
TÁC ĐỘNG TRỰC TIẾP CỦA TÍN DỤNG CÔNG NGHỆ ĐẾN BẤT BÌNH ĐẲNG THU NHẬP

Phạm Thị Thanh Xuân

Trường Đại học Kinh tế - Luật, Đại học Quốc Gia TP. Hồ Chí Minh

Email: xuanptt@uel.edu.vn

Nguyễn Đức Trung

Trường Đại học Ngân Hàng thành phố Hồ Chí Minh

Email: trungnd@buh.edu.vn

Mã bài báo: JED - 742

Ngày nhận: 21/6/2022

Ngày nhận bản sửa: 22/7/2022

Ngày duyệt đăng: 24/08/2022

Tóm tắt

Nghiên cứu này kiểm định tác động trực tiếp của tín dụng công nghệ đến bất bình đẳng thu nhập – chủ đề thời sự nhưng vẫn là khoảng trống nghiên cứu. Tín dụng công nghệ phát triển nhanh, lan tỏa trên thế giới trong thời gian ngắn, nhưng giá trị lượng cung khá nhỏ, nơi quá tập trung nơi quá hạn chế, dẫn đến cấu trúc dữ liệu phân tán. Vì vậy, ước lượng tác động của tín dụng công nghệ đến bất bình đẳng thu nhập khá phức tạp. Giải quyết điều này, chúng tôi chọn kỹ thuật hồi quy trong học máy, gồm Ridge và Bayesian Ridge, cùng công cụ sàng lọc biến là kiểm tra tương quan và đo tầm quan trọng của biến. Kết quả cho thấy tín dụng công nghệ tác động tích cực trực tiếp làm giảm bất bình đẳng thu nhập. Ngoài ra sử dụng nhiều dịch vụ thanh toán số, đặc biệt trong nhóm người thu nhập thấp, có hiệu quả tốt hơn giúp giảm bất bình đẳng thu nhập.

Từ khóa: Thanh toán số, kỹ thuật chọn lọc biến, công nghệ tài chính, tín dụng công nghệ, bất bình đẳng thu nhập, tài chính toàn diện.

Mã JEL: D31, D63, O, C11, F62.

Impact of fintech credit on income equality

Abstract

This study is conducted to investigate the direct impact of fintech credit on income inequality – a topical issue but still a research gap. Fintech credit has developed very quickly, spreading to many countries worldwide in a short time. However, the value of fintech credit is still relatively small and asymmetric across countries. Therefore, the fintech credit data structure is also dispersed. That is why, estimating the impact of fintech credit on income inequality is relatively complicated. To solve this complex problem, we used regression algorithms in Machine Learning instead of traditional regression, including Ridge and Bayesian Ridge. The model was built with help of a set of variable selection tools, including a correlation test and feature importance test. The results illustrate that fintech credit has positive impacts on reducing income inequality. Furthermore, the increasing use of digital payment services effectively reduces income inequality, especially among the lowest-income people.

Keywords: Digital payments, feature selection, financial inclusion, Fintech credit, income inequality, machine learning.

JEL code: D31, D63, O, C11, F62.

1. Giới thiệu

Trong bốn cấu phần của công nghệ tài chính (*Fintech*), tín dụng công nghệ (*fincredit*) có vị trí quan trọng, nhưng tác động của nó là vấn đề tranh cãi. *Fincredit*, với hai kênh lớn là cho vay ngang hàng và huy động vốn cộng đồng, được kỳ vọng là kênh cung vốn mới nhiều tiện ích, bổ sung cho hệ thống truyền thống vốn

công kênh chi phí. *Fincredit* kỳ vọng sẽ len lỏi vào các lớp thu nhập để cung vốn kèm dịch vụ tài chính, giúp tăng thu nhập, rút ngắn khoảng cách giàu nghèo. Qua đó, *Fincredit* trực tiếp khắc phục tình trạng loại trừ tài chính đang hiện hữu trong khu vực thu nhập thấp – vốn là nguyên nhân chính của bất bình đẳng thu nhập. Ở đâu có mở rộng *Fincredit*, ở đó bất bình đẳng thu nhập kỳ vọng giảm thấp.

Chỉ trong thời gian ngắn, *Fincredit* phát triển nở rộ, song sớm sụp đổ ở nhiều nơi. Gần đây, một số quốc gia ban hành điều khoản tăng cường kiểm soát phát triển *Fincredit* vì rủi ro tăng dần. *Fincredit* trở thành tâm điểm của cuộc thảo luận và phản biện chính sách. Trong bối cảnh của sự hoài nghi về tác động tích cực lẫn tiêu cực của *Fincredit*, cần có nghiên cứu khoa học tham gia làm sáng tỏ, bằng cách cung cấp bằng chứng khoa học tin cậy.

Theo dòng chảy đó, Frost & Turner (2018) đưa ra định nghĩa và thước đo *fincredit* – một trong số ít nghiên cứu tiên phong trong chủ đề này. Frost & Turner (2018) đặt ra một loạt giả thuyết cần kiểm chứng tác động tích cực, tiêu cực của *fincredit*. Trong đó, có yếu tố là tiền đề quan trọng hình thành nên nghiên cứu này. Tác giả cho thấy *fincredit* có thể cải thiện khả năng tiếp cận tín dụng cho khách hàng bị loại trừ khỏi tín dụng truyền thống. Yếu tố này, liên kết với nghiên cứu trước, tổng hợp và công bố bởi Aslan & cộng sự (2017), khẳng định mở rộng khả năng tiếp cận tín dụng có tác động giảm bất bình đẳng thu nhập. Theo đó, *fincredit* có thể tác động tích cực làm giảm bất bình đẳng thu nhập, luận điểm này – dù có ý nghĩa nghiên cứu nhưng trong phạm vi tìm hiểu của tác giả, đến nay vẫn là khoảng trống. Phần lớn nghiên cứu trước chỉ xác định tác động của *fintech* đến bất bình đẳng thu nhập, không sâu vào *fincredit*. Đây là điểm khởi động của nghiên cứu này.

Lưu ý, *Fincredit* phát triển nhanh, nhưng quy mô lớn bé khác nhau giữa quốc gia (Frost & Turner, 2018). Với đặc điểm này, cấu trúc dữ liệu *Fincredit* phân tán, không đủ giữa quốc gia và thiếu hụt về thời gian, là rào cản lớn cho mô hình hồi quy truyền thống. Yếu tố kỹ thuật, có lẽ, là lý do tồn tại khoảng trống nghiên cứu này.

Giải quyết vấn đề này, tác giả chọn hồi quy Machine learning, vận dụng quy trình chọn biến, kiểm định và thiết kế mô hình đề xuất bởi Mangal & Holm (2018). Biến được chọn có kế thừa nghiên cứu trước và qua sàng lọc, với hai công cụ: kiểm tra tương quan và tầm quan trọng. Riêng giải bài toán hồi quy, tác giả sử dụng Ridge, vốn cùng hệ với Lasso nhưng sử dụng tham số điều chuẩn bậc 2 thay vì bậc 1, theo gợi ý của Mangal & Holm (2018), Võ Thị Lệ Uyên & Phạm Hoàng Uyên (2019). Hồi quy Machine learning Bayesian Ridge sử dụng để đối sánh, củng cố kết quả nghiên cứu. Bayes được áp dụng rộng rãi, thậm chí còn được chứng minh hiệu quả hơn kỹ thuật học máy khác (Nadheesh, 2018). Sử dụng Ridge và Bayesian Ridge trên nền máy học khắc phục đa cộng tuyến trong biến giải thích và phát hiện mối quan hệ tiềm ẩn giữa biến ngay cả trong mẫu dữ liệu nhỏ phân tán.

Nghiên cứu tìm được bằng chứng khoa học tin cậy, khẳng định tín dụng công nghệ, dù phát triển còn khiêm tốn và chưa đều trên thế giới, nhưng giúp giảm bất bình đẳng thu nhập. Đây là đóng góp lớn nhất của nghiên cứu này.

Bài viết gồm: tổng quan nghiên cứu ở phần 2, thiết kế nghiên cứu ở phần 3, kết quả hồi quy ở phần 4. Kết luận chính và hướng phát triển đề tài trình bày ở phần 5.

2. Cơ sở khoa học

Đã có một số ít nghiên cứu đặt tiền đề quan trọng cho sự phát triển của chủ đề này. Branzoli & Supino (2020) khẳng định *Fincredit* tăng trưởng nhiều hơn ở khu vực giàu chứ không phải tập trung ở khu vực thu nhập thấp như kỳ vọng. Điều đó dấy lên suy nghĩ về tác động ngược của *Fincredit*, không giảm mà còn gia tăng bất bình đẳng thu nhập trên thế giới. Bazarbash (2019) lo ngại hiện tượng loại trừ tài chính do công nghệ tạo ra ở khu vực nông thôn, vùng xa. Khả năng kết nối internet tốc độ cao, vốn cần thiết cho hoạt động tín dụng công nghệ, bị hạn chế nhiều, kéo theo tốc độ chuyển đổi số chậm hơn khu vực khác, khiến dân ở đây bị loại trừ khỏi *Fintech* (Friedline & cộng sự, 2020). Hậu quả là khoảng cách bất bình đẳng thu nhập càng bị kéo rộng. Igra & cộng sự (2021) tìm thấy bằng chứng gia tăng bất bình đẳng đáng kể do sự hiện diện của *Fincredit*. Trong đó, huy động vốn cộng đồng mang lại lợi ích cao hơn ở khu vực giàu có và trình độ học vấn cao, tiềm ẩn nguy cơ kéo rộng bất bình đẳng thu nhập – đặc biệt rõ trong bối cảnh khó khăn từ

đợt COVID-19 vừa qua. Igra & cộng sự (2021) kiểm tra có hệ thống phạm vi và tác động của huy động vốn cộng đồng liên quan đến COVID-19, đánh giá bất bình đẳng xã hội hình thành từ sử dụng kết quả huy động vốn cộng đồng; thấy rằng người thu nhập cao có nhiều khả năng thực hiện chiến dịch vận động tài chính, đối phó với tác động xấu đến sức khỏe và kinh tế do COVID-19, họ nhận được nhiều tài trợ hơn người thu nhập và giáo dục thấp. Igra & cộng sự (2021) kết luận sử dụng kỹ thuật số để ứng phó với khủng hoảng quy mô lớn, bên cạnh tác động tích cực, vẫn có thể làm trầm trọng bất bình đẳng, mang lợi ích hơn cho nhóm thu nhập, giáo dục cao, vốn có đặc quyền lớn hơn trong xã hội. Huy động vốn cộng đồng, vì vậy, càng làm đậm nét hơn bất bình đẳng.

Hiện tượng nghịch trên kéo hệ lụy, làm đậm hơn tác động tiêu cực của *Fincredit*. Tuy nhiên, *Fincredit* vẫn ảnh hưởng tích cực ở một số khu vực đặc thù. Brent & Lorah (2019) lo ngại huy động vốn cộng đồng tài trợ dự án công tại địa phương này làm trầm trọng bất bình đẳng với địa phương lân cận. Tuy nhiên, kết quả thực nghiệm trên 18.000 lượt quyên góp cho 800 chiến dịch huy động vốn cộng đồng tại Mỹ xóa bỏ lo ngại. Theo tác giả huy động vốn cộng đồng nên phát triển thành công cụ chính sách công vì tác động tích cực của nó, thậm chí hướng dẫn việc huy động vốn từ cộng đồng cũng như cách thức mở rộng cơ chế huy động vốn tích hợp vào chính sách công địa phương. Đó là bằng chứng sơ khởi cho thấy *Fincredit* giúp giảm bất bình đẳng nói chung nhưng chưa đi sâu vào bất bình đẳng thu nhập nói riêng.

Tổng quan từ lý luận đến thực nghiệm cho thấy thông điệp chính: (1) Đến nay vẫn có ít bằng chứng về tác động của *Fincredit* đến bất bình đẳng thu nhập; (2) Bằng chứng còn mâu thuẫn về vai trò *Fincredit* đến cải thiện bất bình đẳng thu nhập. Phù đây khoảng trống là mục tiêu chính của nghiên cứu.

3. Thiết kế nghiên cứu

3.1. Dữ liệu

Dữ liệu thu thập từ 4 nguồn: (i) Dữ liệu bất bình đẳng thu nhập được chuẩn hóa (SWIID) cho thước đo bất bình đẳng thu nhập; (ii) Dữ liệu tài chính toàn diện toàn cầu (Global Findex) cho biến tài chính toàn diện; (iii) Dữ liệu biến kiểm soát từ Chỉ số phát triển thế giới (the World Development Indicators Database) và chỉ số quản trị toàn cầu (the Worldwide Governance Indicators); và (iv) Dữ liệu *Fincredit* cung cấp bởi Cornelli & cộng sự (2020).

Xây dựng dữ liệu tổng hợp từ nhiều nguồn với cấu trúc dữ liệu khác nhau cho nhiều quốc gia là phức tạp. Tác giả tiến hành nhiều bước sàng lọc. Giai đoạn tiền khả thi, tác giả phân tích cấu trúc dữ liệu cả 3 năm 2011-2014-2017. Vì cơ sở dữ liệu tài chính toàn diện chỉ thu thập và công bố 3 năm một lần, lần đầu 2011, lần hai vào 2014 và lần 3 là 2017. Phân tích cấu trúc dữ liệu cho thấy trong 119 quốc gia và qua 3 năm, chỉ có 60 quốc gia ở năm 2017 là đáp ứng tiêu chí tối ưu hóa quy mô mẫu nghiên cứu, đồng bộ giữa các trường dữ liệu.

Bảng 1: Tổng hợp cơ sở dữ liệu

	Biến	Ký hiệu	Nguồn dữ liệu
1	Bất bình đẳng thu nhập	Income inequality	Standardized World Income Inequality Database
2	64 chỉ số biến tài chính toàn diện	Financial inclusion	Global Findex
3	Tín dụng công nghệ	FinCredit	Cornelli & cộng sự (2020)
4	Biến kiểm soát	Control variable	The World Development Indicators Database
4.1	Hạ tầng công nghệ số	BroadAccess	
4.2	Quy mô chính phủ	GovConsumption	
4.3	Chất lượng thể chế	RegulatoryQuality	
4.4	Tăng trưởng GDP đầu người	GDPCapita growth	
4.5	Tốc độ tăng dân số	Population growth	
4.6	Mức độ phát triển hệ thống tài chính	FinDevelopment	
4.7	Độ mở thương mại	Trade	

Nguồn: Tác giả tổng hợp.

Ngoài ra, vì mục đích so sánh tác động kênh tài chính toàn diện đến bất bình đẳng ở nhóm thu nhập cao và thấp - dữ liệu được tách thêm 2 mẫu phụ, Mẫu 1 gồm nhóm 40% người trên 15 tuổi có thu nhập cao nhất và mẫu 2 gồm nhóm 40% người trên 15 tuổi có thu nhập thấp nhất mỗi quốc gia.

3.2. Quy trình và phương pháp thiết kế nghiên cứu

Quy trình thiết kế mô hình nghiên cứu:

Bước 1: Xác định mô hình cơ sở. Căn cứ trên kết quả tổng hợp lý thuyết và thực nghiệm, đối chiếu với mục tiêu nghiên cứu, hình thành mô hình cơ sở với cụm biến chính (mục 3.3).

Bước 2: Sàng lọc biến ở mô hình cơ sở, lọc bộ biến tối ưu cho mô hình chính thức (mục 3.4 và 3.5).

Xác định đầu là thước đo tiêu biểu trong 64 chỉ số thành phần của tài chính toàn diện để đưa vào mô hình, vốn phức tạp. Nghiên cứu trước giải quyết bằng nhiều cách. Một số tác giả chọn một hoặc vài đại diện trong 64 chỉ số, bằng cách kế thừa kết quả nhiều nghiên cứu trước (Demirgüç-Kunt & cộng sự, 2018a). Số khác xây dựng một chỉ số chung, tổng hợp 64 chỉ số thành phần vào trong đó (Camara & Tuesta, 2015; Nguyen, 2020; Sarma, 2012). Mỗi phương pháp đều có hạn chế. Đặc biệt, phương pháp thứ hai vấp phải chỉ trích vì thay đổi cấu trúc, bản chất dữ liệu, khó diễn giải ý nghĩa (Mangal & Holm, 2018). Ở nghiên cứu này, tác giả lựa chọn một số đại diện trong 64 chỉ số thành phần cho mô hình chính thức, nhưng không chỉ kế thừa nghiên cứu trước, mà còn qua bước sàng lọc biến mà Mangal & Holm (2018) gợi ý. Quy trình tương tự áp dụng để chọn biến kiểm soát tối ưu.

Bước 3: Ước lượng mô hình chính thức với Ridge và Bayesian Ridge trên Python (mục 4).

Lưu ý, quy trình phân tích dữ liệu bằng học máy hoàn toàn khác với hồi quy truyền thống. Theo đó, hệ thống được huấn luyện dựa trên thuật toán hồi quy đã chọn, lưu lại nguyên tắc và tiếp tục tự học tự động từ chính bộ dữ liệu, vừa học vừa tinh chỉnh để nắm bắt nhiều nhất mối quan hệ tồn tại trong bộ dữ liệu. Vì vậy, máy học là quá trình hồi quy nhiều lần, khác với hồi quy truyền thống chỉ ước lượng một lần. Tương ứng, kiểm định sự phù hợp, tin cậy của kết quả hồi quy cũng khác nhau giữa hai hệ phương pháp. Với hồi quy Machine learning, độ tin cậy được đo bằng độ chính xác của kết quả học tập. Kết quả huấn luyện và học tái tạo ra chuỗi giá trị bất bình đẳng thu nhập. Độ lệch giữa giá trị tái tạo với giá trị thực là thước đo độ phù hợp và tin cậy của hồi quy Machine learning, quy đổi thành chỉ số lỗi trung bình bình phương gốc (RMSE), trung bình của sai biệt tuyệt đối (MAE). Tương tự hồi quy truyền thống, hồi quy Machine learning cũng tính R² – đo lường độ phù hợp của mô hình. Liên quan đến ý nghĩa biến giải thích, hồi quy Machine learning không giống truyền thống. Trong đó, biến có hệ số không bị thu hẹp bằng 0 thì có ý nghĩa, tức là có chứa thông tin giá trị giải thích cho biến phụ thuộc và ngược lại. Ridge sử dụng thuật toán hiệu chỉnh tham số nhằm thu nhỏ hệ số hồi quy biến kém tính giải thích, thậm chí nén về bằng 0 (Mangal & Holm, 2018). Tương tự, các biến tương quan cao, chứa đựng cùng thông tin giải thích sẽ bị lược bỏ, hệ số hồi quy bị nén về 0 (Doan & Kalita, 2015). Ridge phù hợp với dữ liệu tiềm ẩn tương quan cao giữa biến giải thích. Kết quả hồi quy Machine learning Ridge còn được dùng như một bước sàng lọc biến, xây dựng mô hình học máy tối ưu (Mangal & Holm, 2018).

Hồi quy Ridge được chọn thay cho hồi quy OLS khi dữ liệu có đa cộng tuyến, các biến độc lập tương quan cao. García & cộng sự (2015), Koo & Shin (2015) chứng minh Ridge cho kết quả tốt vượt trội khi nhiều biến giải thích cùng ảnh hưởng đến biến phụ thuộc và giữa chúng có đa cộng tuyến. Bằng cách thêm hàm L hiệu chỉnh sai số vào phép toán hồi quy, Ridge giảm đáng kể độ chệch, nhờ đó cải thiện tính chính xác kết quả ước lượng. Ridge được chứng minh tốt hơn hẳn OLS (Võ Thị Lệ Uyên & Phạm Hoàng Uyên, 2019).

Sử dụng Bayesian Ridge để kiểm chứng tính ổn định của kết quả. Tương tự Ridge nhưng Bayesian Ridge ước lượng bằng cách sử dụng phân bố xác suất, đi kèm với khả năng nội suy tiếp tục dựa trên phát hiện của chính Bayesian trước đó. Đặc điểm này giúp kết quả ước lượng chính xác hơn. Bayes hữu ích khi cơ sở dữ liệu không đầy đủ hoặc phân phối kém, như ở nghiên cứu này.

3.3. Mô hình cơ sở

$$Inequality_i = \alpha_1 FinCredit_i + \sum_{j=1}^N \alpha_j Financial\ inclusion_{ji} + \sum_{k=1}^K \beta_k Control_{ki} + u_i$$

Trong đó:

Biến phụ thuộc bất bình đẳng thu nhập - đo bằng hệ số Gini của thu nhập khả dụng, giá trị nằm trong khoảng từ 0 (bình đẳng hoàn hảo) đến 100 (bất bình đẳng hoàn hảo), được sử dụng rộng rãi nhất trong

nghiên cứu mối quan hệ giữa tài chính và bất bình đẳng (Beck & Levine, 2007; Haan & Sturm, 2016; Jauch & Watzka, 2015).

Biến giải thích tín dụng công nghệ, đo bằng tổng lượng cung tín dụng thông qua nền tảng công nghệ từng năm, tính bằng đô la Mỹ (USD) trên đầu người cho từng quốc gia (Cornelli & cộng sự, 2020), kế thừa từ Haan & Sturm (2016), Jauch & Watzka (2015).

tập hợp biến giải thích – thước đo mức độ bao phủ tài chính toàn diện. Sở dĩ đưa tài chính toàn diện vào mô hình vì nhiều nghiên cứu trước chứng minh biến này tác động mạnh và tích cực, giảm bất bình đẳng. Nơi nào tài chính toàn diện càng bao phủ – khả năng tiếp cận và sử dụng dịch vụ tài chính chính thức của hộ gia đình và doanh nghiệp càng rộng và dễ hơn – thường có mức độ bất bình đẳng thu nhập thấp hơn (Honohan, 2008; Mookerjee & Kalipioni, 2010; Hermes, 2014; Sahay & cộng sự, 2015; Kim, 2016; Aslan & cộng sự, 2017; Park & Mercado 2018; Turegano & Herrero, 2018).

Dữ liệu tài chính toàn diện do Findex cung cấp có 64 thước đo, trong đó 3 tiêu biểu, sử dụng nhiều ở nghiên cứu trước, trọng tâm khả năng tiếp cận và sử dụng *dịch vụ tài chính cơ bản*, gồm: (1) Tỷ lệ dân số trưởng thành *sở hữu tài khoản* tại một định chế tài chính chính thức; (2) Tỷ lệ dân số trưởng thành *có vay tiền* tại một định chế tài chính chính thức; (3) Tỷ lệ dân số trưởng thành *có tiền gửi tiết kiệm* tại một định chế tài chính chính thức (Allen & cộng sự, 2016).

: tập hợp biến kiểm soát kế thừa từ nghiên cứu trước, giúp kiểm soát hiện tượng nội sinh giữa tài chính công nghệ và tài chính toàn diện.

Demirgüç-Kunt & cộng sự (2018b) khẳng định hạ tầng công nghệ số ảnh hưởng tích cực, mở rộng bao phủ của tài chính toàn diện, góp phần giảm bất bình đẳng và khuyến nghị sử dụng biến BroadAccess – phản ánh mức độ phát triển của hạ tầng công nghệ số - đo bằng tỷ lệ người dân đăng ký bằng thông rộng cố định (trên 100 người), từ nguồn cơ sở dữ liệu dữ liệu về quản trị quốc gia (WGI).

phản ánh quy mô chính phủ - đo bằng quy mô chi tiêu chính phủ - kế thừa Anderson & cộng sự (2017), Guzi & Kahanec (2019), trong đó chứng minh ảnh hưởng từ quy mô chi tiêu của chính phủ đến bất bình đẳng thu nhập. Khi chính phủ tăng chi tiêu có năng suất và hiệu quả, cả tăng trưởng sản lượng và phân phối thu nhập đều cải thiện (Shafique & cộng sự, 2006).

Regulatory Quality phản ánh chất lượng thể chế - đo lường bởi khả năng chính phủ thiết kế chính sách tạo điều kiện khu vực tư nhân phát triển, kéo theo phân phối thu nhập giảm bất cân xứng hơn (Zhuang & cộng sự, 2010). Kế thừa từ Akram & cộng sự (2011), Huang & Ho (2018), Shafique & cộng sự (2006), Zhuang & cộng sự (2010).

FinDevelopment đo mức độ phát triển của hệ thống tài chính. Jauch & Watzka (2015) khẳng định hệ lụy

Bảng 2: Kết quả kiểm định tương quan với biến bất bình đẳng thu nhập

	Biến giải thích		Mẫu tổng hợp	Nhóm thu nhập cao	Nhóm thu nhập thấp
1	Digital payments	Mức độ sử dụng dịch vụ thanh toán kỹ thuật số	-0,6543	-0,6123	-0,6973
2	Financial account	Tỷ lệ dân có số hữu tài khoản ngân hàng	-0,6410	-0,6014	-0,6791
3	Saved Account	Tỷ lệ dân có tài khoản tiết kiệm	-0,6461	-0,6178	-0,6889
4	FinCredit	Tín dụng công nghệ	-0,2413		
5	BroadAccess	Hạ tầng công nghệ số	-0,5891		
6	GovConsumption	Quy mô chính phủ	-0,2087		
7	RegulatoryQuality	Chất lượng thể chế	-0,3338		
8	GDPcapita growth	Tăng trưởng GDP đầu người	-0,1851		
9	Population growth	tốc độ tăng dân số	0,4353		
10	FinDevelopment	Mức độ phát triển hệ thống tài chính	-0,4126		
11	Trade	Độ mở thương mại	-0,4752		

Nguồn: Tính toán của tác giả.

của thị trường tài chính phát triển là bất bình đẳng, nhưng Law & cộng sự (2014), Park & Shin (2017) khẳng định điều ngược lại, góp phần giảm bất bình đẳng.

Tương tự với biến tốc độ tăng trưởng kinh tế, tốc độ tăng trưởng dân số, độ mở nền kinh tế, quá trình sàng

lọc dưới đây chỉ giữ lại biến tiêu biểu cho mô hình chính thức.

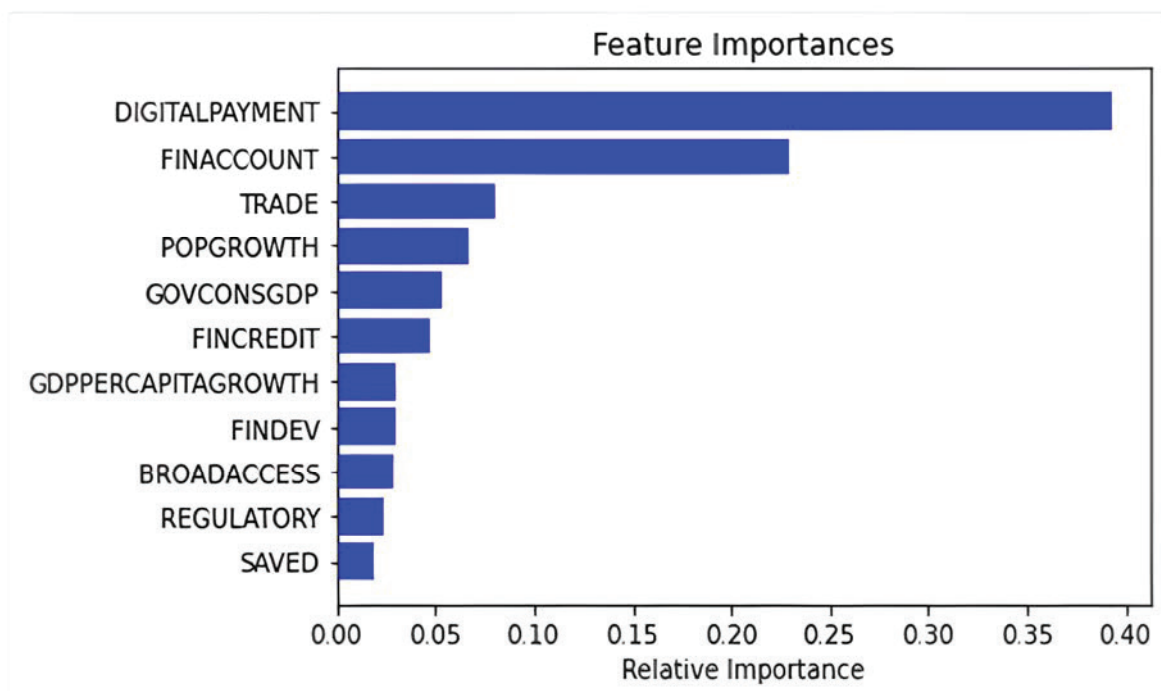
3.4. Kết quả chọn biến cho mô hình

3.4.1. Phân tích tương quan

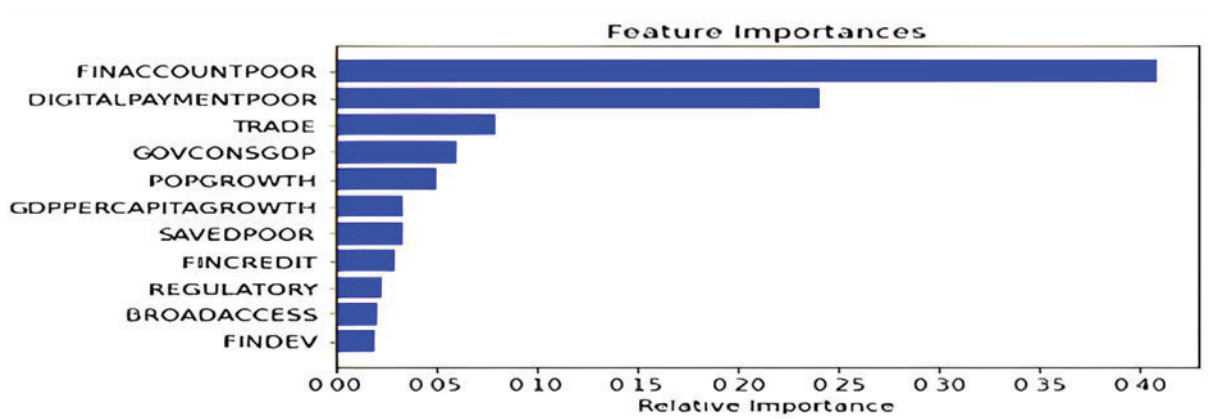
Ghi chú: Số lượng kiểm định tương quan lớn, nên ở đây chỉ trình bày kết quả cốt lõi. Kết quả tương quan đầy đủ sẽ được cung cấp cho người đọc quan tâm, theo yêu cầu.

Phân tích tương quan chọn ra 3 thước đo đại diện cho biến tài chính toàn diện, từ 64 thành phần của Findex, gồm (i) mức độ sử dụng dịch vụ thanh toán kỹ thuật số trong dân, (ii) tỷ lệ dân có sở hữu tài khoản ngân hàng, và (iii) tỷ lệ dân có tài khoản tiết kiệm trong hệ thống tài chính chính thức. Cả ba có tương quan âm với bất bình đẳng thu nhập, lớn hơn 0,6 và đồng nhất trong cả ba mẫu nghiên cứu (Bảng 2), tương đồng với gợi ý từ nghiên cứu trước (Berger & cộng sự, 2012; Asongu & Nwachukwu, 2018; Asongu & Odhiambo, 2018).

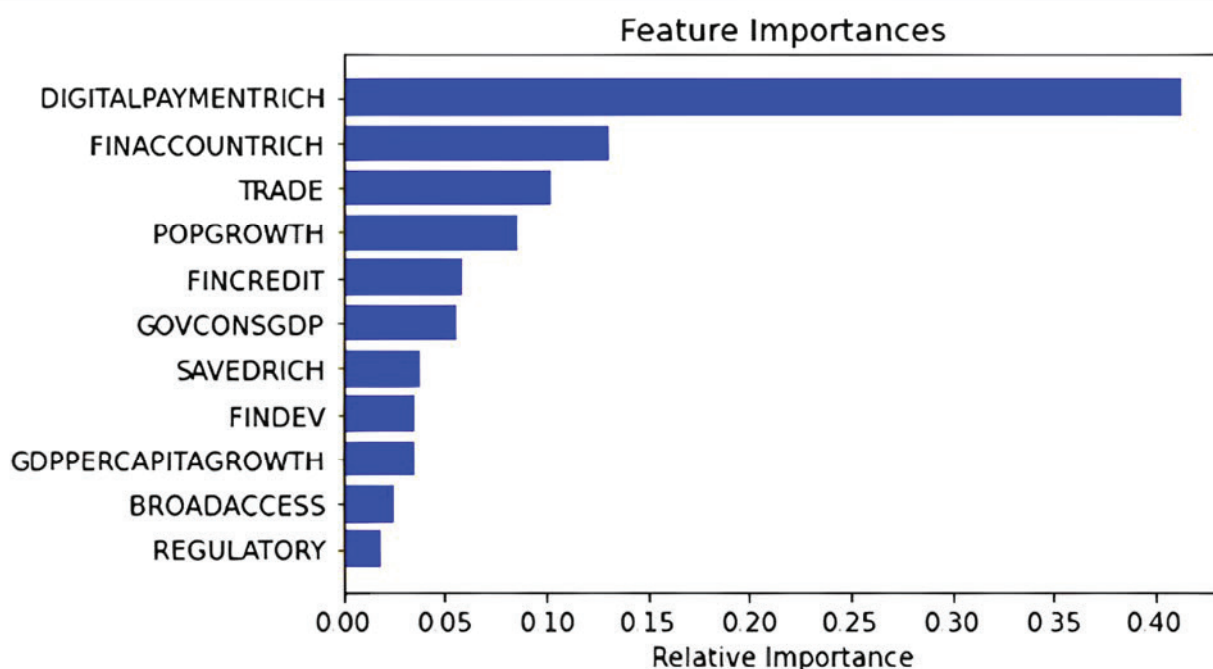
Hình 1: Kết quả kiểm tra mức độ quan trọng của biến_mẫu tổng hợp



Hình 2: Kết quả kiểm tra mức độ quan trọng của biến_nhóm thu nhập thấp



Hình 3: Kết quả kiểm tra mức độ quan trọng của biến_nhóm thu nhập cao



Phân tích tương quan chỉ ra có liên hệ giữa *FinCredit* với bất bình đẳng thu nhập, với hệ số $-0,2413$, hàm ý bất bình đẳng thu nhập thấp hơn ở quốc gia phát triển mạnh tin dụng công nghệ, nhưng mức tương quan thấp so với biến khác.

Phân tích tương quan khẳng định 7 biến kiểm soát đều có tương quan với bất bình đẳng thu nhập, phù hợp với nhận định ban đầu và thống nhất với nghiên cứu trước.

Như vậy, cả 11 biến tiếp tục kiểm tra mức độ quan trọng, xem 3.4.2.

3.4.2. Kiểm tra mức độ quan trọng của biến

Kết quả tương đối đồng nhất, cả 11 biến có vai trò quan trọng nhất định trong việc giải thích biến bất bình đẳng thu nhập ở cả ba mẫu dữ liệu: mẫu tổng hợp, nhóm thu nhập cao và thấp (Hình 1, 2, 3). Biến được sắp xếp theo mức độ quan trọng giảm dần.

Hai biến được chọn vào mô hình chính thức vì luôn giữ vai trò quan trọng nhất ở cả ba mẫu dữ liệu là “Digital payments” và “Financial account”. Riêng biến “Saved account” bị loại vì tính đại diện không cao, không ổn định như hai biến trước. Hai biến “Digital payments” và “Financial account” có mức độ quan trọng cũng như mức độ tương quan tương đương nhau. Giữ đồng thời cả hai biến cho mô hình nghiên cứu chính, khá rủi ro nếu sử dụng công cụ truyền thống. Chọn hồi quy Machine learning Ridge là phù hợp với tình huống này.

Điểm quan tâm chính, *Fincredit* có liên hệ với bất bình đẳng thu nhập, nhưng với mức độ quan trọng không cao, chỉ trên dưới 0,05. Kết hợp với kết quả tương quan, thấy rằng sức ảnh hưởng của *Fincredit* đến bất bình đẳng thu nhập là có, nhưng không lớn.

Cả 7 biến kiểm soát đều có sự quan trọng nhất định, đưa vào mô hình chính thức – từ kết quả sàng lọc khách quan của học máy.

3.5. Mô hình chính thức

Biến sau sàng lọc:

- Biến *Fincredit* – biến mục tiêu chính.
- Hai biến đại diện cho tài chính toàn diện: “Digital payments” và “Financial account”.
- Bảy biến kiểm soát: *BroadAccess*; *GovConsumption*; *RegulatoryQuality*; *GDPCapita growth*; *Population growth*; *FinDevelopment* và *Trade*.

Mô hình cơ sở hiệu chỉnh thành mô hình chính thức như sau:

$$\text{Inequality}_i = \alpha_1 \text{FinCredit}_i + \alpha_2 \text{Digital payments}_i + \alpha_3 \text{Financial account}_i + \sum_{k=1}^7 \beta_k \text{Control}_{ki} + u_i$$

Bảng 3: Tổng hợp biến giải thích trong mô hình chính thức

	Biến giải thích	Ý nghĩa	Ghi chú
1	FinCredit	Tín dụng công nghệ	Biến quan tâm chính
2	Digital payments	Mức độ sử dụng dịch vụ thanh toán kỹ thuật số	Biến quan tâm chính
3	Financial account	Tỷ lệ dân có sở hữu tài khoản ngân hàng	Biến quan tâm chính
4	BroadAccess	Hạ tầng công nghệ số	Biến kiểm soát
5	GovConsumption	Quy mô chính phủ	Biến kiểm soát
6	RegulatoryQuality	Chất lượng thể chế	Biến kiểm soát
7	GDPCapita growth	Tăng trưởng GDP đầu người	Biến kiểm soát
8	Population growth	Tốc độ tăng dân số	Biến kiểm soát
9	FinDevelopment	Mức độ phát triển hệ thống tài chính	Biến kiểm soát
10	Trade	Độ mở thương mại	Biến kiểm soát

Nguồn: Tính toán của tác giả.

Kết quả hồi quy và thảo luận trình bày dưới đây.

4. Kết quả hồi quy

Bảng 4: Kết quả hồi quy Ridge và Bayesian Ridge

Biến giải thích	Hồi quy Ridge			Hồi quy Bayesian Ridge			
	Mẫu tổng hợp	Nhóm thu nhập cao	Nhóm thu nhập thấp	Mẫu tổng hợp	Nhóm thu nhập cao	Nhóm thu nhập thấp	
1	FinCredit	-1,2450	-0,9041	-1,8936	-1,2922	-0,9063	-2,1057
2	Digital payments	-5,1347	-4,4453	-5,7356	-0,0696	-0,0566	-0,0895
3	Financial account	-2,6200	-2,3229	-2,6462	-0,0412	-0,0318	-0,0556
4	BroadAccess	-0,3559	-0,3803	-0,3269	-0,4645	-0,4649	-0,4637
5	GovConsumption	-0,1688	-0,2186	-0,0985	-0,2203	-0,2205	-0,2199
6	RegulatoryQuality	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	GDPCapita growth	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
8	Population growth	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
9	FinDevelopment	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
10	Trade	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	MAE	41,3047	43,5388	37,6883	39,5759	39,5803	39,5559
	RMSE	6,4269	6,5984	6,1391	6,2909	6,2913	6,2893
	R2	0,7427	0,8369	0,5901	0,6697	0,6699	0,6689

Nguồn: Tính toán của tác giả.

Ghi chú: Biến có hệ số hồi quy không bị thu hẹp về gần bằng hoặc bằng không là không có ý nghĩa. Điểm quan trọng lưu ý ở đây đó là: Biến có hệ số hồi quy bằng 0, dù có chứa thông tin giá trị giải thích cho biến bất bình đẳng thu nhập như chứng minh ở phân tích tương quan và mức độ quan trọng của biến, tuy nhiên, thông tin đó đã chứa đựng ở trong biến khác cũng trong mô hình, vì vậy Ridge và Bayesian Ridge hiệu chỉnh hệ số về 0.

Bảng 4 cung cấp bằng chứng tác động tích cực của tài chính toàn diện và *Fincredit* giảm bất bình đẳng thu nhập giữa các quốc gia. Ridge và Bayesian Ridge cung cấp kết quả tốt nhất trong nhiều mô hình đã thử nghiệm, với R2 tốt nhất cùng RMSE và MAE bé nhất, hàm ý, mô hình có khả năng giải thích cao nhất cũng như có sai số bé nhất.

Dù chỉ 5 biến có ý nghĩa, gồm: “*Fincredit*”, “*Digital payments*”, “*Financial account*”, “*BroadAccess*” và “*GovConsumption*”, nhưng khả năng giải thích của mô hình khá tốt, thấp nhất 59% và cao nhất 83%. Tương ứng, sai số cũng khá thấp và ổn định quanh mức 6 điểm so với dải điểm từ 0 đến 100 của bất bình đẳng thu nhập, xuyên suốt 6 lượt ước lượng. Ngoài ra, Ridge và Bayesian Ridge có kết quả thống nhất. Tổng hòa các yếu tố trên là bằng chứng rằng kết quả hồi quy machine learning phù hợp và tin cậy.

Với kết quả trên, nhiều vấn đề đã làm rõ:

Nghiên cứu đưa ra bằng chứng khẳng định *Fincredit* tác động tích cực, giảm bất bình đẳng thu nhập, mặc dù tác động còn tương đối nhỏ, không đáng kể so với tác động của tài chính toàn diện. Điều này rất có giá trị xét trong bối cảnh vai trò tích cực *Fincredit* đang là điểm nghi vấn khi nhiều nền tảng *Fincredit* đang sụp đổ hoặc biến tướng thành tín dụng rủi ro cao. *Fincredit* có sức ảnh hưởng hơn hẳn trong nhóm thu nhập thấp – với hệ số ảnh hưởng lớn hơn, gấp đôi nhóm thu nhập cao.

Hồi quy Bayesian Ridge khai phá tốt hơn tác động của *Fincredit*, so với Ridge, với hệ số của “*Fincredit*” cao hơn rõ rệt so với “*Digital payments*” và “*Financial account*”. Tuy nhiên, thông số ở trên chưa đủ để khẳng định Bayesian Ridge phù hợp khám phá tác động của *Fincredit* đến bất bình đẳng thu nhập, mà cần nghiên cứu khác làm rõ.

Cuộc tranh luận về tác động của tài chính toàn diện, trong tiền nghiên cứu cũng như trong kiểm định trên, đến đây đã có câu trả lời tương đối nhất quán. Kết quả kiểm tra trong mọi trường hợp cho thấy biến “*Digital payments*” và “*Financial account*” đều có tác động tích cực đến bất bình đẳng thu nhập, với hệ số khác không và mang dấu âm. Theo đó, mở rộng của tài chính toàn diện giảm đáng kể bất bình đẳng thu nhập, phù hợp với kết quả nhiều nghiên cứu trước (Demir & cộng sự, 2020; Erlando & cộng sự, 2020; Neaime & Gaysset, 2018; Sawadogo & Semedo, 2021; von Fintel & Orthofer, 2020). So sánh giữa hai nhóm thu nhập cao nhất và thấp nhất, thấy rằng dịch vụ thanh toán số ảnh hưởng mạnh mẽ hơn hẳn ở nhóm thu nhập thấp. Hệ số hồi quy nhóm này luôn cao hơn ở cả Ridge lẫn Bayesian Ridge.

Kết quả cung cấp thông tin khác tương đối giá trị. Sử dụng thanh toán công nghệ trong nhóm thu nhập thấp tạo tác động mạnh hơn, giảm bất bình đẳng thu nhập rõ rệt hơn so với nhóm thu nhập cao. Hệ số hồi quy “*Digital payments*” luôn cao hơn hẳn nhóm thu nhập thấp, ở cả Ridge và Bayesian Ridge. Tương tự, tăng tỷ lệ người thu nhập thấp sở hữu tài khoản của một tổ chức tài chính chính thức cải thiện bất bình đẳng rõ rệt hơn so với nhóm thu nhập cao. Tóm lại, nên tập trung nhiều hơn vào nhóm thu nhập thấp trong chiến lược phát triển tài chính toàn diện, sẽ đẩy nhanh và hiệu quả hơn quá trình giảm bất bình đẳng thu nhập.

Cuối cùng, “*BroadAccess*” và “*GovConsumption*” có ảnh hưởng tương đồng nhau ở tất cả ước lượng, cho thấy: (i) quốc gia có hạ tầng công nghệ càng phát triển, bất bình đẳng thu nhập càng thấp, không phân biệt theo mức thu nhập; (ii) quốc gia có mức chi tiêu công càng cao, bất bình đẳng thu nhập càng giảm. Điều này củng cố kết quả của Valdebenito & Pino (2022).

5. Kết luận

Nghiên cứu cung cấp bằng chứng thực nghiệm mới, thuyết phục, làm sáng tỏ tác động của *Fincredit* đến bất bình đẳng thu nhập. *Fincredit*, tuy mức độ phát triển khá khiêm tốn, nhưng tạo tác động tích cực nhất định, giúp giảm bất bình đẳng thu nhập. Đây là đóng góp chính của nghiên cứu này.

Theo đó, nghiên cứu đưa ra hàm ý chính sách, gồm: (1) nên mở rộng sử dụng dịch vụ thanh toán số vì có hiệu quả nhất trong việc giảm bất bình đẳng thu nhập. Đây là điểm mới, đóng góp của nghiên cứu này; (2) nên thúc đẩy thanh toán điện tử ở nhóm người nghèo vì thay đổi hành vi của người thu nhập thấp sẽ giúp chính họ rút ngắn khoảng cách thu nhập với nhóm khác; (3) nên hỗ trợ hoàn thiện khung pháp lý để *FinCredit* phát triển tích cực sẽ trực tiếp giúp giảm bất bình đẳng thu nhập.

Tài liệu tham khảo

- Akram, Z., Wajid, S., Mahmood, T. & Sarwar, S. (2011), ‘Impact of poor governance and income inequality of poverty in Pakistan’, *Far East Journal of Psychology and Business*, 4(3), 43-55.
- Allen, F., Demircuc-Kunt, A., Klapper, L. & Peria, M.S.M. (2016), ‘The foundations of financial inclusion: Understanding ownership and use of formal accounts’, *Journal of Financial Intermediation*, 27, 1-30.
- Anderson, E., Jalles D’Orey, M.A., Duvendack, M. & Esposito, L. (2017), ‘Does government spending affect income inequality? A meta-regression analysis’, *Journal of Economic Surveys*, 31(4), 961-987.
- Aslan, G., Deléchat, C., Newiak, M.M. & Yang, M.F. (2017), *Inequality in financial inclusion and income inequality*, International Monetary Fund.
- Asongu, S.A. & Nwachukwu, J.C. (2018), ‘Comparative human development thresholds for absolute and relative pro-poor mobile banking in developing countries’, *Information Technology & People*, 31(1), 63-83.
- Asongu, S.A. & Odhiambo, N.M. (2018), ‘Human development thresholds for inclusive mobile banking in developing countries’, *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development*, 10(6), 735-744.
- Bazarbash, M. (2019), ‘FinTech in financial inclusion machine learning applications in assessing credit risk applications

-
- in assessing credit risk', *IMF Working Paper WP/19/109*, IMF.
- Beck, T. & Levine, R. (2007), 'Finance, Inequality and the Poor', *Journal of Economic Growth*, 12(1), 27-49
- Berger, A.N., Bouwman, C.H.S., Kick, T.K. & Schaeck, K. (2012), 'Bank liquidity creation and risk taking during distress', *Discussion Paper Series 2: Banking and Financial Studies 2010.05*, Deutsche Bundesbank.
- Branzoli, N. & Supino, I. (2020), 'FinTech credit: A critical review of empirical research literature', *Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers) 549*, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.
- Brent, D.A. & Lorah, K. (2019), 'The economic geography of civic crowdfunding Cities, 90. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.01.036>
- Camara, N. & Tuesta, D. (2015), Measuring financial inclusion: A multidimensional index', *Working Paper N° 14/26*, BBVA.
- Cornelli, G., Frost, J., Gambacorta, L., Rau, P.R., Wardrop, R. & Ziegler, T. (2020), 'Fintech and big tech credit: a new database', *BIS Working Paper No. 887*, BIS.
- Demir, A., Pesqué-Cela, V., Altunbas, Y. & Murinde, V. (2020), 'Fintech, financial inclusion and income inequality: a quantile regression approach', *European Journal of Finance*, 28(1), 1-22.
- Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., Ansar, S. & Hess, J. (2018a), *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*, Washington, DC: World Bank.
- Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., Ansar, S. & Hess, J. (2018b), *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*, World Bank Group.
- Doan, T. & Kalita, J. (2015), 'Selecting machine learning algorithms using regression models', proceeding of *2015 IEEE International Conference on Data Mining Workshop (ICDMW)*, ICDMW, 1498-1505.
- Erlando, A., Riyanto, F.D. & Masakazu, S. (2020), 'Financial inclusion, economic growth, and poverty alleviation: evidence from eastern Indonesia', *Heliyon*, 6(10), p.e05235.
- Friedline, T., Narahariseti, S. & Weaver, A. (2020), 'Digital redlining: Poor rural communities' access to Fintech and implications for financial inclusion', *Journal of Poverty*, 24(5-6), 517-541.
- Frost, J. & Turner, G. (2018), 'Fintech credit markets around the world: size, drivers and policy issues', *BIS Quarterly Review*, 29-49.
- García, C.B., García, J., López Martín, M.M. & Salmerón, R. (2015), 'Collinearity: revisiting the variance inflation factor in ridge regression', *Journal of Applied Statistics*, 42(3), 648-661.
- Guzi, M. & Kahanec, M. (2019), 'Income inequality and the size of government: A causal analysis', *discussion paper series IZA dp No. 12015*, IZA – Institute of Labor Economics.
- Haan, J. De. & Sturm, J. (2016), 'Finance and income inequality: A review and new evidence', *CESifo Working Paper No. 6079*, CESifo.
- Hermes, N. (2014), 'Does microfinance affect income inequality?', *Applied Economics*, 46(9), 1021-1034.
- Honohan, P. (2008), 'Cross-country variation in household access to financial services', *Journal of Banking & Finance*, 32(11), 2493-2500.
- Huang, C.J. & Ho, Y.H. (2018), 'The impact of governance on income inequality in ten Asian countries', *Journal of Reviews on Global Economics*, 7, 217-224.
- Igra, M., Kenworthy, N., Luchsinger, C. & Jung, J.K. (2021), 'Crowdfunding as a response to COVID-19: Increasing inequities at a time of crisis', *Social Science and Medicine*, 282, from <<https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2021.114105>>.
- Jauch, S. & Watzka, S. (2015), 'Financial development and income inequality : A panel data approach', *Empirical Economics*, 51(1), DOI:10.1007/s00181-015-1008-x.
- Kim, J.H. (2016), 'A study on the effect of financial inclusion on the relationship between income inequality and economic growth', *Emerging Markets Finance and Trade*, 52(2), 498-512.

-
- Koo, B. & Shin, B. (2015), 'Using ridge regression to improve the accuracy and interpretation of the hedonic pricing model: Focusing on apartments in Guro-gu, Seoul', *Korean Journal of Construction Engineering and Management*, 16(5), 77-85.
- Law, S.H., Tan, H.B. & Azman-Saini, W.N.W. (2014), 'Financial development and income inequality at different levels of institutional quality', *Emerging Markets Finance and Trade*, 50(1), 21-33.
- Mangal, A. & Holm, E.A. (2018), 'A comparative study of feature selection methods for stress hotspot classification in materials', *Integrating Materials and Manufacturing Innovation*, 7(3), 87-95.
- Mookerjee, R. & Kalipioni, P. (2010), 'Availability of financial services and income inequality: The evidence from many countries', *Emerging Markets Review*, 11(4), 404-408.
- Nadheesh, J. (2018), *Comparing Bayesian and Classical Learning Techniques for Solving Regression and Classification Problems*, from <<https://wso2.com/blog/research/comparing-bayesian-and-classical-learning-techniques/>>.
- Neaime, S. & Gaysset, I. (2018), 'Financial inclusion and stability in MENA: Evidence from poverty and inequality', *Finance Research Letters*, 24, 230-237.
- Nguyen, T.T.H. (2020), 'Measuring financial inclusion: a composite FI index for the developing countries', *Journal of Economics and Development*, 23(1), 77-99.
- Park, C.Y. & Mercado JR, R. (2018), 'Financial inclusion, poverty, and income inequality', *The Singapore Economic Review*, 63(01), 185-206.
- Park, D. & Shin, K. (2017), 'Economic growth, financial development, and income inequality', *Emerging Markets Finance and Trade*, 53(12), 2794-2825.
- Sahay, R., Cihák, M., N'Diaye, P. & Barajas, A. (2015), 'Repensar la profundización financiera: estabilidad y crecimiento en los mercados emergentes', *Revista de Economía Institucional*, 17(33), 73-108.
- Sarma, M. (2012), 'Index of financial inclusion—a measure of financial sector inclusiveness', *School of International Studies Working Paper*, Centre for International Trade and Development, Jawaharlal Nehru University, Delhi, India.
- Sawadogo, R. & Semedo, G. (2021), 'Financial inclusion, income inequality, and institutions in sub-Saharan Africa: Identifying cross-country inequality regimes', *International Economics*, 167, 15-28.
- Shafique, S., Haq, R. & Arif, G.M. (2006), 'Governance and income inequality', *The Pakistan Development Review*, 751-760.
- Turegano, D.M. & Herrero, A.G. (2018), 'Financial inclusion, rather than size, is the key to tackling income inequality', *The Singapore Economic Review*, 63(01), 167-184.
- Valdebenito, A. & Pino, G. (2022), 'Local financial access and income inequality in Chile', *Economics Letters*, 210, p.110170.
- von Fintel, D. & Orthofer, A. (2020), 'Wealth inequality and financial inclusion: Evidence from South African tax and survey records', *Economic Modelling*, 91, 568-578.
- Võ Thị Lê Uyên & Phạm Hoàng Uyên (2019), 'Hồi quy Lasso kết hợp với hồi quy Ridge trong phân tích kinh tế', kỷ yếu hội thảo *International Conference for Young Researchers in Economics and Business 2019*, Học viện ngân hàng, 1315-1325.
- Zhuang, J., de Dios, E. & Martin, A.L. (2010), 'Governance and institutional quality and the links with economic growth and income inequality: With special reference to developing Asia', *Asian Development Bank Economics Working Paper Series no 193*, Asian Development Bank.