

KHÁM PHÁ CÁC YẾU TỐ ẢNH HƯỞNG ĐẾN NĂNG LỰC TOÁN HỌC CỦA HỌC SINH VIỆT NAM QUA DỮ LIỆU PISA 2022: PHƯƠNG PHÁP HỌC MÁY VÀ GIẢI THÍCH BỔ SUNG THEO GIÁ TRỊ SHAPLEY

Dương Thị Thu Hương⁺,
Nguyễn Tất Thắng,
Trần Thị Phương Linh,
Trần Thị Hương Giang

Viện Khoa học Giáo dục Việt Nam
+Tác giả liên hệ • Email: duongthuhuong@gmail.com

Article history

Received: 18/3/2025

Accepted: 29/5/2025

Published: 20/8/2025

Keywords

Machine learning, large-scale assessment, PISA data, Mathematics proficiency

ABSTRACT

Mathematical competency is crucial in the 21st century. This study utilizes machine learning (ML) and SHAP (SHapley Additive exPlanations) to analyze PISA 2022 data, aiming to understand the factors influencing Vietnamese students' mathematical competence. It is found that XGBoost has emerged as the optimal predictive model. Self-efficacy in mathematics, the number of math teachers at school, and career orientation are identified as key positive factors. Conversely, frequent exposure to math exercises, excessive physical activity, and math anxiety negatively impact performance. Noticeably, the influence of these factors varies among individuals. This study demonstrates the effectiveness of ML and SHAP in analyzing large-scale educational data. The findings highlight the importance of math teacher professional development, career guidance support, and fostering students' self-confidence in mathematics. Personalized learning emerges as a promising approach. Future research should expand the data scope, consider models suitable for multilevel data, and focus on causal analysis.

1. Mở đầu

Năng lực toán học (NLTH) vững chắc được coi là nền tảng thiết yếu cho sự thành công của HS trong học tập và tương lai, đóng vai trò quan trọng trong việc phát triển tư duy logic, giải quyết vấn đề và khả năng thích ứng với các yêu cầu của thế kỉ XXI (OECD, 2019). Chương trình Đánh giá HS Quốc tế (PISA) cung cấp nguồn dữ liệu phong phú và đa chiều, cho phép nghiên cứu sâu rộng về các yếu tố ảnh hưởng đến NLTH của HS trên phạm vi toàn cầu (OECD, 2016). Tuy nhiên, việc phân tích dữ liệu PISA với số lượng lớn các biến phức tạp và sự tương tác giữa chúng đòi hỏi những phương pháp tiếp cận mạnh mẽ hơn các kĩ thuật thống kê truyền thống. Các phương pháp học máy (Machine Learning - ML) đã nổi lên như một công cụ hữu ích trong việc khám phá các mẫu ẩn và xử lý dữ liệu giáo dục phức tạp (Holmes et al., 2023). Bài báo này sử dụng phương pháp học máy kết hợp với Shapley Additive Explanations (SHAP) - một phương pháp giải thích mô hình mạnh mẽ (Lundberg & Lee, 2017) - để khám phá sâu hơn các yếu tố then chốt tác động đến NLTH của HS lứa tuổi 15 của Việt Nam dựa trên dữ liệu PISA 2022. Khả năng xử lý dữ liệu nhiều chiều và phức tạp của học máy cho phép xác định các mẫu và mối quan hệ tiềm ẩn giữa các yếu tố cá nhân, gia đình, và nhà trường với NLTH. Hơn nữa, SHAP cung cấp khả năng diễn giải mô hình học máy một cách rõ ràng, làm sáng tỏ mức độ đóng góp của từng yếu tố, qua đó giúp hiểu rõ hơn về tầm quan trọng tương đối của chúng. Nghiên cứu này không chỉ cung cấp bức tranh toàn cảnh về tình hình NLTH của HS Việt Nam mà còn hi vọng đưa ra những gợi ý thiết thực cho việc cải thiện chất lượng giáo dục toán học. Nghiên cứu này tập trung vào trả lời hai câu hỏi sau đây: (1) Mô hình học máy nào tối ưu để dự đoán NLTH của HS? và (2) Các yếu tố chính nào ảnh hưởng đến NLTH của HS Việt Nam?

2. Kết quả nghiên cứu

2.1. Phương pháp nghiên cứu

Dữ liệu được xử lý và phân tích bằng phần mềm R 4.4.2. Sau khi hợp nhất hai tập dữ liệu PISA 2022 của Việt Nam về HS và trường học dựa trên mã trường, tập dữ liệu được lọc bỏ các biến có trên 70% giá trị thiếu, giữ lại 919 biến và 6.068 HS. 59 đặc trưng liên quan đến HS, gia đình và trường học được chọn làm biến độc lập. Giá trị thiếu được xử lý bằng thuật toán KNN (K=8). Cuối cùng, các biến có đa cộng tuyến bị loại bỏ, giữ lại 56 biến độc lập. Dữ liệu được chia thành tập huấn luyện (80%) và tập kiểm tra (20%).

Nghiên cứu sử dụng các mô hình học máy như hồi quy tuyến tính, hồi quy hỗ trợ vector, cây quyết định, rừng ngẫu nhiên và XGBoost để dự đoán hiệu suất học tập, sau đó dùng GridSearchCV để tối ưu siêu tham số và đánh giá khả năng dự đoán dựa trên dữ liệu PISA 2022 của Việt Nam. Phương pháp SHAP được sử dụng để giải thích các dự đoán của mô hình, phân tích mức độ đóng góp của từng yếu tố vào NLTH, cung cấp cái nhìn sâu sắc hơn về các yếu tố ảnh hưởng đến thành tích học tập (Huang et al., 2024).

2.2. Kết quả và thảo luận

2.2.1. Kết quả phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến năng lực toán học của học sinh trung học cơ sở Việt Nam

2.2.1.1. Huấn luyện mô hình và khả năng dự đoán

Để mô hình có hiệu suất dự đoán hay độ chính xác tốt hơn, nghiên cứu liệt kê tất cả các tổ hợp siêu tham số bằng cách sử dụng GridSearchCV (mặc định phân chia chéo 5) và mỗi mô hình MLR, SVR, DT, RF và XGBoost sẽ lựa chọn một tổ hợp siêu tham số tối ưu. Sau đó, khả năng dự báo của các mô hình siêu tham số tối ưu trên tập dữ liệu kiểm tra đã được so sánh. Các chỉ số đánh giá mô hình bao gồm Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Coefficient of Determination (R^2) và Pearson Correlation Coefficients (PCCs). Đặc biệt, PCCs được sử dụng để đo độ tương quan tuyến tính giữa các đầu ra của mô hình và giá trị thực tế.

Theo Huang và cộng sự (2024), mô hình được coi là có khả năng dự đoán tốt nếu MAPE nhỏ hơn 10% và hiệu quả dự đoán của mô hình được coi là chấp nhận được nếu MAPE nằm trong khoảng từ 10-20%. Bảng 1 cho thấy MAPE của tất cả các mô hình trên tập dữ liệu kiểm tra nằm trong khoảng từ 10% đến 15%, điều này biểu thị rằng khả năng dự đoán của các mô hình này là chấp nhận được. Đặc biệt, các chỉ số đánh giá của mô hình XGBoost (MSE = 3707.77, RMSE = 60.89, MAE = 47.97, và MAPE = 10.75%) thấp hơn so với MLR, SVR, DT, và RF. Hơn nữa, hệ số xác định của nó ($R^2=0.48$) và hệ số tương quan Pearson (PCCs = 0.69) cũng lớn hơn so với bốn mô hình khác.

Bảng 1. Các chỉ số đánh giá của các mô hình tham số tối ưu cho các mô hình khác nhau

Mô hình	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R^2	PCCs
MLR	4380.24	66.18	52.30	11.74%	0.38	0.62
SVR	4003.91	63.28	50.16	11.20%	0.43	0.66
DT	5313.46	72.89	57.64	13.05%	0.25	0.50
RF	3833.86	61.92	48.99	11.01%	0.46	0.68
XGBoost	3707.77	60.89	47.97	10.75%	0.48	0.69

2.2.1.2. Giải thích mô hình

Sau khi xác định XGBoost là mô hình tối ưu để dự đoán NLTH của HS, phương pháp SHAP được sử dụng để đánh giá đóng góp của từng biến số vào dự đoán. Theo Bernardo và cộng sự (2023), về mặt tầm quan trọng của đặc tính, 15 biến số hàng đầu có thể giải thích ảnh hưởng của hệ thống giáo dục đến NLTH của HS. Độ chính xác dự đoán của mô hình 15 đặc tính nằm trong phạm vi chấp nhận được (MAPE = 12.4%). Ngoài ra, hệ số tương quan Pearson (PCCs = 0.57) của mô hình 15 đặc tính hơi kém hơn so với mô hình 56 đặc tính (PCCs = 0.65).

a) *Phân tích toàn mẫu*: Mức độ đóng góp của 15 yếu tố quan trọng vào khả năng toán học của HS Việt Nam là như sau: MATHEFF (18.09%) > TOTMATH (10.92%) > BSMJ (7.50%) > ESCS (6.69%) > ANXMAT (6.29%) > ST004D01T (6.11%) > EXPO21ST (5.91%) > EXPOFA (4.71%) > SCHAUTO (4.32%) > STUBEHA (4.11%) > TOTAT (3.93%) > MACTIV (3.63%) > COGACRCO (3.60%) > EXERPRAC (3.44%) > BMMJ1 (3.12%). Sự tự tin vào toán học cơ bản và ứng dụng có ảnh hưởng lớn nhất đến thành tích toán học, tiếp theo là tổng số GV dạy toán trong trường, tình trạng nghề nghiệp dự kiến, điều kiện KT-XH và sau đó là các yếu tố khác. Cuối cùng, vị trí nghề nghiệp của mẹ có ảnh hưởng ít nhất.

Biểu đồ phụ thuộc từng phần SHAP (biểu đồ 1) là một công cụ trực quan mạnh mẽ giúp phân tích ảnh hưởng của từng yếu tố riêng lẻ đến NLTH của HS. Bằng cách thể hiện giá trị SHAP, biểu đồ này minh họa mức độ và chiều hướng tác động của các yếu tố như tự tin toán học hay sự lo lắng về toán học đối với thành tích toán học. Ví dụ, khi MATHEFF > 0 và ANXMAT < 0 có xu hướng tăng thành tích toán, trong khi thành tích toán học của HS khi MATHEFF < 0 và ANXMAT > 0 có xu hướng giảm.

Dựa vào biểu đồ 1 có thể rút ra kết luận về các yếu tố chính ảnh hưởng đến NLTH của HS Việt Nam:

(1) *Yếu tố HS*: Các yếu tố liên quan đến khả năng toán học bao gồm biến số nhân khẩu học như giới tính (ST004D01T), trình độ lớp (GRADE), yếu tố tâm lý như sự tự tin toán học (MATHEFF), dự kiến nghề nghiệp (BSMJ), sự lo lắng về toán học (ANXMAT), cùng với cơ hội học tập như việc tham gia hoạt động thể chất trước/sau

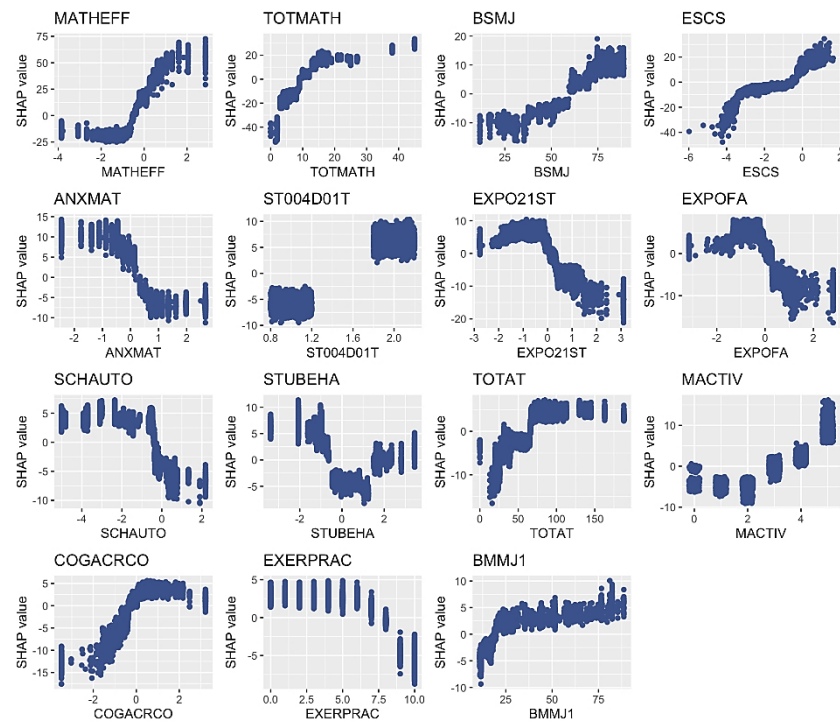
giờ học (EXERPRAC). Ngoài ra, trải nghiệm học đường được phản ánh qua các hành vi phá vỡ văn hóa học đường như vắng mặt, sử dụng rượu bia (STUBEHA).

ST004D01T (giới tính) cho thấy ảnh hưởng tích cực đến NLTH. Khi ST004D01T = 1, giá trị SHAP < 0, dự đoán cá nhân thấp hơn trung bình; ngược lại, ST004D01T = 2 có dự đoán cao hơn (biểu đồ 1). MATHEFF thể hiện mức độ tự tin vào toán học và có mối quan hệ thuận với điểm toán – giá trị MATHEFF > 0 góp phần nâng cao NLTH. Biến BSMJ phản ánh kì vọng nghề nghiệp của HS, với giá trị > 60 tương ứng với SHAP chủ yếu > 0, cho thấy kì vọng cao giúp cải thiện NLTH. Ngược lại, ANXMAT biểu thị lo lắng về toán học có tác động tiêu cực; khi ANXMAT < 0, kết quả toán có xu hướng tích cực hơn.

EXERPRAC - số ngày tham gia thể thao trước/sau giờ học - có mối quan hệ nghịch với kết quả toán, đặc biệt khi số ngày vượt quá 7. STUBEHA gồm các hành vi tiêu cực như vắng học, sử dụng chất kích thích, ảnh hưởng không đồng đều đến dự đoán mô hình. SHAP biến thiên mạnh trong khoảng STUBEHA từ -2 đến 2, cho thấy tác động không ổn định. Khi STUBEHA $\approx$ 0, giá trị SHAP giảm, cho thấy ảnh hưởng tiêu cực nhẹ; ngược lại, ở các mức thấp và cao, giá trị SHAP dao động mạnh, phản ánh tác động không nhất quán tùy từng trường hợp cụ thể.

(2) *Yếu tố gia đình:* Chỉ số KT-XH và văn hóa (ESCS) được tổng hợp từ ba biến: nghề nghiệp cao nhất của phụ huynh (HISEI), số năm học vấn của phụ huynh (PAREDINT) và mức sở hữu tài sản gia đình (HOMEPOS). Biểu đồ 1 cho thấy ESCS có ảnh hưởng tích cực đến điểm toán, đặc biệt rõ khi ESCS > 0 - giá trị SHAP tăng mạnh, phản ánh vai trò hỗ trợ đáng kể từ nền tảng KT-XH cao. Ở mức ESCS thấp (< -4), giá trị SHAP phân tán mạnh, cho thấy ảnh hưởng không ổn định; trong khoảng -2 đến 0, mối liên hệ trở nên ổn định hơn.

Biến BMMJ1 - tình trạng nghề nghiệp của mẹ - cũng cho thấy ảnh hưởng tích cực. Khi BMMJ1 tăng từ 10 đến 50, SHAP tăng đều từ -10 lên gần +5, cho thấy mức nghề nghiệp của mẹ có vai trò trong cải thiện dự đoán điểm toán. Trên mức 50, SHAP ổn định hơn, dù vẫn có một số dao động, cho thấy có thể tồn tại thêm các yếu tố tương tác. Nhìn chung, BMMJ1 có mối quan hệ thuận với kết quả học tập môn Toán.



Biểu đồ 1. Biểu đồ phụ thuộc từng phần SHAP

(3) *Yếu tố trường học:* Các yếu tố trường học được chia thành ba nhóm chính: yếu tố lớp học (TOTMATH, TOTAT), đặc điểm trường (SCHAUTO, MACTIV) và yếu tố liên quan đến GV (COGACRCO, EXPOFA, EXPO21ST).

Về yếu tố lớp học, tổng số GV dạy toán (TOTMATH) và tổng số GV toàn trường (TOTAT) có mối quan hệ tích cực với điểm số dự đoán. Khi các biến này < 0, giá trị SHAP giảm, phản ánh ảnh hưởng tiêu cực đến NLTH. Điều này cho thấy quy mô và lực lượng GV đóng vai trò hỗ trợ đáng kể cho thành tích học tập.

Về đặc điểm trường, mức độ tham gia hoạt động ngoại khóa toán học (MACTIV) liên hệ thuận với giá trị SHAP. Khi MACTIV tăng từ 0 đến 4, SHAP cũng tăng tương ứng, cho thấy HS tham gia nhiều hoạt động này có xu hướng đạt kết quả tốt hơn. Đặc biệt, nhóm MACTIV = 4 có SHAP cao nhất, nhấn mạnh vai trò tích cực của hoạt động ngoại khóa trong nâng cao kết quả học tập. Ngược lại, quyền tự chủ trường học (SCHAUTO) có quan hệ nghịch với kết quả toán. Khi SCHAUTO giảm từ 2 xuống -4, SHAP tăng, gợi ý rằng quyền tự chủ cao chưa chắc đã cải thiện hiệu

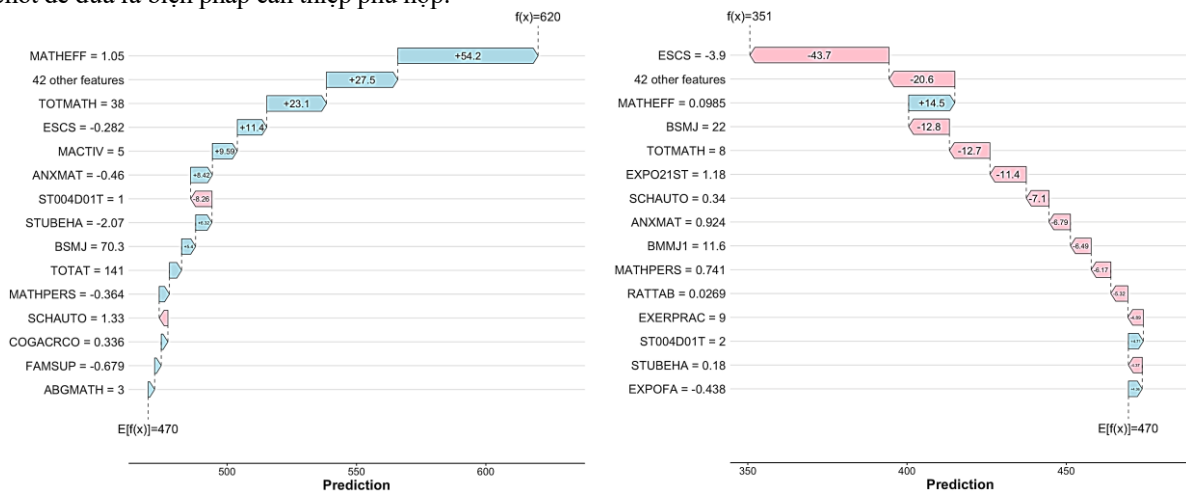
quả học tập. Sự chuyển biến rõ rệt khi SCHAUTO vượt mốc 0 cho thấy cần cân nhắc mức độ tự chủ phù hợp trong quản lý giáo dục.

Về yếu tố liên quan đến GV, mức độ bồi dưỡng tư duy toán học (COGACRCO) có tác động tích cực rõ rệt. Khi COGACRCO tăng, SHAP cũng tăng, phản ánh vai trò quan trọng của việc nâng cao năng lực chuyên môn của GV. Ở mức thấp, SHAP âm; khi tăng, SHAP chuyển sang dương mạnh, nhấn mạnh tầm quan trọng của bồi dưỡng tư duy trong giảng dạy. Ngoài ra, EXPO21ST (tần suất gặp dạng bài toán thế kỉ XXI) và EXPOFA (các nhiệm vụ toán cơ bản, ứng dụng) lại có quan hệ tiêu cực với điểm toán. Cụ thể, khi EXPO21ST tăng từ 0 lên 2, SHAP giảm mạnh từ 10 xuống -10, cho thấy việc tiếp xúc quá thường xuyên với bài toán khó hoặc lặp lại có thể gây quá tải, làm giảm hiệu quả học tập.

b) *Phân tích mẫu cụ thể và theo nhóm*: Bên cạnh phân tích toàn mẫu, SHAP cũng cung cấp cách giải thích cục bộ cho từng HS. Biểu đồ 2 minh họa biểu đồ thanh SHAP của hai HS: HS A có điểm toán cao ($PV1MATH \geq 607$) và HS B có điểm thấp ($PV1MATH < 420$). Trong đó, hàm $f(x)$ là giá trị dự đoán cá nhân, và $E[f(x)] = 470$ là trung bình toàn mẫu. Thanh đỏ thể hiện biến góp phần tăng dự đoán, thanh xanh thể hiện biến làm giảm.

Kết quả cho thấy HS A được dự báo đạt 620 điểm, nhờ các biến MATHEFF (+54.2), ESCS (+11.4), và MACTIV (+11.14). Ngược lại, ST004D01T làm giảm -8.26 điểm. HS B được dự báo đạt 351 điểm; trong đó, MATHEFF giúp tăng +14.5 điểm, nhưng các biến ESCS (-43.7), BSMJ (-12.8), và EXPO21ST (-11.4) kéo giảm mạnh kết quả.

Biểu đồ 3 hiển thị phân tích lực của 100 HS (50 điểm cao, 50 điểm thấp). Với nhóm điểm cao, các biến như MATHEFF, BSMJ, MACTIV, ESCS và TOTMATH có ảnh hưởng tích cực rõ rệt, trong đó MATHEFF góp +32.9 điểm - cho thấy sự tự tin và năng lực cá nhân là yếu tố then chốt. Tổng ảnh hưởng tích cực là +115 điểm. Ngược lại, nhóm điểm thấp bị ảnh hưởng tiêu cực bởi GRADE (-16.1), TOTMATH (-13.3), TOTAT, ESCS và MATHEFF. Tổng tác động tiêu cực khoảng -113 điểm, phản ánh rõ vai trò của cấp lớp và điều kiện giảng dạy trong việc làm giảm thành tích. Tóm lại, HS điểm cao hưởng lợi từ sự tự tin cá nhân và hoàn cảnh KT-XH thuận lợi; trong khi đó, HS điểm thấp bị chi phối bởi điều kiện lớp học và thiếu hỗ trợ học tập. Phân tích này giúp nhận diện các yếu tố then chốt để đưa ra biện pháp can thiệp phù hợp.



Biểu đồ 2. Biểu đồ thác nước cho HS A có thành tích cao và HS B có thành tích thấp

2.2.2. Thảo luận về kết quả nghiên cứu

(1) XGBoost là mô hình tốt nhất để dự đoán NLTH của HS lứa tuổi 15. Tương tự nghiên cứu về yếu tố ảnh hưởng đến NLTH của HS vùng Đông Á (Huang et al., 2024), nghiên cứu này đánh giá khả năng dự đoán của năm thuật toán, bao gồm các mô hình SVM, RF và XGBoost trong điểm toán PISA 2022 của Việt Nam và kết quả XGBoost là mô hình tối ưu.

(2) Tổng cộng có 15 biến số được xác định là quan trọng trong việc dự đoán NLTH của HS, trong đó sự tự tin về toán học (MATHEFF) là yếu tố ảnh hưởng chính. Các yếu tố nổi bật bao gồm: số lượng GV toán (TOTMATH), nghề nghiệp dự kiến (BSMJ), điều kiện KT-XH (ESCS) và các yếu tố khác. Trong đó, 9 biến như MATHEFF, TOTMATH, BSMJ và ESCS có đóng góp tích cực, trong khi 6 biến như tần suất gặp bài toán ứng dụng (EXPOFA), tham gia thể chất (EXERPRAC), và lo lắng toán học (ANXMAT) ảnh hưởng tiêu cực. Các biến này chủ yếu phản ánh đặc điểm cá nhân, gia đình và môi trường học tập.

Về yếu tố HS, giới tính (ST004D01T) có ảnh hưởng tích cực đến thành tích toán - nam sinh thường đạt điểm cao hơn nữ. HS tự tin vào NLTH có xu hướng cải thiện kết quả tốt hơn, phù hợp với các nghiên cứu trước (Brow, 2019; Huang et al., 2024; Wang et al., 2024; Zhao & Ding, 2019). Nghề nghiệp dự kiến (BSMJ) cũng cho thấy mối liên hệ thuận với thành tích toán, phản ánh vai trò của động lực và kì vọng nghề nghiệp. Nam sinh có xu hướng theo đuổi toán nhiều hơn và thể hiện sự gắn kết giữa thành tích toán với định hướng nghề nghiệp mạnh mẽ, cho thấy động lực nội sinh đóng vai trò trung gian quan trọng (Breda et al., 2023). Do đó, để nâng cao NLTH, cần tăng cường hoạt động thúc đẩy động lực học tập và định hướng nghề nghiệp cho HS.

Ở cấp độ gia đình, ESCS - chỉ số KT-XH và văn hóa - góp phần tích cực vào NLTH. Cha mẹ có trình độ học vấn và nghề nghiệp cao có thể tạo điều kiện hỗ trợ tốt hơn cho con cái. Ngoài ra, tình trạng nghề nghiệp của mẹ (BMMJ1) cũng có tác động tích cực. Học vấn của mẹ ảnh hưởng đáng kể đến thành tích học tập, trong khi vai trò của cha chỉ nổi bật ở trình độ học vấn rất cao và thậm chí có thể tiêu cực ở mức thấp hơn (Barra & Boccia, 2022).

Về trường học, TOTMATH - tổng số GV toán - nếu thấp sẽ kéo theo giảm sút điểm số do thiếu

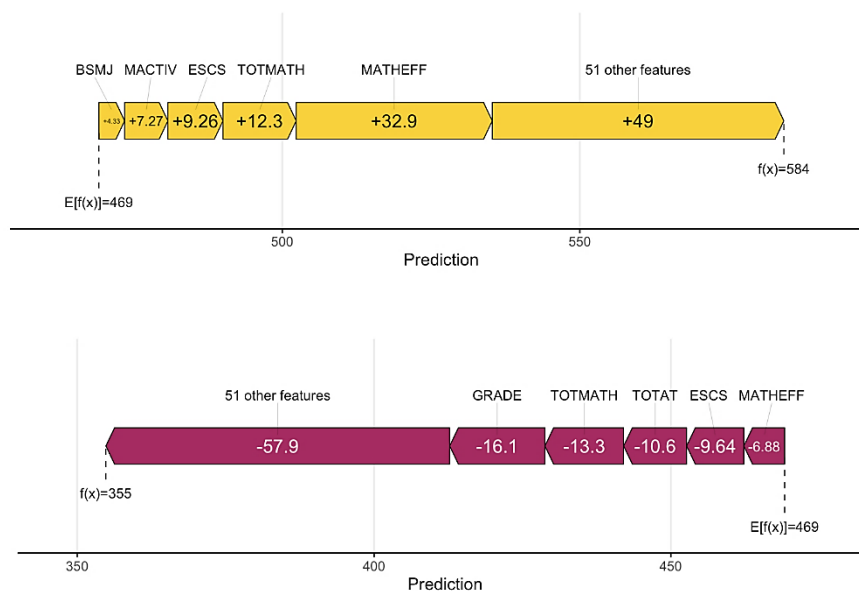
học nhân lực. Mức độ tự chủ nhà trường (SCHAUTO) có ảnh hưởng không đồng nhất. Mặc dù OECD (2019) khẳng định tự chủ cao có thể nâng cao kết quả học tập, hiệu quả chỉ phát huy khi có cơ chế đảm bảo chất lượng. Do vậy, SCHAUTO có thể tác động tiêu cực trong bối cảnh thiếu nền tảng quản lí vững chắc.

Liên quan đến yếu tố giảng dạy, kích hoạt nhận thức toán học (COGACRICO) - thông qua bồi dưỡng tư duy - lại cho thấy tác động tiêu cực. Tương tự, việc tăng cường tiếp xúc với các dạng toán học như EXPOFA và EXPO21ST cũng làm giảm điểm số. Nguyên nhân có thể do HS bị quá tải nếu tần suất giao nhiệm vụ quá cao hoặc nếu hình thức triển khai không phù hợp với trình độ của các em.

Biến EXERPRAC - đại diện cho hoạt động thể chất trước/sau giờ học - có ảnh hưởng tiêu cực nhẹ đến NLTH, có thể do làm giảm thời gian học tập (Huang et al., 2024). Ngoài ra, các hành vi tiêu cực của HS làm gián đoạn văn hóa học đường (STUBEHA) cũng gây ảnh hưởng xấu đến kết quả học tập. Điều này cho thấy vai trò quan trọng của môi trường học tích cực và quản lí hành vi hiệu quả trong lớp. GV cần chú trọng xây dựng bầu không khí học tập lành mạnh, hỗ trợ HS gặp vấn đề về hành vi và tăng cường năng lực quản lí lớp học để cải thiện chất lượng dạy học.

(3) Sự tự tin vào năng lực của bản thân là yếu tố ảnh hưởng quan trọng nhất đối với khả năng toán học (18.09%). Tiếp theo là số lượng GV dạy toán của trường (10.92%), trạng thái nghề nghiệp dự kiến (7.50%) và cuối cùng là tình trạng nghề nghiệp của người mẹ (3.12%). Thêm vào đó, sự tự tin đóng góp tích cực cả ở HS có thành tích cao và thành tích thấp. Kết hợp các điểm trên, có thể kết luận rằng nâng cao sự tự tin toán học là một trong những cách hiệu quả để cải thiện khả năng toán học của HS.

(4) Sau khi phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến khả năng toán học của cá nhân HS cũng như nhóm HS, đã phát hiện rằng: (1) có sự khác biệt lớn về yếu tố ảnh hưởng chính giữa các HS; (2) cùng một yếu tố có thể có những đóng góp trái ngược nhau cho điểm toán của các HS khác nhau. Ví dụ, điều kiện KT-XH (ESCS) có thể đóng góp tích cực cho kết quả mô hình của HS A (HS có thành tích cao), trong khi nó cho thấy một liên kết tiêu cực với HS B (HS có thành tích thấp); (3) cùng một yếu tố đóng góp khác nhau cho điểm toán của HS khác nhau. Ví dụ, MATHEFF cải



Biểu đồ 3. Biểu đồ lực cho 50 HS có thành tích cao nhất và 50 HS có thành tích thấp nhất

thiện điểm toán của HS A và HS B lần lượt là 54.2 và 11.4 điểm từ điểm số trung bình của tất cả các mẫu. Phát hiện này cũng phù hợp với các kết luận từ nghiên cứu của Huang và cộng sự (2024).

3. Kết luận

Nghiên cứu này ứng dụng học máy và phương pháp SHAP để phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến NLTH của HS. Kết quả cho thấy tự tin toán học (MATHEFF), số lượng GV toán (TOTMATH) và định hướng nghề nghiệp (BSMJ) là ba yếu tố tích cực quan trọng nhất. Ngược lại, tần suất tiếp xúc với bài tập/nhiệm vụ toán học, hoạt động thể chất và sự lo lắng về toán học lại tác động tiêu cực. SHAP cũng chỉ ra sự khác biệt về mức độ ảnh hưởng của các yếu tố trên từng cá nhân, gợi ý về tiềm năng của việc cá nhân hóa giáo dục. Tuy nhiên, nghiên cứu còn hạn chế bởi tính chủ quan của dữ liệu PISA, việc bỏ qua tương tác đa cấp độ của dữ liệu và giới hạn trong việc phân tích mối quan hệ nhân quả. Nghiên cứu trong tương lai sẽ mở rộng phạm vi dữ liệu, xem xét các kỹ thuật học máy khác hỗ trợ dữ liệu đa cấp độ (ví dụ: RE-EM, MERF) và áp dụng phương pháp giải thích mô hình chú trọng mối quan hệ nhân quả. Nghiên cứu này sử dụng phần mềm R để khai thác dữ liệu PISA 2022 bằng phương pháp học máy, tuy nhiên một số phương pháp học máy phù hợp với dữ liệu đa cấp độ chưa được hỗ trợ trong R.

Lời cảm ơn: Nhóm tác giả cảm ơn sự tài trợ của Viện Khoa học Giáo dục Việt Nam qua nhiệm vụ “Nghiên cứu một số yếu tố ảnh hưởng đến năng lực toán học của học sinh phổ thông qua khai thác dữ liệu của Chương trình đánh giá học sinh quốc tế PISA 2022”, mã số: V2024-04TX.

Tài liệu tham khảo

- Barra, C., & Boccia, M. (2022). What matters in educational performance? Evidence from OECD and non-OECD countries. *Quality & Quantity*, 56(6), 4335-4394. <https://doi.org/10.1007/s11135-022-01322-y>
- Bernardo, A. B. I., Cordel, M. O., Calleja, M. O., Teves, J. M. M., Yap, S. A., & Chua, U. C. (2023). Profiling low-proficiency science students in the Philippines using machine learning. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1), 192. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-01705-y>
- Breda, T., Jouini, E., & Napp, C. (2023). Gender differences in the intention to study math increase with math performance. *Nature Communications*, 14(1), 3664. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-39079-z>
- Brow, M. V. (2019). Significant predictors of mathematical literacy for top-tiered countries/economies, Canada, and the United States on PISA 2012: Case for the sparse regression model. *British Journal of Educational Psychology*, 89(4), 726-749. <https://doi.org/10.1111/bjep.12254>
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2023). *Artificial intelligence in education* (pp. 621-653). <https://doi.org/10.58863/20.500.12424/4276068>
- Huang, Y., Zhou, Y., Chen, J., & Wu, D. (2024). Applying Machine Learning and SHAP Method to Identify Key Influences on Middle-School Students' Mathematics Literacy Performance. *Journal of Intelligence*, 12, 93. <https://doi.org/10.3390/jintelligence12100093>
- Lundberg, S., & Lee, S.-I. (2017). *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>
- OECD (2009). *PISA Data Analysis Manual: SPSS, Second Edition*. <https://doi.org/10.1787/9789264056275-en>
- OECD (2016). *PISA 2015 Results in Focus*. 67. <https://doi.org/10.1787/aa9237e6-en>
- OECD (2019). *PISA 2018 Results (Volume I)*. <https://doi.org/10.1787/5f07c754-en>
- Wang, X., Houang, R. T., Schmidt, W. H., & Kelly, K. S. (2024). Relationship Between Opportunity to Learn, Mathematics Self-Efficacy, and Math Performance: Evidence from PISA 2012 in 63 Countries and Economies. *International Journal of Science and Mathematics Education*, 22(8), 1683-1708.
- Zhao, Y., & Ding, C. (2019). The association between students mathematic knowledge and factors related to students, parents, and school: A cross-cultural comparison study. *International Journal of Educational Research*, 93, 210-217. <https://doi.org/10.1016/j.ijer.2018.11.006>