tuyên, Đặng. (2019). *FACTORS AFFECTING THE INTENTION TO USE FINTECH SERVICES IN VIETNAM*.

Nurunnisha, G & Sinaga, O & Rohmattulah, A & Maulansyah, R. (2020). 'Analysis Of Consumer Acceptance Factors Against Fintech At Bandung SMEs'. *PalArch's Journal of Archaeology of Egypt/ Egyptology*. 17. 841-855.

Şen, Ö. (2019). Research Of Online Purchasing Behavior With, Theory Of Planned Behavior, Technology Acceptance Model, Diffusion Of Innovation Theory, Consumer Habits And Trust Factors. *Social Sciences Studies Journal*. 5. 4521-4530. 10.26449/sss.1698.

Shahzad, A & Zahrullail, N & Akbar, A & Mohelska, H & Hussain, A. (2022). 'COVID-19's Impact on Fintech Adoption: Behavioral Intention to Use the Financial Portal'. *Journal of Risk and Financial Management*. 15. 428. 10.3390/jrfm15100428.

PHỤ LỤC

BẢNG HỎI

Xin chào các bạn!

Hiện tôi đang nghiên cứu đề tài: “*Các yếu tố ảnh hưởng đến nhận thức và sự chấp nhận của người tiêu dùng đối với sản phẩm dịch vụ Fintech tại khu vực Nông Thôn ở Việt Nam*”. Tôi muốn mời các bạn tham gia khảo sát ngắn này để đóng góp ý kiến của mình về các sản phẩm và dịch vụ Fintech hiện có trên thị trường.

Khảo sát này chỉ mất khoảng 5-10 phút và tôi xin cam kết những thông tin bạn cung cấp sẽ chỉ được sử dụng cho mục đích nghiên cứu.

Tôi xin chân thành cảm ơn các bạn vì đã dành thời gian để tham gia khảo sát này. Kết quả của khảo sát sẽ được sử dụng nhằm đưa ra đề xuất cải thiện và phát triển các sản phẩm và dịch vụ Fintech trong tương lai.

Trân trọng cảm ơn!

1. Giới tính của bạn?

- Nam
- Nữ
- Khác

2. Độ tuổi của bạn?

- Dưới 20 tuổi
- Từ 20 - 30 tuổi
- Từ 30 - 40 tuổi
- Trên 40 tuổi

3. Nhập vào tỉnh thành bạn sinh sống:

4. Công việc của bạn là gì?

- Nhân viên văn phòng
- Kinh doanh
- Nông nghiệp
- Ngành nghề khác

5. Theo bạn, các yếu tố nào sau đây ảnh hưởng tới nhận thức và sự chấp nhận của người tiêu dùng đối với sản phẩm dịch vụ Fintech?

Biến	Câu hỏi	Giá trị				
		0 - Không	1 - Có			
Sự chấp nhận sử dụng sản phẩm dịch vụ	Bạn có chấp nhận sử dụng dịch vụ Fintech không.					
Biến	Câu hỏi	1 - Hoàn toàn không đồng ý	2 - Không đồng ý	3 – Trung tính	4 - Đồng ý	5 - Hoàn toàn đồng ý
Nhận thức về sản phẩm dịch vụ Fintech	Tôi được đào tạo về Fintech.					
	Tôi đã tìm hiểu về Fintech.					
	Tôi mới hiểu sơ lược về Fintech.					
Tính hữu ích	Sản phẩm dịch vụ Fintech giúp tiết kiệm thời gian.					
	Fintech giúp nâng cao hiệu quả hoạt động tài chính cá nhân.					
	Fintech tạo ra sự thuận tiện cho người sử dụng.					
Tính dễ sử dụng	Tôi nghĩ giao diện hoạt động của Fintech thân thiện và dễ hiểu.					
	Dễ dàng có thiết bị để sử dụng Fintech như: Điện thoại, máy tính,...					
	Tôi dễ dàng học cách sử dụng các thiết bị được sử dụng cho các dịch vụ Fintech.					

Nhận thức về rủi ro	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ của công ty Fintech ít bị trộm tiền từ tài khoản.					
	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ của công ty Fintech nếu không bị công bố thông tin cá nhân.					
	Nhìn chung, tôi sẽ sử dụng dịch vụ Fintech nếu như đảm bảo an toàn.					
Nhận thức về giá cả	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ Fintech nếu như giá cả phù hợp với gia đình.					
	Tôi sẽ sử dụng dịch vụ Fintech nếu giá cả cạnh tranh.					
	Tôi sẽ trải nghiệm nếu như giá cả phù hợp với hiệu quả đem lại.					
Hình ảnh thương hiệu	Tôi nghĩ rằng tôi thích chấp nhận các dịch vụ được cung cấp bởi các thương hiệu quen thuộc hơn.					
	Công ty Fintech có danh tiếng tốt.					
	Tôi tin tưởng thương hiệu Fintech mà tôi đang sử dụng hoặc dự định sử dụng.					

Trân trọng!