

〈研究ノート〉

大学初年次におけるデータサイエンスに対する
興味と情報リテラシーの関連

藤岡 慧*・高橋 美佐**・田戸岡 好香**・石田 崇***・小林 徹****

The relationship between interest in data science and
information literacy among first-year university students

FUJIOKA Satoshi, TAKAHASHI Misa, TADO'OKA Yoshika, ISHIDA Takashi, KOBAYASHI Toru

(Received 9 January, 2024; Accepted 22 February, 2024)

Abstract

Mathematics, data science and AI educations have been promoted nationally and there is a pressing need also for the Takasaki City University of Economics (TCUE) to introduce its own educational program. It is important also to connect this program with existing information literacy education. On the other hand, it is important to motivate students and increase their interests for their proactive learning of mathematics, data science and AI. This study examined how much the TCUE's existing information literacy education affected the interests in mathematics, data science

and AI educations of the students who took the course. The results showed the higher the level of knowledge retention and skill proficiency in information literacy, the higher the interests in mathematics, data science and AI.

問題と目的

人工知能 (AI) やロボット, IoT (Internet of Things), ビッグデータ, ブロックチェーンなどの技術が急速に発展し, 第4次産業革命ともいわれる産業界や社会構造の新たな変革期を迎えている (文部科学省, 2020 a)。このような, ICT (Information and Communication Technology)

* 高崎経済大学地域政策学部・特命助教

** 高崎経済大学地域政策学部地域づくり学科・准教授

*** 高崎経済大学経済学部経営学科・准教授

**** 高崎経済大学経済学部経済学科・准教授

を日常的に使う必要がある社会状況に対応するべく、小中高等学校や大学において「教育の情報化」が進められている。この一環として、日本政府はAI戦略2019において、2025年までに文理を問わず全ての大学・高専生が初級レベルの数理・データサイエンス・AIを習得することを目標として、一定の要件を満たした優れた教育プログラムを認定する制度を開始した。そして、リテラシーレベルのプログラムでは2023年度に165件が新たに認定を受け、2023年8月時点で382件のプログラムが認定されており(文部科学省, 2023)、全国の大学で数理データサイエンス教育の導入が進められている。

また、2022年11月末、米オープンAI社が公開した対話型AIであるChatGPTがわずか2か月でユーザー数1億人を突破するなど、生成AI技術の爆発的な普及によってAIは今年に入って急速に誰もが簡単に活用できる身近なツールになりつつある。その対応として人工知能学会は生成AIとどのように向き合うべきか、社会・教育の場・研究コミュニティに向けてメッセージを出した。全国各地の大学においても、学業の場面でAIをどう利用すべきか注意を促すなど対応に追われているが、まだまだ検討すべき課題は多い。

このような状況のもと、高崎経済大学(以下、本学とする)ならではの数理・データサイエンス・AI人材教育の推進とAI有効活用の推進に取り組むことが必要であると考えられる。本学では2023年度の後期から、全学の学生を対象に「データサイエンス入門」を開講している。この「データサイエンス入門」は、現代社会においてデータを活用していくために必要なリテラシー、データの処理・集計・可視化といったデータサイエンスの基礎的能力を身に付けることを目的とした科目であり、数理・データサイエンス・教育強化拠

点コンソーシアム¹⁾(2020a)が提示するリテラシーレベルに相当する。また、リテラシーレベルのカリキュラムを実施するにあたっての基本的な考え方の1つとして、「数理・データサイエンス・AIを活用することの『楽しさ』や『学ぶことの意義』を重点的に教え、学生に好奇心や関心を高く持ってもらう魅力的かつ特色ある教育を行う。数理・データサイエンス・AIを活用することが『好き』な人材を育成し、それが自分・他人を含めて、次の学修への意欲、動機づけになるような『学びの相乗効果』を生み出すことを狙う(数理・データサイエンス・教育強化拠点コンソーシアム, 2020a)。」が提示されている。この考え方に則れば、学生が本学の「データサイエンス入門」を受講することで、数理・データサイエンス・AIについて深く学ぶ意欲を向上させ、最終的には、その学びによって身につけた知識や技能をもって、数理・データサイエンス・AI人材として社会に貢献していくことが期待される。

先述の通り、本学を含め、全国的に数理・データサイエンス・AI教育の整備が進められている。一方で、「情報リテラシー教育/ICTリテラシー教育(情報教育)と数理・データサイエンス・AIリテラシー教育とが相補的關係である(数理・データサイエンス・教育強化拠点コンソーシアム, 2020b)」ともされており、従来の情報リテラシー教育からの接続も重要である。すなわち、数理・データサイエンス・AI教育だけでなく、従来の情報リテラシー教育も数理・データサイエンス・AIに関する学習の意欲向上、動機づけに寄与する必要があると考えられる。そこで、従来の情報リテラシー教育と数理・データサイエンス・AI教育の接続を検討するにあたり、本邦における情報リテラシーの定義および情報リテラシー教育の動向について簡単に述べる。

情報リテラシー (情報活用能力) の定義について述べる上で、高大接続の観点から、小中高等学校における情報リテラシーと大学における情報リテラシーの違いを認識する必要がある。小中高等学校における情報リテラシーは、「A. 情報活用の実践力 (課題や目的に応じて情報手段を適切に活用することを含めて、必要な情報を主体的に収集・判断・表現・処理・創造し、受け手の状況などを踏まえて発信・伝達できる能力)」、「B. 情報の科学的な理解 (情報活用の基礎となる情報手段の特性の理解と、情報を適切に扱ったり、自らの情報活用を評価・改善するための基礎的な理論や方法の理解)」、「C. 情報社会に参加する態度 (社会生活の中で情報や情報技術が果たしている役割や及ぼしている影響を理解し、情報モラルの必要性や情報に対する責任について考え、望ましい情報社会の創造に参画しようとする態度)」の3つの観点に分けられている (文部科学省, 2020b)。一方で、大学における情報リテラシーは、新たな概念・知識・技術や認知的レパートリーなどを獲得するための能力、批判的思考を持つことができる能力、幅広い知識と分析的思考、深い洞察力から生み出される知的な創造活動を実現することができる能力の3つに解釈される (河村, 2009)。このように、大学における情報リテラシーは、小中高等学校で求められる情報リテラシーよりも高次なものといえる。批判的思考やその育成については、平山・楠見 (2004) や楠見・田中・平山 (2012) が詳しい。

吉田 (2016) によると、本邦における情報リテラシーに関する教育は、1990年代前半に、一般教養教育として、複数の国立大学で必修科目の「情報処理基礎」が導入されたことから始まった。内容としては、PCが普及し始めたことにより、プログラミング教育を実施していた。その後、個人でもインターネットに容易に接続できるようになるなど、ICT

が発展するに伴って教育内容も変化していった。2003年には、高等学校における普通教科の「情報」が開始され、この教育を受けた生徒が大学に入学するという「2006年問題」が大きく取り上げられるようになったことを受け、大学における情報教育の内容も見直され、名称も一般情報処理教育から一般情報教育へ変更された。このときに策定されたカリキュラムが、GEBOK (General Education Body Of Knowledge: 筧, 2008) である。GEBOKでは、CS (Computer Science), IS (Information System), SE (Software Engineering), CE (Computer Engineering), IT (Information Technology) の5領域に関する体系的な教育が実践されることが想定されている。GEBOKの詳細については、河村 (2009) を参照されたい。そして、2013年の高等学校における学習指導要領の改訂によって共通教科の「情報」が実施されたことで、大学における情報教育の在り方についても検討されてきた。このように、ICT等の発展に伴った情報教育の変化は、大学と高等学校の両方で起きている。

先述の通り、現在は全国の大学で数理・データサイエンス・AI教育の整備が進められている。このことから、今後も大学と高等学校の両方で情報教育が変化していくと考えられ、いずれは数理・データサイエンス・AI教育を受けた高校生が大学に入学してくるため、これに伴い大学における情報教育の見直しが求められるだろう。そこで、高大接続の重要性も考慮し、今日の高等学校における情報教育の動向についても簡単に述べる。「AI戦略等を踏まえたAI人材育成について」(文部科学省, 2019) では、大学においては文理を問わず、AIリテラシー教育を展開するとしており、入試科目に「情報I」を含めるといった入試改革も検討されている。これに合わせて高等学校では、数理・データサイエンス・

AI 教育強化拠点コンソーシアムが策定した「数理・データサイエンス・AI 教育モデルカリキュラム」を活用している。現在の高等学校における普通教科「情報」の内容は文部科学省 (2018) のなかで、「情報 I」と「情報 II」から構成されている。「情報 I」は必修科目となっており、内容は (1) 情報社会の問題解決、(2) コミュニケーションと情報デザイン、(3) コンピュータとプログラミング、(4) 情報通信ネットワークとデータの活用の 4 点となっている。「情報 II」は選択科目であり、内容は (1) 情報社会の進展と情報技術、(2) コミュニケーションとコンテンツ、(3) 情報とデータサイエンス、(4) 情報システムとプログラミング、(5) 情報と情報技術を活用した問題発見・解決の探究の 5 点となっている。また、大橋 (2022) は、「情報 I」と「情報 II」の両方で「数学」と内容が重複しており、初歩的な数学能力が数理・データサイエンス・AI 教育を实践する上での礎になるとしている。これらのことから、今日の高等学校における数理・データサイエンス・AI 教育では、関連する知識や技能の習得にとどまらず、それらを駆使するための批判的思考といったリテラシーや初歩的な数学能力が求められており、大学における数理・データサイエンス・AI 教育においても、これらに対応できるカリキュラムを準備することが必要になるだろう。

ところで、本学では全学の学生を対象に「データサイエンス入門」を開講した一方で、地域政策学部では「情報基礎 I・II」が、経済学部では「コンピュータリテラシー」が本学の一般情報教育の一端を担ってきた。これらの科目は、地域政策学部と経済学部の両学部のディプロマ・ポリシーに設けられている「汎用的技能」として、それぞれ「コンピュータに関する技能を身に付け、情報社会に対応

することができる。」と「数理的手法と情報通信技術を活用できる。」に対応する科目である。特に、「情報基礎 I」は、基礎教育科目の情報・統計科目群に属し、大学での学習や研究活動で必要となる情報リテラシー等の習得を目的とした必修科目となっている。このような、本学の情報教育の現状および先述した今日の全国的な情報教育の変容を鑑みると、「情報基礎 I」を受講した学生がデータサイエンスへの興味・関心をもち、「データサイエンス入門」を履修することが期待される。しかし、現状は「情報基礎 I」が地域政策学部の必修科目である一方で、「データサイエンス入門」は選択科目となっている。そのため、「情報基礎 I」の受講生が「データサイエンス入門」を履修するか、すなわち情報リテラシー教育がデータサイエンスに対する興味・関心を喚起するかを検討する必要があると考えられる。

データサイエンスに対する興味・関心を喚起する変数として、動機づけが重要であることは先述の通りである。動機づけに関する主要な理論としては、自己決定理論 (self-determination theory: Deci & Ryan, 2000) が挙げられる。この自己決定理論では、動機づけの状態として、非動機づけ (amotivation)、外発的動機づけ (extrinsic motivation)、内発的動機づけ (intrinsic motivation) の 3 つを想定している。さらに、外発的動機づけは、自己決定性の程度から、外的調整 (external regulation)、取り入りの調整 (introjected regulation)、同一化的調整 (identified regulation)、統合的調整 (integrated regulation) に分けられる。そして、自己決定理論の下位理論である有機的統合理論 (organismic integration theory: Deci & Ryan, 1985) によって内発的動機づけとの連続性もたらされた。これらの動機づけは一次元上にあるとされ、自己決定性の低い順から、非

動機づけ、外的調整、取り入的調整、同一化的調整、統合的調整、内発的動機づけと並ぶ。自己決定理論における動機づけ概念の詳細については岡田 (2010) を参照されたい。動機づけは様々な活動との関連を検討されているが、データサイエンス学習を含む一般的な学習活動においては、継続性や主体性という点で自己決定性が高い内発的動機づけが重要となるのは言うまでもない。

内発的動機づけに包含される変数としては興味は挙げられる。興味とは、ある特定の対象に注意を向け、それに対して積極的に関与しようとする心理的状态および傾向性と定義される (田中・市川, 2017)。他にも Dewey (1913) 等の定義もあるが、興味の特徴として共通しているのが、興味とは個人と環境の相互作用によって生じるというものであり、持続的な個人特性としての興味を個人的興味、一時的な興味を状況的興味と呼ぶ (Silvia, 2006)。また、田中・市川 (2017) によると、内発的動機づけに包含されるものとしては、興味以外にも好奇心やフロー、エンゲージメントが挙げられるが、それぞれ、特定の文脈に依存しない、興味以外の多様な心理的状态も内包している、一時的な注意を含んでいないという理由で興味とは異なる概念とされている。このことから、学生が特定分野の講義を受けたことをきっかけに、その分野の学びを継続するかどうかを測定するためには、一時的な注意と持続的な心理状態の両方を含む興味を測定する必要があると考えられる。

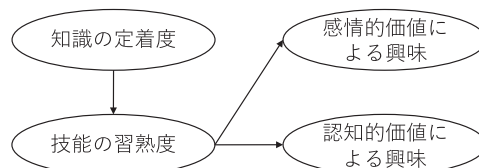
本研究の概要

以上のように、昨今の社会状況の急激な変化に対応するために、本学を含む全国の大学において、データサイエンスを対象とした一般情報教育の整備が進められている。また、

学生が主体的にデータサイエンスを学んでいく上では、学生の動機づけや興味を測定し、従来の情報リテラシー教育との接続を考慮した上で、より効果的な学習を促す必要がある。そこで本研究では、内発的動機づけと特に関連が深い「興味」に着目し、従来の情報リテラシー教育を受けたことが、どの程度データサイエンスへの興味を喚起するかを検討する。本研究では、データサイエンスへの興味を把握するために、湯・外山 (2016) の大学生用学習分野への興味尺度を用いることとした。この尺度は、感情的価値による興味と認知的価値による興味が下位尺度に含まれており、先述した一時的な注意と持続的な心理状態の両方を測定するために開発された。また、尺度項目の内容は、数理・データサイエンス教育強化拠点コンソーシアム (2020 a) が重要視する「楽しさ」や「学ぶことの意義」にもつながると考えられる。

これらの興味は情報リテラシーに関する知識と技能の習熟度によって影響を受けるだろう。すなわち、情報リテラシーに関する知識が定着しているほど技能の習熟度が高く、さらに、感情的価値による興味と認知的価値による興味も高くなるという図1のようなモデルを想定した。

図1 本研究で想定するモデル



方法

調査対象者

本学の「情報基礎 I (2023 年度前期)」を受講している地域政策学部の学生 464 名 (1 年生 443 名, 2 年生 16 名, 3 年生 2 名, 4 年生 3 名) を対象に調査を実施した。後述の通り, アンケート未回答者を除外したところ, 最終的な分析対象者は 418 名となった。なお, 「情報基礎 I」は入学前のアンケート結果をもとに, コンピュータ操作の習熟度別に大きく 3 つのクラスに分かれている。

調査時期

2023 年度前期の第 15 週目開始日 (7 月 19 日) から学期末 (7 月 31 日) にかけて実施した。

アンケートの構成

データサイエンスへの興味尺度 データサイエンスへの興味を把握するために, 湯・外山 (2016) の大学生用学習分野への興味尺度の一部を改変して用いた。大学生用学習分野への興味尺度は, 学生個人が専攻している分野の学習に対する一般的興味を測定する尺度であり, 感情的価値による興味尺度, 認知的価値による興味尺度, 興味対象関連の知識尺度の計 3 つの下位尺度から構成される。本調査では, 後述の知識事項を別に問うため, 感情的価値による興味尺度と認知的価値による興味尺度の表現を一部改変し, 「あてはまらない」「あまりあてはまらない」「どちらともいえない」「ややあてはまる」「あてはまる」の 5 件法で回答を求めた。なお, 学生への負担を考慮し, それぞれ因子パターン値の上位 3 項目をアンケートに含めた。

データサイエンスに関する技能の習熟度および知識の定着度 技能の習熟度に関しては,

「データ・資料を収集できる」などの 11 項目, 知識の定着度に関しては, 「平均値と中央値の違いがわかる」などの計 5 項目をアンケートに含めた。先述のデータサイエンスへの興味と同様に, 「あてはまらない」「あまりあてはまらない」「どちらともいえない」「ややあてはまる」「あてはまる」の 5 件法で回答を求めた。

手続き

アンケートの作成および調査の実施には Microsoft Forms を用いた。「情報基礎 I」を担当する各教員にアンケート画面にアクセスできる URL を共有し, 授業内において注意事項を含む案内文を読み上げた上で調査を実施するよう依頼した。学生は, PC もしくはスマートフォンから提示された URL からアンケートの web ページにアクセスし, 回答は任意であること, 回答内容で不利益を被ることがない等の注意事項を口頭で説明した上で調査を開始した。全項目を必須回答とし, 回答時間に制限は設けなかった。なお, 本調査は, 高崎経済大学の研究倫理審査委員会での承認を受けた上で実施した。

2023 年度前期の全ての講義が終了した時点で回答の収集を終了した。回答終了後は, 収集した回答者のデータを全て用いて分析を進めた。分析には R version 4.3.0 と R のパッケージである psych version 2.3.3 (Revelle, 2023), GPArotation (Bernaards & Jennrich, 2005), lavaan (Rosseel, 2012), semPlot version 1.1.6 (Epskamp, 2022), tidyverse (Wickham et al., 2019) を用いた。また, 分散分析には anovakun version 4.8.9 (井関, 2023) を用いた。

結果と考察

はじめに, データサイエンス分野に関する

興味や技能の習熟度、知識の定着度に関する項目の平均値および標準偏差を算出した(表1)。まず、湯・外山(2016)の興味尺度については、感情的価値による興味に関する項目の項目得点よりも、認知的価値による興味に関する項目の項目得点の方が高いことが分かる。これは、本学の地域政策学部の学生は、データサイエンス学習の重要性を認識しているものの、感情的にはその認識に追いついていないことを示唆する。技能の習熟度や知識の定着度については、「データ・資料を収集

できる」「Excelを使ってグラフを作成するなどのデータの可視化ができる」といった「情報基礎I」やその他の初年次教科科目で扱った事項、「平均値と中央値の違いがわかる」「相関関係と因果関係の違いがわかる」といった高校数学で習った事項に関する項目の項目得点が高かった。一方、「情報基礎I」では扱っていない事項の「Rを使ってグラフを作成するなどのデータの可視化ができる」といった項目の項目得点は比較的低くなった。

表1 データサイエンスへの興味や技能、知識に関する項目の記述統計

項目内容	M	SD
感情的価値による興味		
1. データ・サイエンス分野に関する学習機会を楽しみにしている	3.07	1.14
2. データ・サイエンス分野の内容は興味深い	3.19	1.21
3. データ・サイエンス分野は、魅力的である	3.24	1.22
認知的価値による興味		
4. データ・サイエンス分野の知識は、私の成長に役に立つと思う	3.94	1.09
5. データ・サイエンス分野の知識は、重要だと思う	4.12	1.04
6. データ・サイエンス分野の考え方で物事を考えることは、私にとって大切である	3.47	1.11
技能の習熟度		
7. データ・資料を収集できる	3.94	1.02
8. グラフや表の数値を読み取ることができる	4.11	0.90
9. 問題・課題を数量的に認識できる	3.56	1.00
10. データ収集のための実験や調査などの企画立案ができる	3.00	1.08
11. Excelを使ってグラフを作成するなどのデータの可視化ができる	3.62	1.02
12. Rを使ってグラフを作成するなどのデータの可視化ができる	2.13	1.11
13. Pythonを使ってグラフを作成するなどのデータの可視化ができる	1.96	1.06
14. Excelや統計ソフトを使って簡単なデータ集計ができる	3.59	1.05
15. Excelや統計ソフトを使って回帰分析ができる	2.53	1.17
16. 分析結果から問題・課題解決の情報を抽出できる	3.10	1.09
17. 分析結果を人に伝えることができる(コミュニケーション・プレゼンテーション)	3.55	1.04
知識の定着度		
18. 平均値と中央値の違いがわかる	4.57	0.87
19. 標準偏差と分散の違いがわかる	3.71	1.29
20. 相関関係と因果関係の違いがわかる	3.60	1.29
21. オープンデータという言葉の意味を知っている	1.87	1.17
22. 機械学習における、教師あり学習と教師なし学習の違いがわかる	2.98	1.42

先述した通り、本研究では、湯・外山 (2016) の一部を改変したのに加え、各尺度で因子パタン値の上位3項目しかアンケートに含めなかった。そのため、本研究においても湯・外山 (2016) と同様の因子構造が保たれているかを確認するために、因子数を2因子、因子抽出法を最尤法、因子回転をオブリミン回転として探索的因子分析を行った³⁾。その結果、湯・外山 (2016) と同様に感情的価値による興味因子と認知的価値による興味因子の2因子であることが確認できた (表2)。また、信頼性係数はそれぞれ $\alpha = .94$, $\alpha = .88$ であり、十分な内的整合性が認められた。因子間相関 ($r = .63$) についても湯・外山 (2016) と同等の値であった。これらのことから、本研究で用いたデータサイエンスへの興味尺度が湯・外山 (2016) と同様の因子構造を保っていると判断し、6項目全てを以後の分析に用いた。

データサイエンス分野に関する興味が、習熟度別クラスと興味の種類によって異なるかを検討するために、興味の種類 (感情的価値による興味・認知的価値による興味) を参加者内要因、習熟度別クラス (高群・中群・低群) を参加者間要因とした2要因混合計画の分散分析を行なった⁴⁾。なお、習熟度別クラスの高群

が $N = 118$ 、中群が $N = 171$ 、低群が $N = 129$ と非釣り合い型計画のため、多標本球面性の仮定の逸脱を考慮し、Algina-Lecoutre の修正改良版一般近似検定を用いた。その結果、興味の種類の主効果 ($F(1, 404.63) = 240.52, p < .001, \eta^2 = .10$) と習熟度別クラスの主効果 ($F(2, 415) = 8.15, p < .001, \eta^2 = .03$) が有意であった一方で、これらの交互作用 ($F(1.98, 404.63) = .94, n.s., \eta^2 = .00$) は有意でなかった⁵⁾。感情的価値による興味よりも認知的価値による興味の方が尺度得点が高かった理由としては、データサイエンスを学ぶ重要性は理解しているものの、実際にデータサイエンスを学ぶことには未だ抵抗があるためだと考えられる。また、多重比較の結果、習熟度別クラスの高群が中群と低群よりも有意に興味得点が高く (それぞれ $p < .05, p < .001$)、中群と低群との間に有意差は認められなかった。この理由としては、感情的価値による興味と認知的価値による興味の両方において、高校までで学習した技能の習熟度や知識の定着度が高い方が、情報リテラシーが高く、そのままデータサイエンスを学ぶことへの抵抗が小さくなるためだと考えられる。

尺度間の関連を検討するのに先立ち、技能の習熟度と知識の定着度をそれぞれ1因子と

表2 データサイエンスへの興味尺度の探索的因子分析の結果

項目	I	II	h^2
感情的価値による興味 ($\alpha = .94$)			
データ・サイエンス分野の内容は興味深い	.94	.00	.89
データ・サイエンス分野に関する学習機会を楽しみにしている	.91	-.02	.80
データ・サイエンス分野は、魅力的である	.89	.03	.83
認知的価値による興味 ($\alpha = .88$)			
データ・サイエンス分野の知識は、重要だと思う	-.07	.99	.91
データ・サイエンス分野の知識は、私の成長に役に立つと思う	.09	.82	.78
データ・サイエンス分野の考え方で物事を考えることは、私にとって大切である	.37	.49	.60
	因子間相関		.63

して信頼性係数を算出した。その結果、それぞれ $\alpha = .87$, $\alpha = .68$ であり、技能の習熟度に関しては十分な内的整合性が認められたのに対し、知識の定着度に関しては十分な内的整合性は認められなかった。これは、平均値や中央値、相関関係と因果関係の違いは高校数学で習得済みである一方、オープンデータや機械学習といった内容は高校数学では習わないためだと考えられる。そこで、技能の習熟度と知識の定着度を構成する項目の内、データサイエンスに関する項目を削除して再び信頼性係数を算出したところ、技能の習熟度は $\alpha = .87$ 、知識の定着度は $\alpha = .73$ となった。

次に、各尺度の尺度得点と尺度間の相関係数を算出した (表3)。さらに、学生が「データサイエンス入門」を未受講であることを考慮し、技能の習熟度と知識の定着度からデータサイエンスに関する項目を削除した場合の、各尺度の尺度得点と尺度間の相関係数も算出した (表4)。その結果、技能の習熟度と知識の定着度からデータサイエンスに関する項目を削除したときの尺度得点は、削除していないときと比べて高くなった。また、尺度間

相関については、認知的価値による興味と技能の習熟度の相関を除き、データサイエンスに関する項目を削除していないときと比べて小さくなった。これらの結果は、項目得点が低かったデータサイエンスに関する技能の習熟度および知識の定着度に関する項目を削除したためだと考えられる。ただし、データサイエンスに関する項目を削除してもなお、データサイエンス分野に関する興味との相関があることは、技能の習熟度と知識の定着度が情報リテラシーに関する技能や知識がデータサイエンス分野に関する興味と関連していることも示唆しているといえよう。以後は、情報リテラシーに関する技能や知識とデータサイエンス分野に関する興味の関連を検討するため、データサイエンス分野に関する興味や技能の習熟度、知識の定着度からデータサイエンスに関する項目を削除した場合の尺度を用いた。

次に、情報リテラシーに関する技能や知識とデータサイエンス分野に関する興味の関連をより詳細に検討するために、構造方程式モデリング⁶⁾を用いて分析した。その結果、 χ^2

表3 各尺度の平均値と標準偏差, 尺度間の相関係数

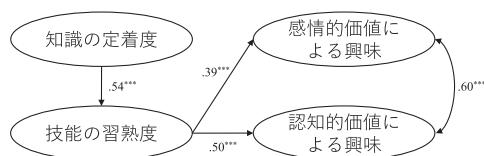
尺度	<i>M</i>	<i>SD</i>	I	II	III	IV
I 感情的価値による興味	3.17	1.12	-			
II 認知的価値による興味	3.84	0.97	.66	-		
III 技能の習熟度	3.19	0.70	.40	.42	-	
IV 知識の定着度	3.35	0.81	.34	.33	.52	-

表4 データサイエンスに関する項目を削除後の各尺度の平均値と標準偏差, 尺度間の相関係数

尺度	<i>M</i>	<i>SD</i>	I	II	III	IV
I 感情的価値による興味	3.17	1.12	-			
II 認知的価値による興味	3.84	0.97	.66	-		
III 技能の習熟度	3.55	0.77	.37	.44	-	
IV 知識の定着度	3.96	0.94	.25	.29	.46	-

(100) = 484.48, $p = .00$, CFI = .907, RMSEA = .096, GFI = 859, AGFI = 808 であり、十分とはいえないものの、許容範囲の適合度を示した (図2)。また、変数間には全て有意な正の関連がみられた。これらのことから、情報リテラシーに関する知識の定着度や技能の習熟度が高いほどデータサイエンスへの感情的・認知的興味につながる、すなわち、「情報基礎 I」を受講し、情報リテラシーに関する知識や技能を身につけることで、データサイエンスを学ぶことへの興味がわくことが示唆された。

図2 データサイエンスへの興味と知識・技能の関連についてのモデル



注) 図が煩雑になるのを防ぐため、誤差項や誤差分散のパスは省略した。

本研究の限界と今後の展望

本研究では、本学の地域政策学部における情報リテラシー教育科目である「情報基礎 I」の受講生が、本講義を受けたことによってデータサイエンスへの興味・関心をもつかを検討した。結果としては、情報リテラシーに関する知識の定着度および技能の習熟度が高い方が、感情的価値による興味と認知的価値による興味の両方が高くなることが示された。しかし、感情的価値による興味よりも認知的価値による興味の方が尺度得点が高かった。これは、学生が、数理・データサイエンス教育強化拠点コンソーシアム (2020 a) が重要視する「学ぶことの意義」は認識しているものの、「楽しさ」はまだ感じていないことが示

唆される。内発的動機づけを高めるにも、今後は「楽しさ」を高めるような授業を展開していく必要があると考えられる。感情的価値による興味の尺度得点が低かった理由としては、本調査の結果からは判断できないが、本調査で対象とした地域政策学部の学生は数学を苦手としている者が比較的多くいることが予想される。そのため、本研究の限界の1つとしては、地域政策学部の学生にしか調査をしていないことが挙げられる。認知的価値による興味だけでなく、感情的価値による興味も高い学生の方がすすんでデータサイエンスを学ぶと考えられるため、この感情的価値による興味を増大させる方法を検討するためにも、今後は、地域政策学部の学生だけでなく、入試科目として数学を選択している学生が多いと考えられる経済学部の学生も調査対象とし、数学に対する抵抗感といった変数も考慮する必要があると考えられる。

また、本研究では、情報リテラシーに関する知識の定着度および技能の習熟度を測定する方法として自己報告式のアンケートを用いており、学生の実際の能力を測定できていない可能性がある点も本研究の限界といえよう。そのため、情報リテラシーに関する知識の定着度および技能の習熟度をできるだけ客観的に測定する方法を開発し、興味・関心との関連を検討する必要がある。このことは、データサイエンスに関する知識の定着度および技能の習熟度の測定法についても当てはまる。そのため、データサイエンスに関する能力を測定する方法も併せて開発し、2023年度の後期から開講している「データサイエンス入門」の受講前後で情報リテラシー・データサイエンスに関する知識の定着度および技能の習熟度、興味・関心を測定し、これらの変化を検討していく必要がある。

〔付記〕

本研究は、令和5年度高崎経済大学研究奨励費(研究課題名: 本学における数理・データサイエンス教育の推進に関わる調査研究)の支援を受けたものである。

〔注〕

- 1) 現在は数理・データサイエンス・AI教育強化拠点コンソーシアムに名称が変更されている。
- 2) 2018年に告示された指導要領は、2019年度から一部を移行措置として先行して実施し、2022年度から年度進行で実施されているものである。そのため、本研究で調査対象とした学生は旧指導要領の内容を学んでいる。
- 3) 因子パターン値など、因子分析の詳細については、中村(2007)を参照されたい。
- 4) 習熟度別クラスごとの各項目における回答分布については資料に掲載している(図S1~S22)。なお、図S1~S22の数字は表1の各項目の番号と対応している。
- 5) 分散分析と効果量については、それぞれ後藤・大野木・中澤(2000)、石井・吉田・岡田・南風原(2013)を参照されたい。
- 6) 構造方程式モデリングと適合度指標については、それぞれ狩野(2002)、星野・岡田・前田(2005)を参照されたい。

〔参考文献〕

Bernaards, C. A., & Jennrich, R. I. (2005). Gradient Projection Algorithms and Software for Arbitrary Rotation Criteria in Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 65 (5), 676-696.
<https://doi.org/10.1177/0013164404272507>

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). *Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behavior*. Plenum Press.

<http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4899-2271-7>

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The “what” and “why” of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. *Psychological Inquiry*, 11 (4), 227-268.

Epskamp, S. (2022). *semPlot: Path diagrams and visual analysis of various sem packages’ Output* (R package version 1.1.6). Retrieved December 31, 2023 from <https://CRAN.R-project.org/package=semPlot>

後藤 宗理・大野木 裕明・中澤 潤 (2010). 心理学マニュアル要因計画法 北大路書房.

平山 るみ・楠見 孝 (2004). 批判的思考態度が結論導出プロセスに及ぼす影響—証拠評価と結論生成課題を用いての検討— 教育心理学研究, 52 (2), 186-198.

星野 崇宏・岡田 謙介・前田 忠彦 (2005). 構造方程式モデリングにおける適合度指標とモデル改善について—展望とシミュレーション研究による新たな知見— 行動計量学, 32 (2), 209-235.
<https://doi.org/10.2333/jbhmk.32.209>

井関 龍太 (2023). ANOVA君 井関龍太のページ Retrieved December 31, 2023 from <http://riseki.php.xdomain.jp/index.php?ANOVA君>

石井 秀宗・吉田 寿夫・岡田 謙介・南風原 朝和 (2013). 心理学研究における効果量の活用と報告—APAの指針をふまえて— 教育心理学年報, 52, 234-237.
<https://doi.org/10.5926/arepj.52.234>

寛 捷彦 (2008). 情報専門学科カリキュラム標準「J07」: 1. 情報専門学科カリキュラム標準 J07 について 情報処理, 49 (7), 721-727.

狩野 裕 (2002). 構造方程式モデリングは、因子分析、分散分析、パス解析のすべてにとって代わるのか? 行動計量学, 29 (2), 138-159.
<https://doi.org/10.2333/jbhmk.29.138>

河村 一樹 (2009). 情報専門以外の学科における情報リテラシー教育のあり方について 工学教

- 育, 57 (1), 30-34.
https://doi.org/10.4307/jsee.57.1_30
- 楠見 孝・田中 優子・平山 るみ (2012). 批判的思考力を育成する大学初年次教育の実践と評価 認知科学, 19 (1), 69-82.
<https://doi.org/10.11225/jcss.19.69>
- 湯立・外山 美樹 (2016). 「大学生における専攻している分野への興味の変化様態—大学生用学習分野への興味尺度を作成して—」教育心理学研究, 64(2), 212-227.
<https://doi.org/10.5926/jjep.64.212>
- 文部科学省 (2018). 高等学校学習指導要領 (平成30年告示) Retrieved January 4, 2023 from https://www.mext.go.jp/content/20230120-mxt_kyoiku02-100002604_03.pdf
- 文部科学省 (2019). AI 戦略等を踏まえた AI 人材の育成について Retrieved January 4, 2023 from https://www5.cao.go.jp/keizai-shimon/kaigi/special/reform/wg7/20191101/shiryu2_1.pdf
- 文部科学省 (2020 a). 第 1 章 社会的背景の変化と教育の情報化 教育の情報化に関する手引き—追補版— Retrieved December 31, 2023 from https://www.mext.go.jp/content/20200608-mxt_jogai01-000003284_002.pdf
- 文部科学省 (2020b). 第 2 章 情報活用能力の育成 教育の情報化に関する手引き—追補版— Retrieved December 31, 2023 from https://www.mext.go.jp/content/20200608-mxt_jogai01-000003284_003.pdf
- 文部科学省 (2023). 令和 5 年度「数理・データサイエンス・AI 教育プログラム」の認定・選定について Retrieved December 31, 2023 from https://www.mext.go.jp/a_menu/koutou/suuri_datascience_ai/1413155_00011.htm
- 中村知靖 (2007). 心理尺度作成における因子分析の利用法 教育心理学年報, 46, 42-45.
https://doi.org/10.5926/arepj1962.46.0_42
- 大橋 真也 (2022). 高等学校共通教科「情報」におけるデータサイエンス—新学習指導要領解説およびその他の資料から見えること— コンピュータ & エデュケーション, 52, 18-23.
<https://doi.org/10.14949/konpyutariyoukyouiku.52.18>
- 岡田 涼 (2010). 自己決定理論における動機づけ概念間の関連性—メタ分析による相関係数の統合— パーソナリティ研究, 18 (2), 152-160.
<https://doi.org/10.2132/personality.18.152>
- Revelle, W. (2023). psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research. Northwestern University, Evanston, Illinois. R package version 2.3.3. Retrieved December 31, 2023 from <https://CRAN.R-project.org/package=psych>
- Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software*, 48 (2), 1-36.
<https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
- Silvia, P. J. (2006). *Exploring the psychology of interest*. Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195158557.001.0001>
- 数理・データサイエンス教育強化拠点コンソーシアム (2020 a). 数理・データサイエンス・AI (リテラシーレベル) モデルカリキュラム—データ思考の涵養— Retrieved December 31, 2023 from http://www.mi.u-tokyo.ac.jp/consortium/pdf/model_literacy.pdf
- 数理・データサイエンス教育強化拠点コンソーシアム (2020b). モデルカリキュラム 数理・データサイエンス・AI 教育強化拠点コンソーシアム Retrieved December 31, 2023 from http://www.mi.u-tokyo.ac.jp/consortium/model_literacy.html
- 田中 瑛津子・市川 伸一 (2017). 学習・教育場面における興味の深化をどう捉えるか—鼎様相

モデルによる諸研究の分析と統合— 心理学評論, 60(3), 203-215.

https://doi.org/10.24602/sjpr.60.3_203

Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., Mc-Gowan, L. D., François, R., Golemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Müller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., ... Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4 (43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>

吉田 典弘 (2016). これからの大学における初年次教育としての情報教育について 関西学院大学高等教育研究, 6, 59-66.

資料

認知的興味による価値尺度を構成する項目の度数分布

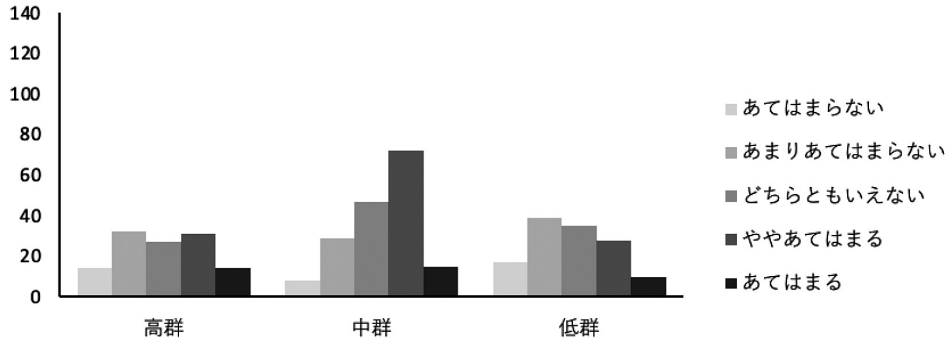


図 S1 項目 1 のクラス別の度数分布

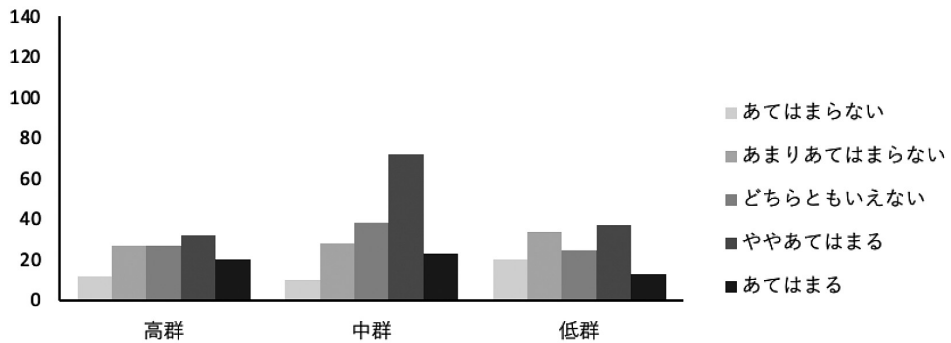


図 S2 項目 2 のクラス別の度数分布

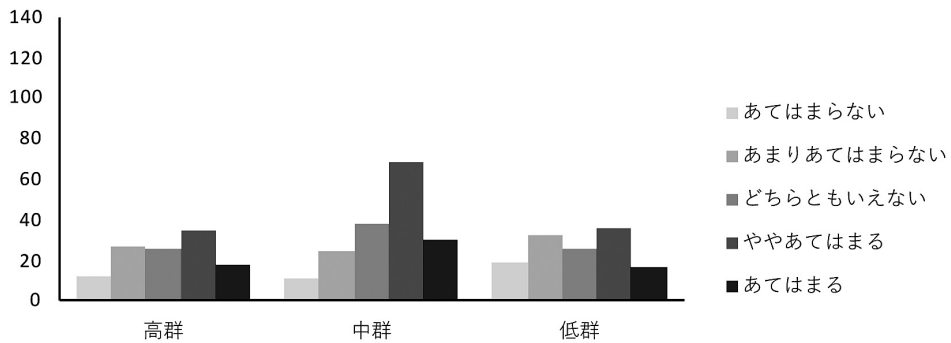


図 S3 項目 3 のクラス別の度数分布

感情的興味による価値尺度を構成する項目の度数分布

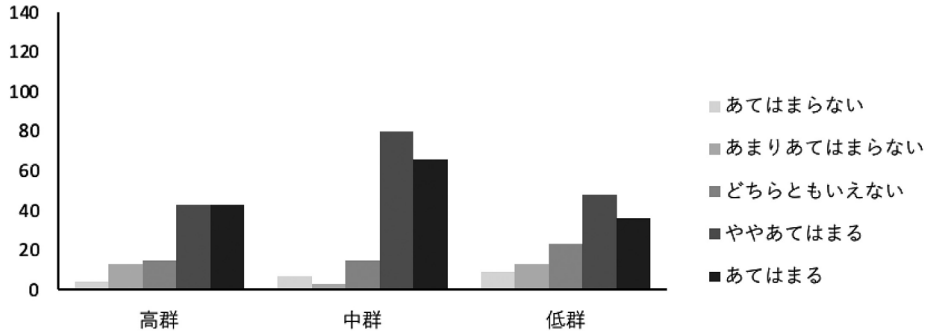


図 S 4 項目 4 のクラス別の度数分布

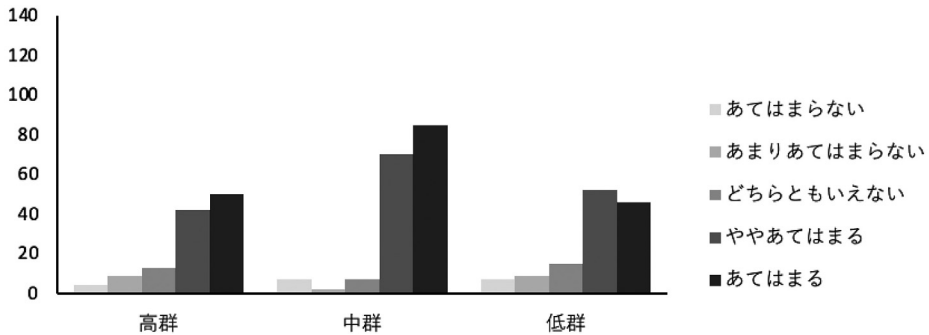


図 S 5 項目 5 のクラス別の度数分布

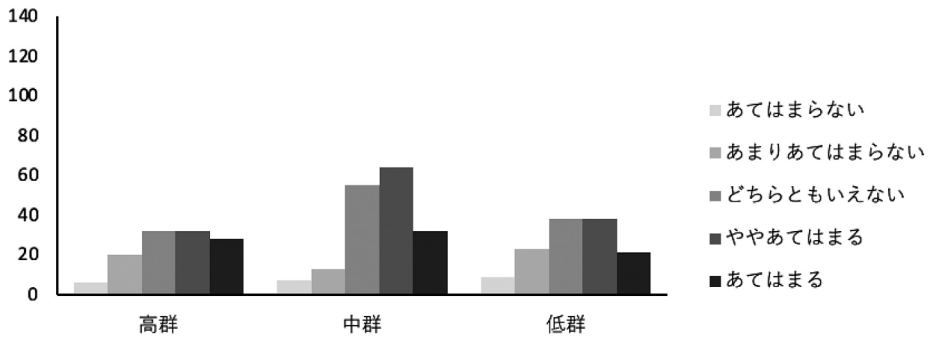


図 S 6 項目 6 のクラス別の度数分布

技能の習熟度尺度を構成する項目の度数分布①

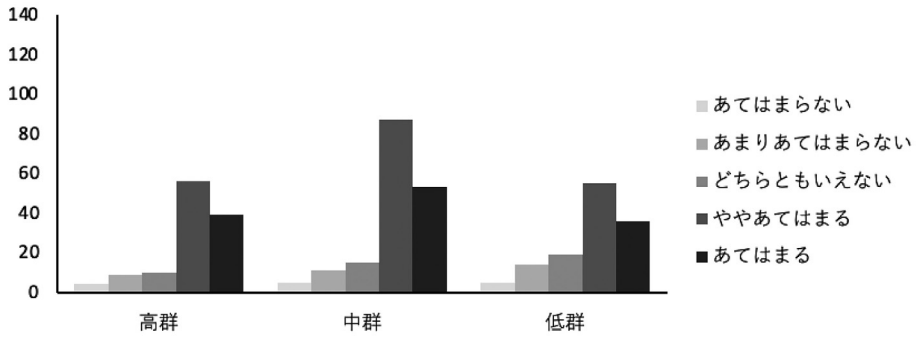


図 S7 項目7のクラス別の度数分布

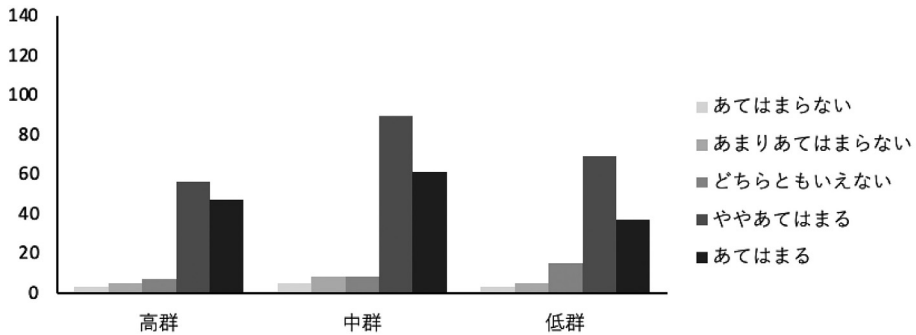


図 S8 項目8のクラス別の度数分布

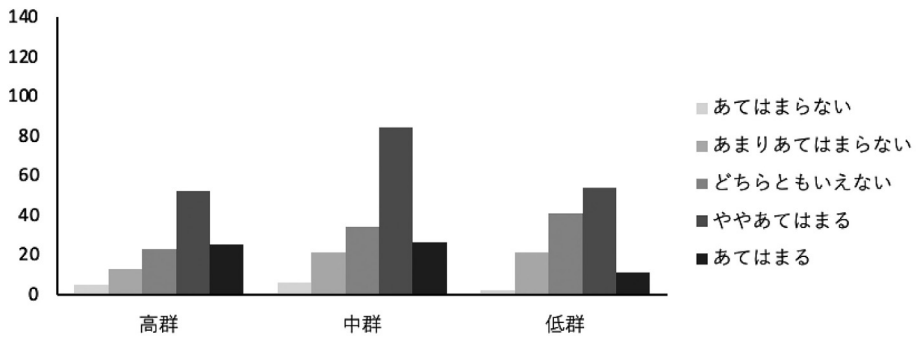


図 S9 項目9のクラス別の度数分布

技能の習熟度尺度を構成する項目の度数分布②

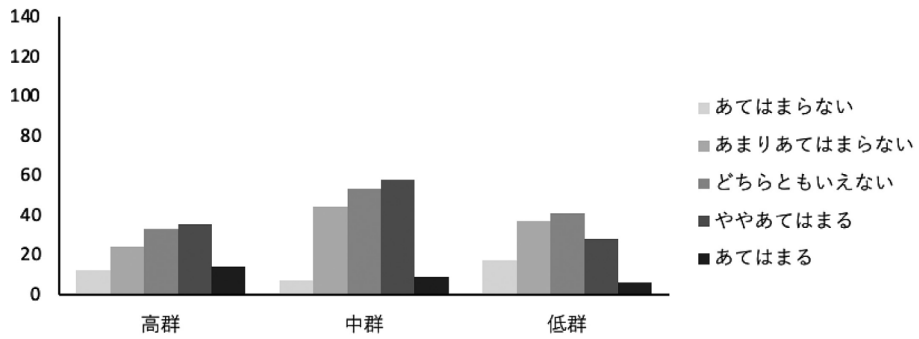


図 S 10 項目 10 のクラス別の度数分布

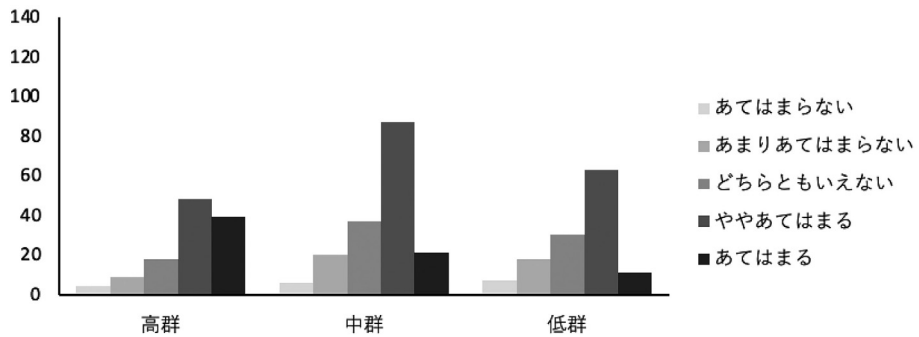


図 S 11 項目 11 のクラス別の度数分布

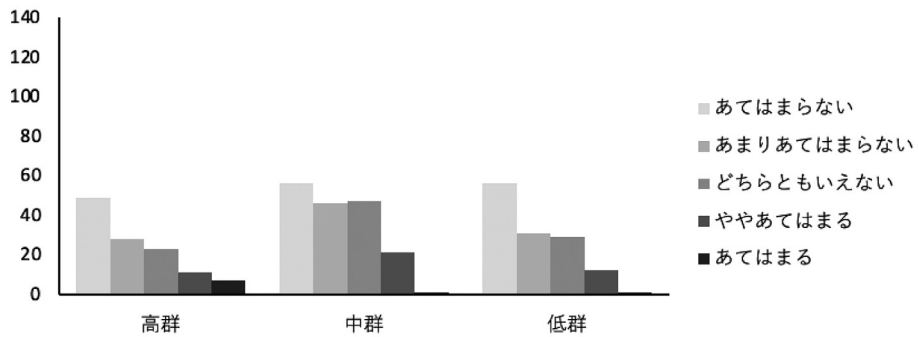


図 S 12 項目 12 のクラス別の度数分布

技能の習熟度尺度を構成する項目の度数分布③

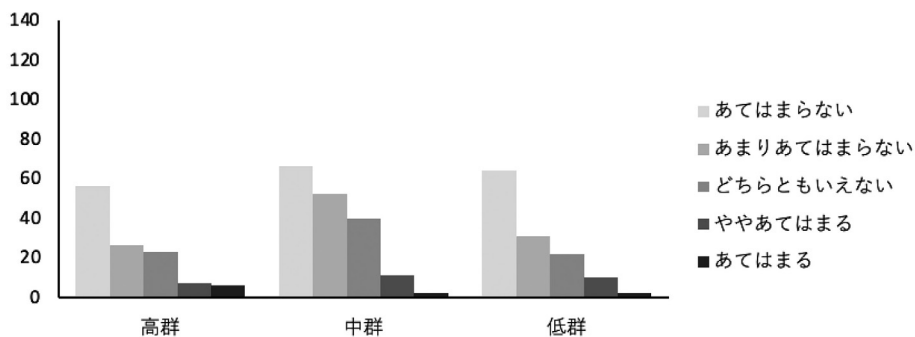


図 S 13 項目 13 のクラス別の度数分布

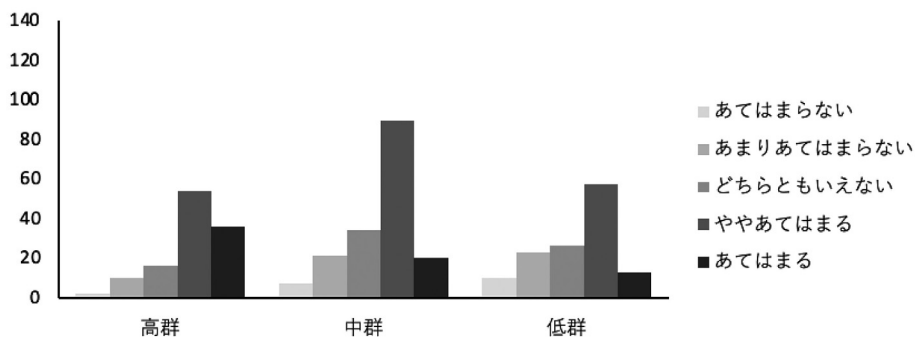


図 S 14 項目 14 のクラス別の度数分布

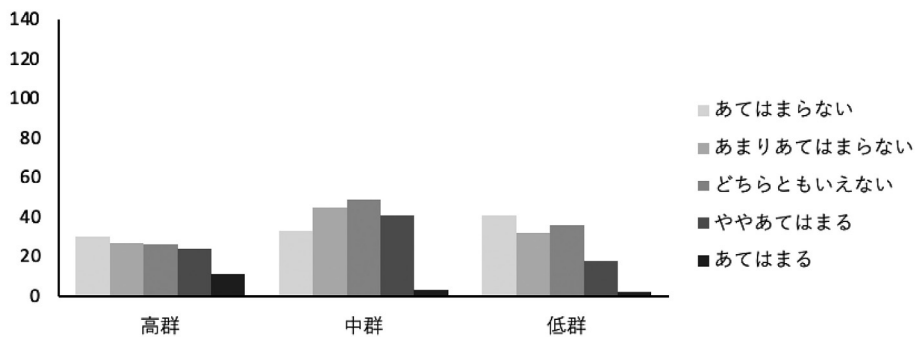


図 S 15 項目 15 のクラス別の度数分布

技能の習熟度尺度を構成する項目の度数分布④

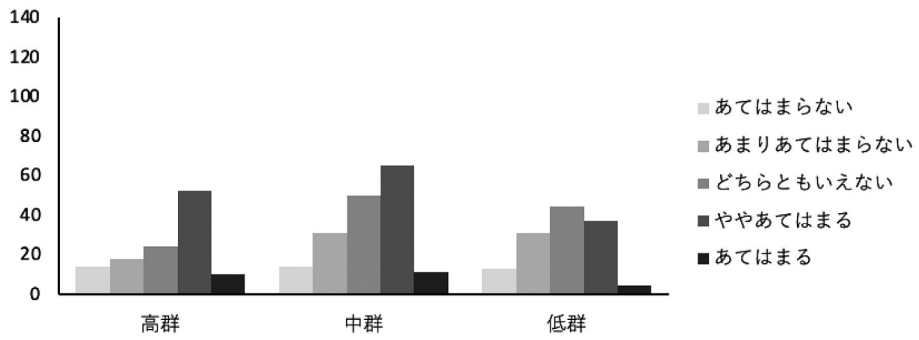


図 S 16 項目 16 のクラス別の度数分布

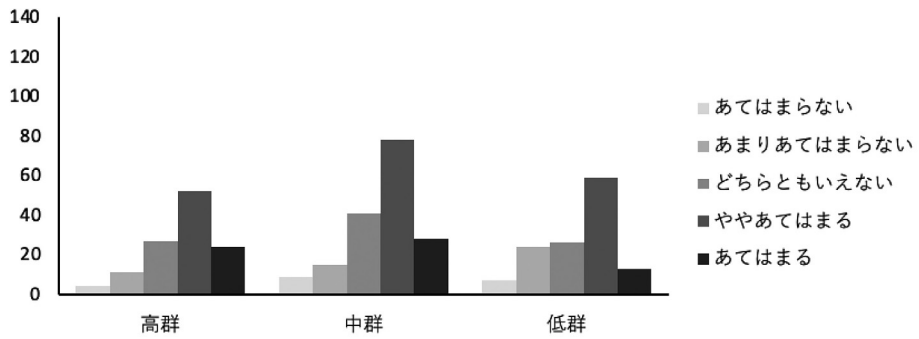


図 S 17 項目 17 のクラス別の度数分布

知識の定着度尺度を構成する項目の度数分布①

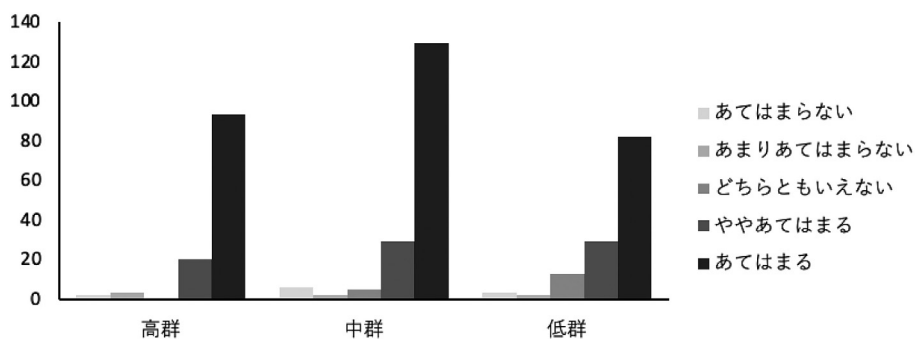


図 S 18 項目 18 のクラス別の度数分布

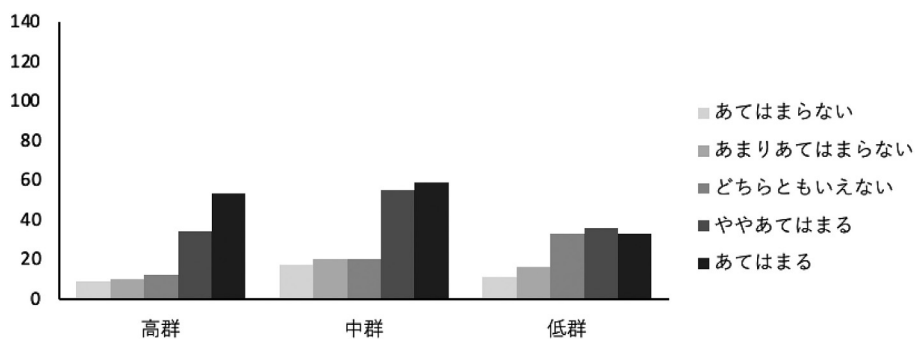


図 S 19 項目 19 のクラス別の度数分布

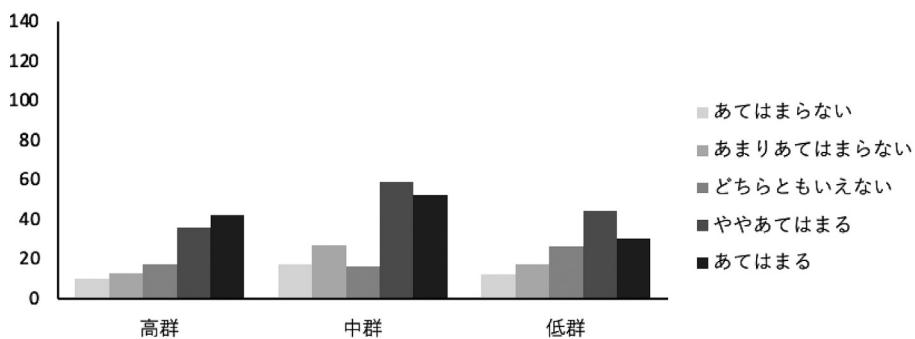


図 S 20 項目 20 のクラス別の度数分布

知識の定着度尺度を構成する項目の度数分布②

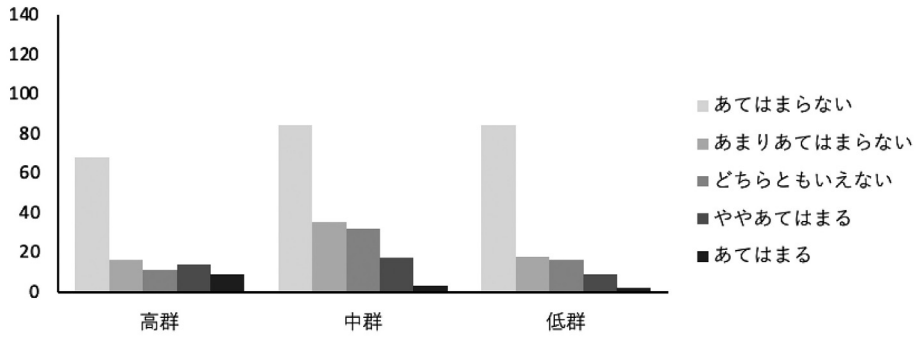


図 S 21 項目 21 のクラス別の度数分布

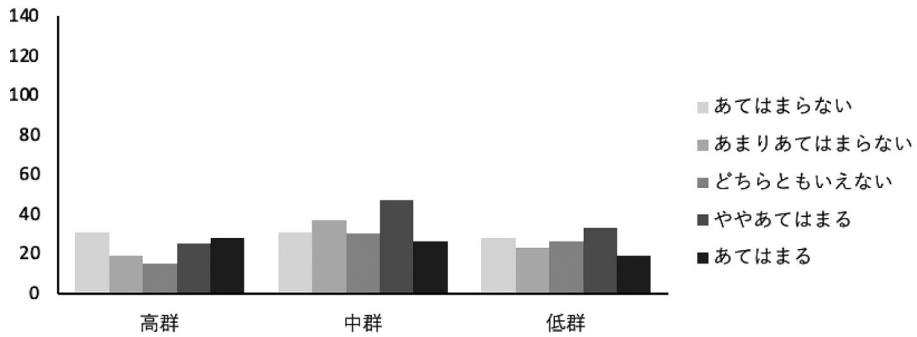


図 S 22 項目 22 のクラス別の度数分布