

教育データ分析ツールの開発と検証 —PISA データに基づく ICT 利用と学力分析を事例として—

Development and Validation of an Educational Data Analysis Tool
-A Case Study on the Analysis of ICT Use and Academic Performance Using PISA Data-

陸 欣然*¹
Xinran LU*¹

湯地 調*¹
Shirabe YUJI*¹

加藤 直樹*¹
Naoki KATO*¹

東京学芸大学*¹
Tokyo Gakugei University*¹

〈あらまし〉 PISA データは複雑な抽出設計や Plausible Values (PV), 階層構造を有しており, 分析には高度な統計的知識と煩雑な前処理が求められるため, 統計処理に不慣れな教育研究者にとっては大きな障壁となっている. 本稿では, こうした課題を踏まえ, PISA データの特性を考慮しつつ, 専門的な統計知識を前提とせずに利用可能なノーコード型分析ツールの開発について述べる.

〈キーワード〉 PISA, 教育データ, ノーコードツール, ICT 利用, 学力

1. はじめに

近年, 情報通信技術 (ICT) は教育分野において重要性を増しており, ICT の活用が児童生徒の学力にどのような影響を及ぼすのかを検討することは, 教育研究における重要な課題となっている.

ICT 利用と学力の関係を分析する上では, 学力指標と ICT 利用状況を同時に把握できる大規模調査データが不可欠であり, OECD が実施する PISA は, 家庭・学校における ICT 環境や利用状況に関する詳細な情報を含むことから, 関連研究において広く用いられている. しかし, PISA データが階層的かつ非線形的な構造を有している点や, 欠損値処理や学力を単一の得点ではなく複数の推定値として扱う Plausible Values (PV) の取扱いといった前処理も含む分析の複雑さがあり, 分析には専門的知識と実装負担が伴うため, 教育研究者にとって大きな負担となっていると述べられる (Courtney et al. 2022). したがって, PISA データを用いた ICT 利用と学力の関係を検討するためには, より扱いやすい分析枠組みの提示が求められている.

以上の課題を踏まえ, 本稿では, PISA データの複雑な構造を考慮しつつ, 統計処理に不慣れな教育研究者であっても容易に分析を行えるノーコード (No-Code) 型分析ツールを提案し, その設計, 実装, および評価結果について述べる.

2. 分析ツールの機能設計

2.1. 設計方針

本分析ツールの開発にあたっては, PISA データが有する①学校を単位とした多段階の複雑な抽出, ②PV による学力測定, ③生徒—学校の階層構造という統計的特性を踏まえる (OECD 2024). その上で, 分析手順全体を「分析前処理」「モデル選択」「結果解釈」の3フェーズに整理し, それぞれにおける機能を設計する.

2.2. 分析前処理フェーズ

PISA データでは, 生徒質問紙データと学校質問紙データが独立した形式で提供されており, 分析に先立って両者を適切に統合する必要がある. そこで, 生徒質問紙データに含まれる学校 ID (CNTSCHID) をキーとしたデータ自動統合機能を提供する.

さらに, 欠損値処理については利用者が方法の有無を選択可能とする一方で, PISA により提供される抽出ウェイトとは, 標本抽出の過程において生徒ごとに異なる抽出確率を考慮するために設定された重み変数であり, 各生徒の回答を母集団全体へ拡張する際の基準となる. 推定結果の母集団代表性を確保するため原則的に適用する. 利用者が前処理方法の違いが分析結果に与える影響を意識しながら分析を進められるようにする.

2.3. 分析実行フェーズ

ICT 利用と学力の関係は, 線形関係に限らず非線形的な構造や, 学校間差異を含む階層的構造を有する可能性があるとして述べられる (Rutkowski et al. 2010). しかし, これらを考慮した分析手法の選択・実行には専門的な統

計知識が求められる。

この課題に対応するため、線形回帰分析（OLS）、多層線形回帰モデル（HLM）、および非線形関係を柔軟に捉える機械学習手法（XGBoost:eXtreme Gradient Boosting, BART: Bayesian Additive Regression Trees）を、利用者が切り替えて実行できるようにする。

また、PVについては、複数のPVに対する分析を自動化することで、PISAにおいて学力が複数の推定値として与えられているという特性を踏まえた推定を可能とする。

2.4. 結果解釈フェーズ

統計分析の結果は、係数や推定値を数値として提示するだけでは、統計的知識が十分でない利用者にとって解釈が困難となる場合が多い。そこで推定結果に対して、係数の符号や大きさ、推定の安定性に関する簡潔な説明文を自動的に付与する機能を備える。

これにより、利用者が結果の方向性や解釈上の要点を直感的に把握できるよう支援する。

3. 分析ツールの実装

分析ツールは、Webブラウザ上で動作するノーコード型分析環境として実装した。利用者が特定の統計ソフトウェアやプログラミング環境を事前に構築することなく分析を行えるよう、サーバサイドにPythonを用いた分析処理環境を構築し、フロントエンドからの操作に応じて分析を実行する構成とした。

4. 評価実験

4.1. 統計的妥当性の検証

本ツールの分析結果の妥当性を検証するため、PISAデータを用いて、本ツールによる推定結果と既存の統計ソフトウェア（SPSS, R）による分析結果との比較を行った。

分析結果の適切さを保証するために、同一データに対して本ツールおよびSPSSを用いたOLS回帰分析と多層線形回帰をそれぞれ実行し、推定結果の比較を行ったところ、回帰係数の符号はすべて一致しており、係数の差は最大でも0.005程度に収まっていることが確認された。このことから、本ツールによる推定結果は、既存の分析手法と整合的であると判断できる。

一方で、標準誤差とは、推定された回帰係数が標本のばらつきによってどの程度不確実であるかを表す指標であり、推定値の精度を示す量である。標準誤差については、算出方

法や内部処理の違いにより完全には一致せず、本ツールによる推定値の方がSPSSに比べてやや大きくなる傾向がみられた。しかし、いずれも推定の解釈に影響を及ぼす水準の差ではなく、むしろ本ツールでは推定の不確実性をやや大きめに評価する保守的な分析結果を示していると解釈できる。

4.2. ユーザビリティ評価

本ツールの操作性および利用のしやすさについて検討するため、PISAデータ分析に一定の関心を有する大学院生4名を対象としたインタビューによる評価を行う。インタビューでは、分析操作の容易さ、手順の理解しやすさ、および分析結果の解釈のしやすさといった観点から質問を行い、ツール利用時に感じた負担や利便性について意見を収集する。これにより、PISAデータ分析に不慣れな利用者に対して、本ツールが前処理や分析手順の負担軽減に寄与するかを質的に検討する。

5. おわりに

本稿では、ノーコード型教育データ分析ツールの開発と検証について述べた。本ツールは、線形モデル、階層線形モデル、および非線形モデルを統合的に扱えるようにした。これらの分析手法は、PISAデータ特有のPVや抽出ウェイトを十分に考慮したものであり、PISAデータを分析したい教育研究者に対して、妥当性がある分析結果を提供することを可能とする。今後は、本ツールを用いた評価テストを通じて、操作性や結果解釈支援の有用性について検討を進めるとともに、利用者の分析目的や研究背景に応じた支援機能の拡充について検討する。

参考文献

- Courtney, M. G., Nkhoma, M., & Lam, K. W. (2022) The influence of ICT use and related attitudes on students' math and science performance: Multilevel analyses of the last decade's PISA surveys. *Large-scale Assessments in Education*, 10, Article 8, pp.1-27.
- OECD (2024) PISA 2022 Technical Report. OECD Publishing, pp.1-450.
- Rutkowski, L., Gonzalez, E., Joncas, M., & von Davier, M. (2010) *International Large-Scale Assessment Data: Issues and Practices*. ETS, pp.1-50.