2025 年度　統計データ分析コンペティション

# 審査員奨励賞 ［大学生・一般の部］

## デジタル教科書は学力にプラスかマイナスか？
## ：機械学習×SHAP 解析による検証

立花れい菜
（上智大学大学院応用データサイエンス学位プログラム）

# デジタル教科書は学力にプラスかマイナスか？
# ：機械学習×SHAP解析による検証

## 1　研究背景・目的

2019年4月1日に「学校教育法等の一部を改正する法律」が施行され、学習者用デジタル教科書の利用が可能となった[1]。これにより、従来の紙の教科書を主たる教材としつつ、必要に応じて学習者用デジタル教科書を併用することが制度的に認められた。さらに、中央教育審議会の議論を経て、2024年度からは全国の小中学校を対象に段階的に導入が進められている。

一方で、導入の進展に伴い課題も指摘されている。教育先進国であるスウェーデンやフィンランドの一部都市では、学力低下や学習態度への影響が懸念され、紙の教科書へ回帰する動きも見られる[2,3]。また、単にデジタル教科書を導入するだけでは十分な効果は得られず、テクノロジーを効率的に操作し、デジタルコンテンツを適切に評価・活用する能力が不可欠であり[4]、教員の情報リテラシー向上に向けた取り組みも求められる。

本研究では、学習者用デジタル教科書の整備率が学力に与える影響を主たる焦点として明らかにすることを目的とする。あわせて、指導者用デジタル教科書の整備率や教員のICT研修受講率などの関連要因についても検討し、交互作用の効果を補助的に分析する。具体的には、SSDSEをはじめとするパネルデータを用いて予測モデルを構築し、機械学習手法により学力との関連を検証する。機械学習モデルは一般にブラックボックス化しやすいが、本研究では説明可能なAI（XAI）の手法であるSHAPを適用することで、各要因が学力に及ぼす寄与度を解釈可能な形で提示する。本研究の成果は、ICT教育施策の効果を定量的に把握し、今後のデジタル教育政策を考える上での示唆を与えることが期待される。

## 2　手法

図1に本研究におけるデータ収集から分析・解釈に至る一連のプロセスを示す。

### 2.1　問題設定

本問題は、SSDSEをはじめとした都道府県単位のパネルデータから、学力調査の平均正答率を予測する回帰タスクとして定義される。

### 2.2　機械学習による予測モデル構築

回帰モデルとして、Random Forest、XGBoost、LightGBMの3手法を適用した。Random Forestは複数の決定木をランダムに構築し、それらの予測を平均化することで安定した性能を発揮するアンサンブル学習手法である。XGBoostは勾配ブースティング法を効率的に実装したもので、逐次的に決定木を構築して誤差を修正することで高い予測精度を実現する。LightGBMは同様に勾配ブースティングに基づくが、リーフ単位の成長戦略やヒストグラムベースの分割を採用することで大規模データに対する学習効率に優れる。モデルの学習には2019・2021・2022年度のデータを用い、2023年度のデータを検証用に分割するホールドアウト検証を行った。また、主要なハイパーパラメータはデフォルト値を用いた。

### 2.3　SHAPによる解釈

機械学習による予測モデルにおいて、どの特徴量が予測結果と関連しているのかを調べるため、SHAP解析[5,6]を行った。SHAP（Shapley Additive exPlanations）は、協力ゲーム理論に基づいて各特徴量の寄与

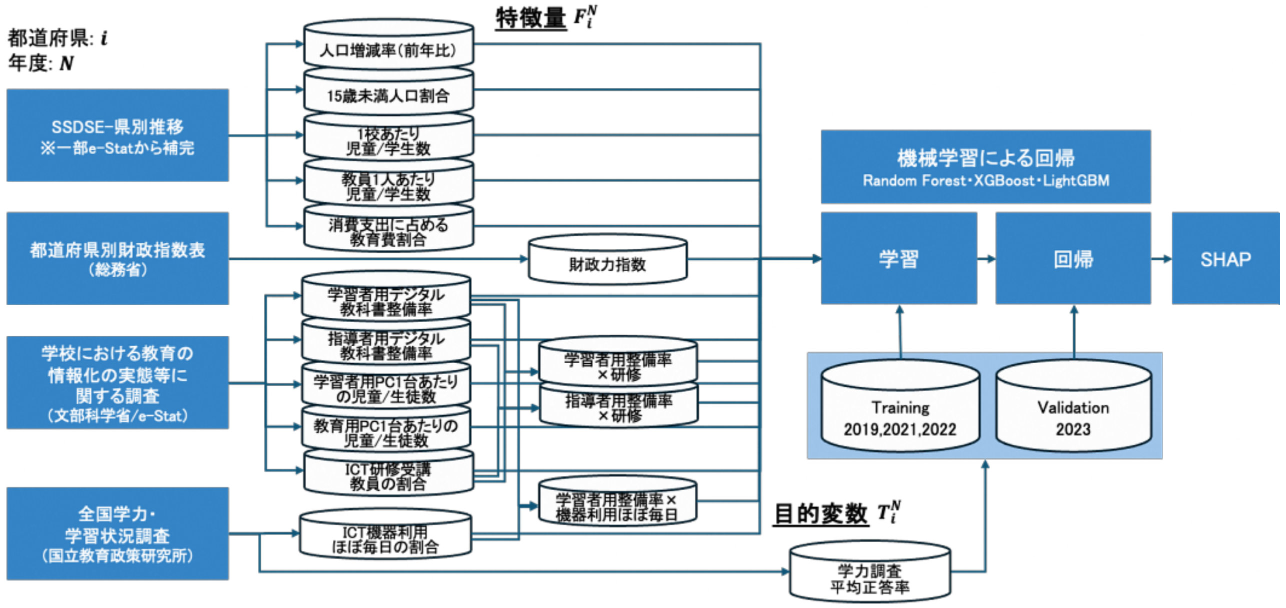


図1　提案手法の概要図

度を算出するものであり、予測精度を損なうことなく解釈を可能にする。本研究では、Random Forest、XGBoost、LightGBM といった木構造モデルを用いて学習した予測モデルに対し、SHAP を適用して特徴量の寄与を評価する。SHAPは木構造モデルに対して効率的に計算できることが知られており、教育指標が学力に与える影響を解釈可能な形で提示できる。

## 3　データセット

### 3.1　データ加工

本研究では，2019・2021・2022・2023 年度の全国学力・学習状況調査における平均正答率を目的変数とした。2020年度については新型コロナウイルス感染症の影響により調査が実施されなかったため、分析対象から除外した。分析単位は都道府県とし、教科ダミー（国語／算数・数学）を導入した。さらに小学校と中学校を別々のモデルとして構築し、レコード数は $47 \times 4 \times 2 = 376$ （小学校モデル）および 376（中学校モデル）となった。

使用した変数の一覧を表 1 に示す。データの出典は、SSDSE-県別推移（独立行政法人統計センター）[(7)]、都道府県財政指数表(総務省）[(8)]、学校における教育の情報化の実態等に関する調査（文部科学省）[(9)]、および全国学力・学習状況調査(国立教育政策研究所）[(10)]である。ただし、SSDSE の県別推移には 2023 年のデータが含まれていないため、人口推計[(11)]・学校基本調査報告書[(12)]・家計調査[(13)]などe-Stat上の各統計から同年度のデータを補完した。

変数の加工については以下の通りである。人口増減率（前年比）は、当該年度の人口から前年度の人口を引いた差を前年度の人口で除して算出した。15歳未満人口割合は15歳未満人口を総人口で除して算出した。1校あたり児童／学生数は小学校児童数または中学校生徒数を、それぞれの学校数で除した値とした。教員1人あたり児童／生徒数は小学校児童数または中学校生徒数を、それぞれの教員数で除して算出した。消費支出に占める教育費の割合は、教育費を消費支出で除して算出した。さらに、学習者用および指導者用デジタル教科書整備率とICT研修受講教員の割合の交互作用を捉えるため、それぞれを掛け合わせた交互作用項を作成した。また、学習者用デジタル教科書整備率と「ICT機器をほぼ毎日利用」と回答した割合を掛け合わ

表1　目的変数および説明変数の一覧

| 変数区分 | 変数名 | 分類 | 出典 |
|---|---|---|---|
| 目的変数 | 学力調査 平均正答率（公立） | | 全国学力・学習状況調査 |
| 説明変数 | 人口増減率（前年比） | 人口動態 | SSDSE-県別推移<br>（2023年は人口推計から取得） |
| 説明変数 | 15歳未満人口割合 | 人口動態 | SSDSE-県別推移<br>（2023年は人口推計から取得） |
| 説明変数 | 1校あたり児童/学生数 | 教育資源 | SSDSE-県別推移<br>（2023年は学校基本調査報告書から取得） |
| 説明変数 | 教員1人あたり児童/生徒数 | 教育資源 | SSDSE-県別推移<br>（2023年は学校基本調査報告書から取得） |
| 説明変数 | 消費支出に占める教育費の割合 | 経済状況 | SSDSE-県別推移<br>（2023年は家計調査から取得） |
| 説明変数 | 都道府県別財政力指数 | 財政状況 | 都道府県財政指数表 |
| 説明変数 | 学習者用デジタル教科書整備率 | ICT整備 | 学校における教育の情報化の実態等に関する調査 |
| 説明変数 | 指導者用デジタル教科書整備率 | ICT整備 | 学校における教育の情報化の実態等に関する調査 |
| 説明変数 | 学習者用PC1台あたりの児童/生徒数 | ICT整備 | 学校における教育の情報化の実態等に関する調査 |
| 説明変数 | 教育用PC1台あたりの児童/生徒数 | ICT整備 | 学校における教育の情報化の実態等に関する調査 |
| 説明変数 | ICT研修受講教員の割合 | ICT整備 | 学校における教育の情報化の実態等に関する調査 |
| 説明変数 | ICT機器をほぼ毎日利用と回答した割合 | ICT活用 | 全国学力・学習状況調査（児童/生徒質問紙） |
| 説明変数 | 教科ダミー（国語/算数・数学） | ダミー変数 | 全国学力・学習状況調査 |
| 説明変数 | 学習者用デジタル教科書×ICT研修受講 | 交互作用項 | – |
| 説明変数 | 指導者用デジタル教科書×ICT研修受講 | 交互作用項 | – |
| 説明変数 | 学習者用デジタル教科書×機器ほぼ毎日利用 | 交互作用項 | – |

せることで、ICT整備とICT活用の交互作用項も作成した。

ダミー変数については、教科ダミーは国語を0、算数／数学を1として符号化した。すべての変数について欠損値は存在せず、全レコードを解析に使用した。データは各出典から年度別・都道府県別に収集し、都道府県コードと年度をキーとして結合することで分析用パネルデータを構築した。

## 4　結果

### 4.1　データの概要

図2に学力調査の正答率全国平均推移およびデジタル教科書の整備率全国平均推移を示す。 正答率については、小学校国語は概ね上昇傾向を示した。一方で小学校算数は2019年度から2021年度までは上昇したが、その後減少傾向に転じた。中学校国語は2019年度から2021年度にかけて低下したが、その後は回復傾向にある。中学校数学は一貫して減少傾向を示している。このように、学校・教科ごとに異なる傾向を示していることがわかる。

デジタル教科書整備率については、学習者用・指導者用ともに小中学校で類似した推移を示した。学習者用は2020年度まで10%未満に留まっていたが、2021年度に約40%まで急上昇し、2022年度にはほぼ100%に達した。指導者用は2019年度時点で既に60%程度整備されており、その後も徐々に整備が進み、2023年度にはほぼ100%となった。これらの推移から、新型コロナウイルス感染症の影響下でデジタル教科書の整備が大幅に進展したことがわかる。

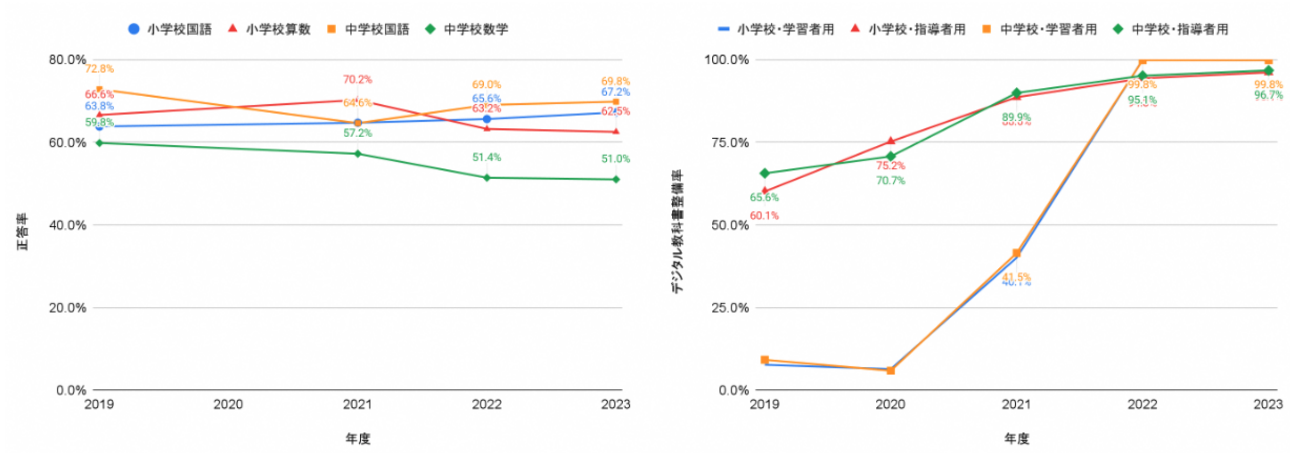


図2　学力調査の正答率推移およびデジタル教科書の整備率推移

## 4.2　モデルの精度評価

### 4.2.1　評価方法

モデルの性能評価には、平均二乗誤差（Mean Squared Error：MSE）、平均絶対誤差（Mean Absolute Error：MAE）、および二乗平均平方根誤差（Root Mean Squared Error：RMSE）の3つの指標を用いた。ここで、$y_i$を実測値、$\hat{y}_i$を予測値、$n$をサンプル数とすると、各指標は以下のように定義される。

- **MSE**：予測誤差の二乗平均であり、大きな誤差に敏感に反応する特性を持つ。

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

- **MAE**：予測誤差の絶対値の平均であり、誤差の平均的な大きさを直感的に把握できる指標である。

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$$

- **RMSE**：MSEの平方根をとったもので、目的変数と同じ単位で誤差を表現できる点に特徴がある。

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{\mathrm{MSE}}$$

### 4.2.2　評価結果

表2 に各手法の評価結果を示す.

3つの評価指標の結果をみると、小学校モデルではRandom ForestとXGBoostで結果が近かった。MAEはXGBoostが最小であったが、MSEおよびRMSEはRandom Forestが最小であった。本研究のタスクは都道府県単位の平均正答率を対象としており、特定の県で大きく予測を外さないことが重要である。このため、外れ値の影響を強く反映するMSE・RMSEを重視し、小学校モデルにはRandom Forestを採用した。一方、中学校モデルではLightGBMが全ての評価指標において最も良好な結果を示したため、LightGBMを採用した。

表2　モデル別の予測精度比較

| モデル | 手法 | MSE | MAE | RMSE |
|---|---|---|---|---|
| 小学校 | **Random Forest** | **0.000377** | 0.0165 | **0.0194** |
| 小学校 | XGBoost | 0.000383 | **0.0162** | 0.0196 |
| 小学校 | LightGBM | 0.000445 | 0.0177 | 0.0211 |
| 中学校 | Random Forest | 0.000497 | 0.0164 | 0.0223 |
| 中学校 | XGBoost | 0.000532 | 0.0172 | 0.0231 |
| 中学校 | **LightGBM** | **0.000439** | **0.0163** | **0.0209** |

## 5　考察

### 5.1　SHAP解析

図3に各モデルの教科ごとのSHAP解析結果を示す。解析結果からは、いくつかの共通傾向に加え、学校段階や教科ごとの特徴が確認された。

第一に、指導者用デジタル教科書の整備は一貫して学力にプラスに寄与していた。このことは、教員が指導者用デジタル教材を比較的効果的に活用できている可能性を示唆している。

小学校モデルでは、学習者用デジタル教科書の整備率およびそれに関連する交互作用項が高い重要度を示しつつ、負の寄与を示すことが明らかとなった。これは、小学生にとってデジタル教材の操作や活用が難しく、学習効果に結びつきにくい可能性を示している。この結果は「デジタル教科書を読む幼い学習者は、紙の教科書で物語を読んだ学習者よりもデバイスそのものについて話す傾向があり、集中力が散漫になる」という既存研究(14)とも整合的である。さらに、人口増減率や15歳未満人口割合が低い地域ほど学力にプラスに寄与する傾向がみられた。これらの変数は直接的な因果関係を示すというよりも、地域の教育環境や進学構造などを反映する代理変数として作用している可能性が高い。また、消費支出に占める教育費の割合が高い地域では学力へのプラス寄与がみられ、教育投資の大きさが教育熱心さを反映し、小学生の成績向上に結びついていると解釈できる。

中学校モデルでは、教員1人あたりの生徒数が多い地域ほど学力にプラス寄与する結果が得られた。これは、都市部のように生徒数が多い環境で学習機会や教育資源が比較的充実していることを反映している可能性がある。また、人口増減率が低い地域ほどプラス寄与を示す傾向も確認されたが、これも地域の社会的・教育的背景を反映する代理変数として機能していると考えられる。さらに、指導者用デジタル教科書とICT研修の交互作用が高いほどプラス寄与が示されており、教材を効果的に活用するためには教員が十分な知識やスキルを備えていることが重要である可能性が示唆された。

加えて、教科ごとの特徴として、中学校国語では学習者用デジタル教科書の重要度が高く、整備率が高いほど学力にプラスに寄与することが示された。これは、中学生がICT機器を使いこなす力を身につけていることに加え、国語の授業においては教員が「どの領域をデジタル教科書で扱うか」を比較的把握・選択しやすいことが背景にあると考えられる。そのため、教材を効果的に組み込むことで学習効果が高まりやすいと解釈できる。一方で、学習者用整備率とICT研修の交互作用が低い場合にはマイナス寄与が確認されており、デジタル教科書の整備だけでなく教員が適切な活用方法を学ぶことが依然として重要である。

他方、中学校数学では、学習者用デジタル教科書の整備率および関連する交互作用項が負の寄与を示し、この点は小学校モデルと共通していた。数学は演習が中心かつ領域が多岐に渡るため、どの領域で活用すべきかを教員が把握しづらいことも一因と考えられる。

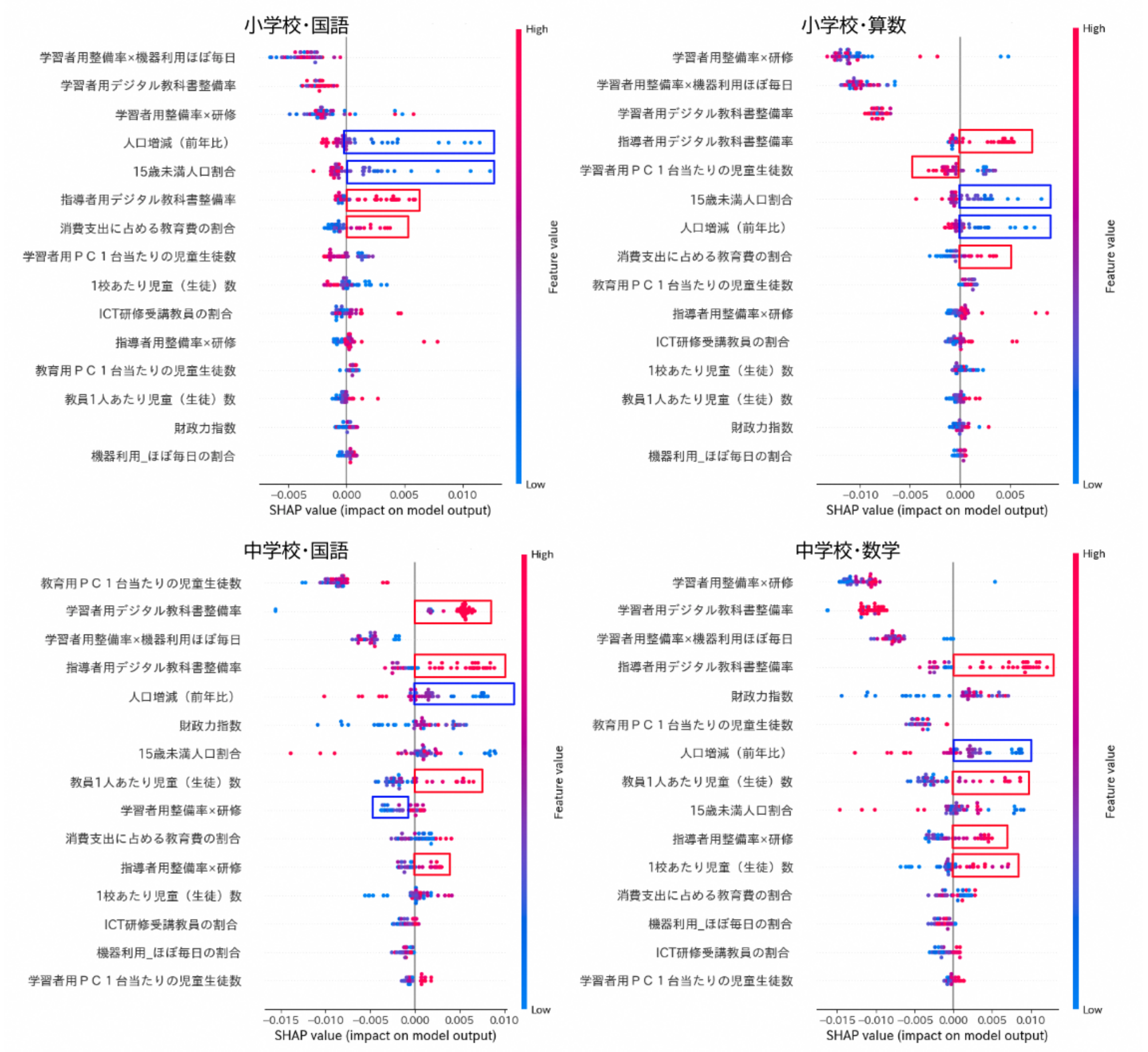


図3　SHAP解析結果

## 5.2　教育政策への応用

本研究の結果から、以下のような政策的示唆が得られる。全体的示唆としては、指導者用デジタル教科書は一貫して学力にプラスの効果を示したことから、その整備を進めるとともに、教員が十分に活用できるよう研修の充実を図ることが重要である。

小学校段階では、学習者用デジタル教科書が学習効果に結びつかない可能性が示された。小学生にとっては操作や活用が難しい可能性があり、特別な配慮を必要とする児童の学習上の困難を軽減する目的など限定的な利用にとどめることが望ましいと考えられる。

中学校段階では、学習者用デジタル教科書の効果は教科によって異なり、国語ではプラスの効果が見られた一方、数学ではマイナス効果が見られた。これは、教員が学習者用デジタル教科書に適した領域を判断しやすいかどうかによって差が生じたと考えられる。また、国語においても教員研修との交互作用が不十分な場合にはマイナス効果が確認された。 これらの結果を踏まえると、学習者用デジタル教科書を効果的に活用

するためには、その教科の中で機能する領域を見極め、領域別の特性に応じて「紙」と「デジタル」を適切に使い分けながら活用範囲を設計する能力を教員が身につけることが重要である。そのためには、教員研修を継続的に充実させ、効果的な利用を支援していくことが不可欠である。

### 5.3　結論

本研究では、学習者用および指導者用デジタル教科書の整備状況と学力との関連を全国的なパネルデータを用いて検証し、機械学習手法およびXAI（SHAP解析）を適用することで、その寄与度を相関ベースで解釈可能な形で示した。学習者用デジタル教科書の効果が学校段階や教科によって異なること、そして指導者用デジタル教科書の活用が一貫してプラスの効果を示すことが明らかとなった。

本研究では都道府県単位の集計データを用いたため、児童や生徒個人の学習行動や学力形成の過程を個別にに捉えることはできなかった。また、学習者用・指導者用デジタル教科書の整備率を説明変数として扱ったが、教科ごとの具体的な活用状況や授業内での利用方法に関する情報までは含まれていない点も課題である。今後は、より詳細なデータを活用することで学力への影響を精緻に検証することができる。さらに、北欧をはじめとする海外の動向を継続的に追い、日本の状況と比較しながら検討を重ねることで、デジタル教科書の導入と活用に関する政策判断を考える上での基礎的な材料となると考えられる。

## 参考文献


[1] 文部科学省. 学校教育法等の一部を改正する法律の公布について（通知）. https://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/kyoukasho/seido/1407716.htm, June 2018. アクセス日: 2025-08-27.

[2] Associated Press. Sweden brings more books and handwriting practice back to its tech-heavy schools. https://apnews.com/article/sweden-digital-education-backlash-reading-writing-1dd964c628f76361c43dbf3964f7dbf4, September 2023. アクセス日: 2025-08-27.

[3] Reuters. Books in, screens out: some finnish pupils go back to paper after tech push. https://www.reuters.com/world/europe/books-screens-out-some-finnish-pupils-go-back-paper-after-tech-push-2024-09-10/, September 2024. アクセス日: 2025-08-27.

[4] Ana Bocar and Ruel Ancheta. Exploring students' digital citizenship: Its importance, benefits, and drawbacks. Journal of Business, Communication & Technology, 2(2):28–33, 2023.

[5] Scott M Lundberg and Su-In Lee. A unified approach to interpreting model predictions. Advances in neural information processing systems, 30, 2017.

[6] Katsuya Futagami, Yusuke Fukazawa, Nakul Kapoor, and Tomomi Kito. Pairwise acquisition prediction with shap value interpretation. The Journal of Finance and Data Science, 7:22–44, 2021.

[7] 独立行政法人統計センター. SSDSE-県別推移（SSDSE-B）. https://www.nstac.go.jp/use/literacy/ssdse/#SSDSE-B. アクセス日: 2025-08-27.

[8] 総務省. 都道府県財政指数表. https://www.soumu.go.jp/iken/ruiji/index.html. アクセス日: 2025-08-27.

[9] 文部科学省. 学校における教育の情報化の実態等に関する調査結果. https://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/zyouhou/1287351.htm. アクセス日: 2025-08-27.

[10] 国立教育政策研究所. 全国学力・学習状況調査. https://www.nier.go.jp/kaihatsu/zenkokugakuryoku.html. アクセス日: 2025-08-27.

[11] e-Stat. 人口推計. https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00200524&tstat=000000090001&cycle=1&tclass1=000001011678&tclass2val=0. アクセス日:

2025-08-27.
[12] e-Stat. 学校基本調査報告書. https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&toukei=00400001&tstat=000001011528. アクセス日: 2025-08-27.
[13] e-Stat. 家計調査. https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&toukei=00200561&tstat=000000330001. アクセス日: 2025-08-27.
[14] Stephanie M Reich, Joanna C Yau, Ying Xu, Tallin Muskat, Jessica Uvalle, and Daniela Cannata. Digital or print? a comparison of preschoolers' comprehension, vocabulary, and engagement from a print book and an e-book. AERA open, 5(3):2332858419878389, 2019.