

# 令和6（2024）年度 学習院大学 在学生調査

## 第2章

### ディプロマ・ポリシー（DP）の到達度自己評価に関連する重要変数の探索的抽出

#### 1. はじめに

令和6（2024）年度の在学生調査では、各学科のディプロマ・ポリシー（DP）に対する自己評価を把握するための設問を設定した（以降、これを「DP自己評価」と呼ぶ）。DP自己評価は、学生が認識する学修成果の到達状況を示す指標の一つであり、教育成果を把握するうえで重要な意味を持つ。

他方、DP自己評価は、成績（GPA）や学年といった属性要因だけでなく、日常的な学習態度や授業への取り組み方など、複数の要因が相互に関係しながら形成されていると考えられる。そこで本分析では、DP自己評価に関連する学習行動および属性要因を探索的に抽出し、教育改善や学生支援に向けた基礎的示唆を得ることを目的とした。

ただし、本分析にはいくつかの限界がある。第一に、アンケート調査である以上、回答者の偏り（回答バイアス）が含まれる。第二に、DPそのものを設問として尋ねていることに伴い、設問構成上、概念の重なりや解釈の幅が生じうるほか、いわゆるダブルバーレルな要素が含まれている。以上を踏まえ、本分析は、現時点で利用可能なデータに基づいて傾向を暫定的に整理し、今後の調査設計および教育実践の改善に向けた示唆を得ることを目的としている。

#### 2. 分析対象データ

本分析では、各学科のDP設問への回答を目的変数とした。

説明変数としては、GPA、学年、ならびに在学生調査における設問「Q01. あなたはこの1年間、どのような学び方をしてきましたか」の各項目への回答を用いた。なお、Q01の回答は4件法による順序尺度で測定されている。

Q01の分析対象項目は、以下の10項目である。

01. 履修登録時には、自分の学科の4年間のカリキュラムをよく確認した。
02. 授業は、その科目での到達目標を意識しながら受講した。
03. 授業の受け方（ノートを取り方など）に、自分なりの工夫をした。
04. グループ学習の機会があるときは、よく発言するほうだった。
05. わからないことがあるとき、授業後などに先生に質問した。

06. 授業時間外で、勉強の内容に関する調べ物をした。
07. 課題や試験勉強には計画的に取り組んだ。
08. 発表を行うときは、質疑応答などに備え、広く情報収集をした。
09. 授業時間外で、授業等で学んだことをもとに友人と意見交換や議論をした。
10. どちらかという、学業以外の活動に注力していた。

また DP 設問は学科ごとに内容および設問数が異なるため、各学科を独立した分析単位として扱った。

有効データの取り扱い

分析では、目的変数および指定した説明変数のいずれかに欠損値を含む学生データを除外する完全ケース分析（リストワイズ削除）を採用した。これにより、すべての分析対象変数がそろった同一サンプルに基づいて比較を行った。

### 3. 分析手法

#### ① 予測モデルの構築（LightGBM）

まず、説明変数から DP 自己評価を予測する機械学習モデルを構築した。モデルには、非線形な関係や変数間の複雑な相互作用（例：「GPA が高く、かつ計画的に学習している場合」など）を捉えやすい 勾配ブースティング決定木アルゴリズム LightGBM を用いた。

このモデルにより、各説明変数について、DP 自己評価の予測にどの程度寄与しているかを示す「重要度（実データ上の重要度）」を算出した。

#### ② 統計的有意性の検証（Null Importance）

次に、機械学習モデルが偶然のノイズを過大評価してしまうリスクを抑えるため、Null Importance（ヌル重要度）による検証を行った。具体的には、目的変数（DP 自己評価）をランダムにシャッフルし、説明変数と無関係な状態を擬似的に作成したうえで、同じモデルによる重要度計算を 500 回 繰り返した。これにより、「本来関係がない場合に、どの程度の重要度が偶然生じうるか」という分布（帰無分布）を得た。

そのうえで、実データにおける重要度と、この帰無分布を比較し、各変数について 経験的 p 値 を算出した。これは、観測された重要度が偶然に生じたものとは考えにくいかどうかを評価するための指標である。

#### ③ 偽陽性の制御（多重検定に対する BH 補正）

本分析では、多数の DP 設問および説明変数を同時に検証するため、多重検定 によって「本来は関係がないにもかかわらず、偶然に有意と判定される（偽陽性）」結果が増

える可能性がある。

この問題に対応するため、経験的 p 値に対して Benjamini-Hochberg (BH) 法による補正を行い、q 値 (FDR: 偽発見率) を算出した。本分析では、この補正後の q 値に基づき、以下の基準を満たしたものを「統計的に有意な重要変数」として抽出した。

◎ (1%水準で有意) : q 値 < 0.01 (極めて信頼性が高い関連)

○ (5%水準で有意) : q 値 < 0.05 (信頼性が高い関連)

なお、本分析では、機械学習モデルのハイパーパラメータ (例: 決定木の深さ) について、各学科データごとの個別最適化 (チューニング) はあえて行わず、全学共通の保守的な固定値を用いて学習を実施した。これは、本分析の目的が予測精度の最大化ではなく、重要な要因の探索にあるためである。

特に、学科ごとにデータ数が限られ、かつデータの性質も異なる状況で過度な調整を行うと、偶然生じた偏りやノイズまでモデルが学習してしまう (過学習) リスクが高まる。そのため本分析では、モデルの複雑さを抑えることで、偶然の変動に左右されにくく、比較的安定して抽出される要因を把握できるよう設計した。

#### 4. 結果概要および考察

学科別に DP 自己評価を目的変数として、LightGBM+Null Importance (反復 500 回) +BH 補正 (q 値) により探索的に重要変数を抽出した。その結果、学科ごとの違いはあるものの、複数の学科で共通して有意となりやすい学習行動が確認された。特に共通性が高かったのは、次の 3 つである。

##### 到達目標への意識

「02. 授業は、その科目での到達目標を意識しながら受講した。」が、複数の学科で有意な重要変数として抽出された。授業を“何のために学ぶか”という目標志向の姿勢が、DP 自己評価と関係しやすいことが示唆される。

##### 授業時間外学習 (調べ物や計画性)

「06. 授業時間外で、勉強の内容に関する調べ物をした」「07. 課題や試験勉強には計画的に取り組んだ」が、複数の学科で抽出された。学習を授業時間内に閉じず、授業外での調査・整理・復習や、計画的な学習管理につなげている学生ほど、DP 自己評価が高い傾向がみられた。

##### 発表・発信に向けた情報収集

「08. 発表を行うときは、質疑応答などに備え、広く情報収集をした」がいくつかの学科で抽出された。アウトプットを前提とした学習 (発表準備、質疑を想定した調

査)が、自己評価と結びつきやすいと推察される。

多くの学科で、DP 自己評価と統計的に有意な関連を示す要因として、授業や学修に対する「能動的な取り組み」を表す回答が繰り返し抽出された。しかしながら、教育学科など統計的に有意な重要変数が確認できない学科もあった。これにはデータ数や変動の大きさ等の条件が影響している可能性が考えられる。

## 5. 結果解釈における留意

繰り返しになるが、本分析は、データの背後にある強い関連性を見出すための探索的解析であり、抽出された変数が DP 自己評価を直接的に向上させるという因果関係を証明するものではない。例えば、「ノートの取り方を工夫したことが DP 自己評価を高めた」のか、あるいは「もともと DP 自己評価が高い学生ほどノートの取り方を工夫している」のか、といった関係の方向性は、本分析のみからは断定できない。したがって、本結果は、あくまで教育改善に向けた仮説を立てるための重要変数候補として解釈する必要がある。

また、本分析で評価しているのは、事前に設定した説明変数の範囲内における相対的な重要度である。したがって、ここで扱っていない設問への回答を含め、あらゆる変数が DP 自己評価に影響していると考えべきである。