

学生アシスタント育成を目的とした教学 IR データの活用手法の検討

A Research of Using Institutional Data for the Teaching Assistant Student Development

田尻 慎太郎^{*1}, 藤本 雄紀^{*1}, 石橋 嘉一^{*2}
Shintaro TAJIRI^{*1}, Yuki FUJIMOTO^{*1}, Yoshikazu ISHIBASHI^{*2}

^{*1} 北陸大学

^{*1}Hokuriku University

^{*2} 横浜商科大学

^{*2}Yokohama College of Commerce

Email: s-tajiri@houkuiku-u.ac.jp

あらまし：近年、アクティブ・ラーニング型の授業が主流になり、グループワークなどの演習がある授業では大学院生による TA や学部生の SA 等の学生アシスタントを活用するケースが増えている。そこで本研究では、IR オフィスで収集した教学 IR データに主成分分析を用いて次元を削減した上でロジスティック回帰分析を行い SA になる学生の特徴を明らかにした。分析の結果、成績の他に情報リテラシー科目で良い結果を残した学生が SA を志望していた。

キーワード：Institutional Research, 教学 IR, 学生アシスタント, TA, SA, 主成分分析

1. はじめに

本研究では大学内の IR オフィスに蓄積される膨大な教学 IR データを活用する試みとして、授業支援に携わる SA (Students Assistant) 学生の特徴要因を明らかにする。

現在、各レベルの教育機関の授業においてアクティブラーニングを実践することは、もはや普通である。文部科学省の最新の調査では、アクティブ・ラーニングを取り入れた授業を実際に行っている大学は 87% に達している。一方で、従来の講義型授業に比して準備が大変、授業の進め方が難しいといった課題が挙がっている。

そこで近年、大学院生による TA や学部生による SA を教員と受講生を仲介するファシリテータとして教室に配置することが増えてきている。河内他⁽¹⁾では、こうした取り組みは支援活動をした学生自身の学習意欲の向上や学修成果の達成に大きく影響し、教える力や汎用的能力の獲得につながるとしている。

ではこうしたアシスタントになる学生にはどのような特徴があるのだろうか。本研究では教学 IR オフィスで収集した各種データからそれらを明らかにすることを試みる。そうした要因を明らかにすることができれば、アシスタント学生の採用や研修に活かすことができる。

2. 先行研究

そもそも IR オフィスは、学内に散在するデータを収集し分析することで意思決定に資する情報を提供する部門である。小林編⁽²⁾の調査では学務データ、授業評価データなどの教学に関するデータを 80% 以上の大学において全学で統合的に収集・蓄積していた。そうした業務において問題となるのが、逆説的だがデータが集まり過ぎることである。白石他⁽⁵⁾の全国

調査にあるように、IR オフィスには統計やデータ分析のスキルが比較的高いスタッフが集められているとはいえ、膨大なデータを前にどのように処理すれば良いか途方にくれる場合も多い。結果、せっかく集めたデータが死蔵されてしまう。通常、ビッグデータというとその量のみならず、スマートフォンやセンサーを通じて非常に高速で生成されていくことに特徴がある。しかし教学 IR データには、現状そのように速いデータはなく、成績や授業評価アンケートの結果のように学期や年度単位のものが大半である。日々更新されるのは出欠データくらいである。

現実の IR 業務では、各種アンケート調査の結果や、受講した科目それぞれの成績データなど、一人の学生に関して非常に多くの変数が集まってくるのが特徴である。近藤他⁽³⁾はこうした学内に散在するデータを一元集約し学生ごとに時系列に整理した「学修ライフログ」の概念を提示している。

IR データを活用した既存研究では、高松他⁽⁶⁾が IR オフィスから内容が秘匿された 2,163 人の学生に関する 1,246 項目のデータの提供を受け、機械学習を用いて中途退学予測を行っている。また近藤他⁽³⁾は 5 年間に渡る入学生の入試種別、出席率、GPA といった学修データから機械学習による数理モデルを作成し、入学後初期段階のデータから 3 年次での在籍状況を予測している。

しかしながらこれらのように教育ビッグデータを活用した研究事例はまだまだ限られている。近藤⁽⁴⁾では収集した変数を、①変更不可能な個人属性、②学習成果、③行動の結果や状態、④大学からの介入の有無の 4 つのタイプに分類してモデルを構築することを提案している。

3. データと分析手法

表 1 変数セット

調査名	順序 尺度 変数	名義 尺度 変数	ダミー 変数	連続 変数	計
個人属性		2	4		6
高校調査書・入試		2	5	5	12
入学時アンケート	68	6		7	81
コンピテンシーテスト	33				33
英語外部テスト				3	3
コンピュータ利用経験調査	15	4		4	23
学生調査	86	2		1	89
SA 活動評価アンケート	46				46
授業評価アンケート	60			4	64
成績				16	16
授業出欠				5	5
計	308	16	9	45	378

そこで本研究では、表 1 に示した A 大学の IR オフィスが収集した 378 変数のデータを用いて、SA が配置された授業を履修した 1 年生が、2 年生になる 1 年後に自分も SA になる要因を明らかにすることを目的とする。表の整理から分かるように、変数の増大を招いているのは学生調査などのアンケートである。なかでも 5 件法や 6 件法などのリッカート尺度からなる順序尺度の回答データがその大半を占めていることが明らかになった。なお名義尺度の変数は名義ごとにダミー変数を生成したので、分析に用いた変数は更に多くなっている。

A 大学で 1 年生は 30 名程度のクラスに所属する。そのクラス構成で初年次必修科目である基礎ゼミナールと情報リテラシーを春学期と秋学期に計 4 科目履修する。各講義内容は全 11 クラスですべて共通化されている。各授業には 2 名の上級生からなる SA が配置され、グループワークを支援するファシリテーションやレポート作成やプレゼンテーション準備に対してアドバイスを与える業務を担っている。

分析対象は A 大学に 2018 年度に入学した学生のうち 366 名である。このうち自ら応募し、選ばれた 28 名が 2019 年度の 2 年生 SA となった。

SA になる要因を分析するには、1 年後に SA であるかないかの 2 値変数を目的変数としたロジスティック回帰分析を行うことが考えられる。しかし今回は変数の数が対象とする学生数を超えており、通常の回帰分析を実施することができない。そこで表 1 の全変数を対象に主成分分析を実施し、累積寄与率が 50% に達するまでの 25 の主成分を説明変数に用いることで次元を削減した上で、ロジスティック回帰分析を行った。更に AIC を基準にしたステップワイズ法によって 14 の主成分を採用した。

4. 分析結果

表 2 にロジスティック回帰の結果と有意確率 0.05

以上の各主成分の説明を示す。成績が高いなど優秀な学生が SA になることは予想できたが、秋学期の情報リテラシーに関する変数からなる第 1 主成分が次に有意で係数が大きかった。ICT スキルが高い学生が SA を志望したといえる。

表 2 分析結果

主成分	係数	有意確率	
定数	-4.404	0.000	***
PC1 情報リテラシー2	0.341	0.000	***
PC3 大学満足度	0.193	0.025	*
PC4 外交的	0.239	0.025	*
PC5	0.220	0.070	
PC6 成績	0.467	0.000	***
PC15 高校欠席	-0.326	0.018	*
PC19	0.201	0.092	
PC23 研究分析志向	-0.309	0.045	*
PC27 スマホ利用	0.380	0.026	*
PC28	0.291	0.056	
PC31 センター試験	0.334	0.036	*
PC36 単位数	-0.435	0.019	*
PC39	-0.313	0.056	
PC8	-0.136	0.106	

AIC=130.62 ***p<0.001 **p<0.01 *p<0.05

5. おわりに

本研究では IR オフィスに集まる膨大なデータを有効に活用するために、主成分分析による次元削減とロジスティック回帰を組み合わせることで、SA の特徴要因を抽出した。今後はランダムフォレストなどの機械学習の適用も検討を進めたい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 17K04677 「日本の大学における諸活動を可視化するオントロジーマップの構築」の助成を受けた。

参考文献

- (1) 河内真美, 杉森公一, 上島洋佑: “アクティブ・ラーニング型授業における学修支援を通じたアドバイザー学生の学び”, 高等教育ジャーナル-高等教育と生涯学習-, 第 24 号, pp.39-50 (2017)
- (2) 小林雅之編: 平成 24-25 年度文部科学省大学改革推進委託事業 大学における IR (インスティテューショナル・リサーチ) の現状と在り方に関する調査研究報告書, 東京大学, (2014)
- (3) 近藤伸彦, 畠中利治: “学士課程における大規模データに基づく学修状態のモデル化”, 教育システム情報学会誌, Vol.33, No.2, pp.94-103 (2016)
- (4) 近藤伸彦, 畠中利治: “ベイジアンネットワークによる修学状態推移モデルの構築”, 教育工学会論文誌, 第 41 巻第 3 号, pp.271-281 (2017)
- (5) 白石哲也, 橋本智也: “大学における IR の実態に関するアンケート調査報告—アンケートの基礎集計—”, 大学評価と IR, 第 9 号, pp.62-77 (2018)
- (6) 高松邦彦他: “EMIR における中途退学の予測可能性”, 第 6 回大学情報・機関調査研究集会論文集, pp.60-65 (2017)