

ISSN 2186 – 3989

本学経済経営学部2年ゼミにおける
データサイエンス教育プログラムの開発と実践

藤本 雄紀、日下 恭輔

Development and Implementation of Data Science Education Program
for Second Year Seminar

Yuki Fujimoto, Kyosuke Kusaka

北 陸 大 学 紀 要
第53号(2022年9月)抜刷

本学経済経営学部 2 年ゼミにおける データサイエンス教育プログラムの開発と実践

藤本 雄紀*、日下 恭輔*

Development and Implementation of Data Science Education Program
for Second Year Seminar

Yuki Fujimoto*, Kyosuke Kusaka*

Received June 27, 2022

Accepted August 8, 2022

Abstract

Scholars and practitioners have increasingly emphasized data science education in recent years. Thus, this study aims to develop and implement new teaching materials in the field of data science education, which are dedicated to teaching students about artificial intelligence (AI). The materials address the following aspects of AI: discussing AI in business, the mechanism of machine learning, pre-processing, and visualization necessary for data analysis. To understand their effectiveness, we used materials for undergraduate students at the economics and management department, Hokuriku University. Moreover, we measured the degrees of interest in and understanding of AI of the students using questionnaires. The main finding is that students are more interested in learning about AI after using the materials. Additionally, faculty members who did not specialize in AI or data science research increased the degree of interest among students using the materials.

Key Words : Data Science Education, Artificial Intelligence, Development of Teaching Materials

*北陸大学経済経営学部 Faculty of Economics and Management, Hokuriku University

はじめに

内閣府により提唱された **Society 5.0** は、あらゆるモノをインターネットに接続することで現実空間の膨大なデータを仮想空間に蓄積し、人工知能（AI）を用いたフィードバックにより、社会問題の解決を目指すものである（内閣府 2016）。特に、人工知能の利用は、従来の情報社会（**Society 4.0**）と大きく異なる点であり、**Society 5.0** における価値の創造において中心的な役割を果たしている。こうした **Society 5.0** の実現に向けて、さまざまな技術革新が求められるだけでなく、人材の育成も重要視されている（総務省 2021；文部科学省 2021）。求められる人材像は、人工知能の開発に携わる高度な専門人材だけではなく、技術と実社会やビジネスの双方を理解し、応用できる人材も挙げられており（総務省 2021）、理系・文系を問わず、人工知能に対する教育は今後も重要視されると考えられる。

このように強い社会的な要請が人工知能の教育に対して見られるが、文系大学、あるいは大学の文系学部において、こうした教育を実践していく障壁があると考えられる。それは人工知能の教育を実践する教員の多様さである。人工知能の教育を実践する教員は、通常、情報学分野の出身もしくは専門分野として研究するものが携わると想定される（掛下 2017）。しかし、掛下（2017）の調査では、大学の情報学専門科目に携わる教員のうち、およそ 46%が非情報系学科を卒業した教員であることを報告している。そのため、専門的な学部を除けば、どの専門分野の教員であっても、人工知能の教育に携わる可能性があり、多様な教員が実践できる教材が必要となる。

これまで文系学部の学生に人工知能の教育を実践する取り組みがいくつか知られている（鈴木 2019；沼・吉田 2020）。こうした研究では、人工知能の教育の基礎となる理論や技術の理解よりも、開発に必要なプログラミングや操作を通じて、人工知能の機能を体験させ、受講生の興味や関心をひき、人工知能の役割の理解に重きが置かれている。たとえば、鈴木（2019）では、こうした目的をもった教材を実践することで、実際に受講生の教育成果だけではなく、人工知能の興味・関心を持たせられることを明らかにしている。しかしながら、いずれも教員が単独で実践する教材が想定されており、上記のような多様な教員が実践できる教材については検討の余地がある。

藤本・日下（2021）では、こうした背景を踏まえ、専門分野が異なる複数の教員 12 名が同時に開講する科目において、人工知能の教育に関する教材を開発し、文系学部の学生に対し実践して、評価を行った。この教材は、全 4 コマの授業で人工知能におけるデータの役割と人間が行うべき前処理に焦点を当てたものであった。教材の評価では、調査に協力した 4 つのクラス（それぞれ専門分野が異なる教員が担当）とデータの前処理におけるツール（Google Colaboratory および Excel）の違いを考慮して、受講生の人工知能に対する興味と学習する意義の変化を確認したところ、クラスおよびツールの違いに関わらず、教材を用いて授業を行った後のほうが授業を行う前より向上したことを示した。

その一方で、人工知能の応用例に対する受講生の理解が授業の前後でさほど変化が見られなかったという課題も明らかになった。具体的には、「どういう要素があれば人工知能と呼べるか」という調査項目の回答では、授業前よりも授業後のほうが「データ」や「学習」といった回答が多く含まれるようになっていたが、「人工知能がどこで使われているか」という項目の回答では、言及される内容が授業の前後で違いが見られなかった（藤本・日下 2021）。この結果は、この教材がデータの役割と人間が行うべき前処理を中心に扱ったためと考えられるが、人工知能の技術と実社会における応用ができる人材の育成（総務省 2021）という観点に立つと、教材を改善する余地がある。

そこで、本研究では藤本・日下（2021）における課題を踏まえた教材を開発し、同様の

授業科目で使用した。具体的な変更点として、人工知能に関する理論や技術の理解ではなく、人工知能そのものに焦点を当て、1つの技術としていかに応用できるかの理解をめざすものとした。あわせて、Google が提供する Teachable Machine を用いて、人工知能と機械学習を体験できる内容を設けることにした。そして、担当教員 11 名中 8 名（8 クラス）のデータを用いて、教材の評価を行った。

教育実践の内容

本学における情報教育の状況

本学経済経営学部では、1 年次に必修科目の情報リテラシー、選択必修科目の情報学入門、選択科目のプログラミング入門が情報科目として設定されている。タイピングや表計算ソフトの使用などの PC スキルを習得するとともに、情報技術の基礎的な知識を身につけることを目的としている。また、情報学入門では人工知能に関する基礎的な内容（AI の事例紹介、Teachable Machine による演習など）も扱っている。

実践対象の授業

本実践は、2021 年度に開講された本学経済経営学部の 2 年次必修科目「専門基礎ゼミナール」で実施することとした。この科目は、経済学、スポーツマネジメント、経営学、情報学、法律学から成る 5 つの学問領域に関連した「課題文」と呼称する文献を読解し、クラス内でディスカッションを行い、個人レポートをまとめる科目である。受講生がゼミ形式の学習を主体的に取り組めるようになることを目指し、1 年次よりも高度なりテラシー（課題解決力）の習得、ディスカッションに関連した能力の獲得を目的としている。また、3 年次の専門ゼミナールの所属先を決定するために、自身が興味を持つ分野を見つける機会とも位置付けられている。

2021 年度は、専門分野が異なる 11 名の教員が担当し、1 人の教員が 28 名程度の受講生から構成されるクラスを受け持った。各クラスは、受講生に偏りが生じないよう、男女比および 1 年次の GPA の平均と分散が均等になるようにクラス分けが実施されている。

授業全 30 回のうち、5 つの学問領域の学習は合計 20 回（各領域 4 回）が割り当てられ、残りの 10 回は、前期・後期開始のガイダンス、各期末のリフレクション、そして、受講生らが学修した各学問領域の中から 1 つ選択し、学習内容を踏まえた調査と報告を行う時間に充てられた。5 つの学問領域における教材は、該当領域を専門とする教員が分担して作成し、共通教材としてどのクラスでも使用する。各クラスで指導内容だけではなく、進捗などにばらつきが生じないよう、回ごとのコマシラバスでスケジュールの目安を示し、授業終了後に担当教員同士で打ち合わせの時間を持つことで、非専門の教員であっても指導できるような仕組みを備えている。

また、本学では、BYOD（Bring Your Own Device）の導入によってノート PC が必携になっており、これを授業で利用した。新型コロナウイルス感染症対策や暴風雨などの影響で、状況に応じてオンラインに切り替える場合もあったが、原則、対面で授業を行った。対面授業の際は、協働での学習が行いやすいよう、机や椅子が動かしやすく、ホワイトボードが備え付けられている教室が割り当てられた。

本実践はこの専門基礎ゼミナールの情報学の単元として、1 回あたり 90 分を 2021 年 10 月 1 日、8 日、22 日、29 日の 4 回かけて対面で実施した。

教材の開発方針

本実践では、2020 年度の教材開発において考慮した文系学部生を対象とし、専門分野が異なる複数の教員が使用する点は踏襲しつつ、課題としてあげられる人工知能の応用例に対する理解の向上を目指した教材を開発することにした。あわせて、授業回数が限られている点、教員の専門性と学生の PC スキルを考慮する必要がある点から詳細な機械学習アルゴリズムの解説や高度な PC 操作が必要となる分析演習は実施せず、後述する課題文に掲げられた問題に対し、データや人工知能の技術をどのように活用すれば最適な解が得られるかを他者と議論しながら、自分なりの考えをまとめる時間を多く設けることとした。具体的には以下の到達目標を設定し、自分の意見を論理的にまとめ、議論できる点を重要事項として設計した。

- ① 課題文における論点について、要点をまとめ、自分の意見をもとに議論することができる。
- ② 簡単な AI 開発演習を通じて、AI に関する正確な知識を身につけることができる。
- ③ 世に蔓延る AI に関する過度な期待に対して、批判的な視点で指摘し、論理的に 800 字程度のレポートでまとめることができる。

この方針に従い設計した各回での実施事項を図 1 に示す。図 1 左は 2020 年度の実施事項を示し、図 1 右は本実践の実施事項を示している。2020 年度においても高度な分析手法の説明は極力少なくすることとしていたものの、データの役割と人間が行うべき前処理などの解説を中心に扱う内容となっていた。そこで今年度は、第 1 回で知識のない状態で自分の考えを述べる時間を多く設け、第 2 回、第 3 回で人工知能やデータ分析に触れさせた上で、第 4 回で学んだ知識を活用して再度議論するという流れとした。人工知能やデータ分析に触れさせる場合においても、操作や入力手順が障壁とならないよう、ツールを活用しながら簡便な操作で体験できることを重視した。第 2 回では、過去に実施していた学習の過程に関する内容を省略し、Google 社が提供している短時間で簡単に機械学習モデルを作成できるウェブベースのツールである Teachable Machine を活用して機械学習に触れる内容とした。第 3 回では、昨年度、教員の裁量に応じて Excel または Google Colaboratory を選択してデータ分析を実施していたが、今年度は Excel に比べてより簡便な操作でデータを可視化できる Google Colaboratory に統一し、学生は記述されているコードを実行するのみでデータの可視化結果を確認できるように配慮した。

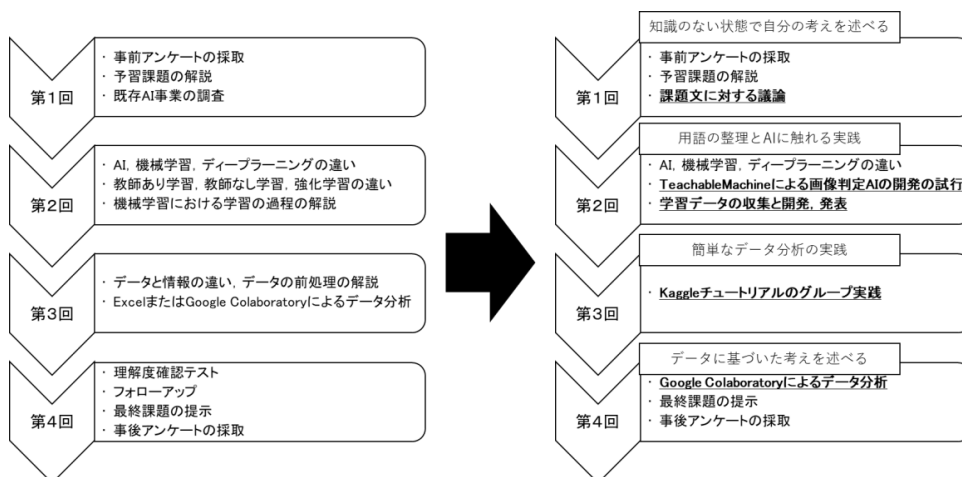


図 1 2020 年度と 2021 年度の実践内容の比較

開発した教材と実践内容

(1) 事前課題

事前課題は、課題文とワークシートで構成されている。課題文は、2020年度の「技術を本質的に理解するこの重要性」をテーマとした文章（A4用紙3枚相当）を引き続き使用し、1. 身近なAI、2. AIと称しているが実態はIf-Thenルールに基づいた実例（電気シェーバー）、3. 汎用AIと特化AIの違い、4. 技術の本質を見抜き活用できる場面と紐付ける重要性を論じたものに加え、新たに具体的な事例として、就職支援課の職員が過去の卒業生のデータを分析し、体育会系の部活動に所属する学生がプロスポーツ選手になるために必要な要素とは何かを考える事例を紹介した。ここでは、具体的な分析手順は明記せず、どのような要素が重要であるのかを直観ではなくデータから明らかにすることが重要である旨を記述したに留めた。

ワークシートは、文章内の語句の意味調べおよび内容の理解をチェックする課題に加え、ダミーの卒業生のExcelファイルを共有し、そのファイルからわかるプロスポーツ選手になった人の特徴を現時点の知識で理由とともに列挙する課題を提示した。

あわせて、このタイミングで事前アンケートの採取も行った。事前アンケートは、2020年度と同様の項目として、AIに対する興味と学ぶ意義を選択式で、AIに対する既存の知識とAIを活用する具体例を自由記述で回答するものとした。

これらの課題を授業開始時刻までに提出することを求めた。

(2) 第1回

予習課題の内容を踏まえ、現時点の知識で自分なりの考えを述べることを到達目標として設定した。まず、予習課題の解答解説を行った後、各受講生が既存のAI事業を調査し、グループでまとめ、クラス内で共有する活動を行った。次に、課題文およびダミーの卒業生のExcelファイルを提示し、プロスポーツ選手になるための要素として考えられるものとそう考えた理由を個人で再度考えさせた上で、グループで共有し、資料にまとめて発表させた。この時点では直観に基づくもの（例えば、キャプテンであるなど）であったとしても理由を自分なりの考えでまとめることができているものとして評価した。

(3) 第2回

人工知能に関する用語の整理と人工知能に触れてみることで、人工知能を「作る」という体験を与えることを目的とした。まず、用語の整理では、1. AI、機械学習、ディープラーニングの違い、2. 学習のタイプ（教師あり学習、教師なし学習、強化学習）の紹介を20分程度かけて説明した後、各学習の事例の調査のグループワークを実施した。教師あり学習では回帰や分類、教師なし学習ではクラスタリング、強化学習では機械制御やゲームの事例があれば良いものとした。

続いて、残りの1時間弱で実際にTeachable Machineを用いた機械学習モデルの構築演習を実施した。まず教員が実際に動作させるまでを画面共有してツールの使用手順を説明した。Teachable Machineでは大きく画像分類モデル、音声分類モデル、ポーズ分類モデルの構築が可能である。いずれも操作手順は同様であるが、画像分類モデルはウェブカメラで学習データを蓄積することが容易であるため、例えばマスク装着の有無判定モデルなどが事例となることを事前に教員間で共有した。そして、購買店や食堂、その他学内施設で分類できると良いものを受講生に考えさせ、各グループでどのような機械学習モデルを構築するかを議論させた後、学習データとなる写真や音声を集めるフィールドワークを学内で実施した。もちろん、Web上から学習データを集めることも可能であるが、フィールドに出かけて実際にデータを集める体験をすることを推奨した。そして、集めてきた学習データを用いて開発した機械学習モデルに関して、どこでどのように使用するかをグループごとに発表させた。

(4) 第3回

前回は人工知能に関する体験を目的としたが、今回では第1回で取り上げたプロスポーツ選手になるための要素をデータから見出すヒントとなる手順を解説し、データ処理の流れを理解することを目的とした。まず、1. データの重要性、2. データと情報の違い、3. 分析手順のセオリーなどを30分程度かけて説明した。前処理の手法やデータ解析アルゴリズムなどの専門的知識は省略し、前処理が必要であることや、データ量に応じて機械学習モデルの精度が大きく変わる点などを中心に説明することとした。

そして、演習として、昨年度作成したデータ分析コンペティションのプラットフォームであるKaggleのチュートリアル「Titanic: Machine Learning from Disaster」を用いた確認テストを用いることとした。これは、タイタニック号の乗船者データから機械学習手法を用いて生存者の予測をするものである。ただし、昨年度試験形式で実施したことが受講生の理解を大きく超えた可能性があったため、今年度は試験形式ではなくグループワーク形式による共同回答とした。データの分析手法は多岐にわたるが、99%精度のモデルを構築した際のTips (Kaggle 2018) を参考に、機械学習への入力とするための変数の数値化 (Converting)、欠損値の補間 (Completing)、異常値と外れ値の対策 (Correcting)、分析のための新しい特徴量の作成 (Creating) に基づいて解説した後、グループで議論しながら設問に回答させた。このようにデータを分析する際の手順を理解させることで、プロスポーツ選手になるための要素をどのように分析すべきかを考える材料となった。

(5) 第4回

これまで学んだデータの分析手順などを踏まえ、第1回にて挙げたプロスポーツ選手になるための要素とは何かをデータから明らかにすることをこの回の目的とした。実際にGoogle Colaboratoryを用いてデータを読み込み、解析するという手順で進めた。授業資料に基づいて、教員がレクチャーし、教師データの前処理(変数の数値化、欠損値の補間、異常値と外れ値の対策、新しい特徴量の作成)とデータの可視化に取り組んだ。そして、機械学習のアルゴリズムとして決定木を説明し、実際に決定木をデータに適用したものを示して解説を行った。

そして、第1回で挙げた問題に立ち返り、データからプロスポーツ選手になる人の特徴を考え、ディスカッションを実施した。最後に、最終課題に「AIを活用して解決できると考えられる社会課題」を考察するレポートを出題した。第4回終了から1週間以内を期限として、事前アンケートと同様の内容のものを事後アンケートとして配布し回収を行った。

アンケートの分析

本研究では、開発した教材を通じて、受講生の人工知能に対する興味や関心、理解の変化を確認するために、アンケート調査を実施した。アンケートは本学の学習管理システム(manaba)を使用して、第1回の開始前(事前)と第4回の終了後(事後)の2時点で収集した。

アンケート項目は、藤本・日下(2021)に準拠した。具体的には、受講生の人工知能に対する興味と学習する意義を4点尺度で測定した。これらの回答選択肢においては、当初リッカート尺度による測定を検討していたが、天井効果または床効果が想定されるため、より具体的な文言による質問項目として興味や学習する意義を測定することとした。また、「どういう要素があれば人工知能と呼べるか」および「人工知能はどこで使われているか」を自由記述で回答を求めた。これらの項目は、事前・事後アンケートの両方で収集した。

そして、事後アンケートのみ、開発した教材（実施したユニット）に対する感想の記述を求めた。これらのアンケート項目は表 1 にまとめた。

表 1 アンケート項目

| | アンケート項目 | 事前で収集 | 事後で収集 | 測定方法 |
|---|--|-------|-------|-------------------|
| 1 | 人工知能 (AI) に興味がありますか？ | ○ | ○ | 4点尺度 ^a |
| 2 | 人工知能 (AI) を学ぶ意義はあると思いますか？ | ○ | ○ | 4点尺度 ^b |
| 3 | どういう要素があれば人工知能 (AI) と呼べるでしょうか。知っていることを記入してください。 | ○ | ○ | 自由記述 |
| 4 | 人工知能 (AI) はどこで使われているか知っていますか。具体例を知っていれば記入してください。 | ○ | ○ | 自由記述 |
| 5 | 第4ユニットに対する感想（授業方法や内容等について）を自由に述べてください。 | × | ○ | 自由記述 |

a：「興味があり、自分で勉強している」を4、「興味はあるが、特に何もしていない」を3、「興味はないが、漠然と将来必要そうだと感じている」を2、「興味はなく、学ぶ必要性を感じない」を1として測定。

b：「文系でも学ばなければならないと思う」を4、「文系でも学ばなければならないと思うが、自分の将来とは結びつかないと思う」を3、「理系の学生が学ぶべきだと思う」を2、「理系の学生でもAIを選考する人だけが学ぶべきだと思う」を1として測定。

事前・事後アンケートの回収に応じた教員は 8 名であった。各教員の専門領域は表 2 に示した¹。以降の分析では回答のあった 8 名の教員のクラスを対象にする。8 クラスの受講生合計 220 名の回答のうち、事前・事後アンケートの両方に回答がされていないものを除外した。この結果、183 名の回答が分析対象となった。各クラスの受講生数および有効回答数を表 2 にあわせて示した。

表 2 各クラスの教員の専門領域と有効回答数

| | 教員の専門領域 | 受講生数 | 有効回答数 |
|------|---------|------|-------|
| クラス1 | 文学 | 27 | 24 |
| クラス2 | 情報学 | 27 | 22 |
| クラス3 | 体育学 | 28 | 25 |
| クラス4 | 法学 | 28 | 20 |
| クラス5 | 経営学 | 28 | 23 |
| クラス6 | 公共政策学 | 27 | 24 |
| クラス7 | 法学 | 28 | 23 |
| クラス8 | 政治学 | 27 | 22 |

事前・事後アンケートを用いた分析

開発した教材を使用する前後の受講生の変化を確認するために、受講生の人工知能に対する興味と学習する意義は、測定されたスコアを用いて分散分析を行った。あわせて、「どういう要素があれば人工知能と呼べるか」および「人工知能はどこで使われているか」の記述内容にはテキストマイニングを用いて比較を行った。事後アンケートのみで記述を求めた、開発した教材（実施したユニット）に対する感想は考察において検討する。

まず、興味のスコアの全体および各クラスの平均と標準偏差は表 3、学習する意義のスコアは表 4 に示した。分散分析では、全体的な受講生の変化だけではなく、クラス間の差

異を考慮して検証する。これは同一の教材を使用したとしても、教員の専門領域により授業運営の違いが生じ、より教材の効果を強める（もしくは弱める）可能性が想定されるためである。たとえば、情報学を専門とする教員は教材に加えて、より効果的な発問や具体例の提示を行うことが考えられる。そこで、この分散分析では、それぞれのスコアを被説明変数とし、「クラス（被験者間要因：8条件）」と「事前・事後（被験者内要因：2条件）」を説明変数とした。各クラスでは割り付け数が異なるため、平方和の計算にはタイプⅢの方法を用いる。なお、この分散分析では有意水準 5%を基準に検討する。

表 3 興味スコアの平均・標準偏差

| 項目1. 人工知能 (AI) に興味がありますか？ | | | | | | |
|---------------------------|---------------|------|---------------|------|---------------|------|
| | 全体 (n = 183) | | クラス1 (n = 24) | | クラス2 (n = 22) | |
| | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 |
| 平均 | 2.46 | 3.00 | 2.42 | 3.21 | 2.73 | 3.09 |
| 標準偏差 | 0.59 | 0.52 | 0.58 | 0.59 | 0.55 | 0.61 |
| | クラス3 (n = 25) | | クラス4 (n = 20) | | クラス5 (n = 23) | |
| | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 |
| 平均 | 2.52 | 3.00 | 2.25 | 2.75 | 2.39 | 2.91 |
| 標準偏差 | 0.51 | 0.50 | 0.55 | 0.55 | 0.50 | 0.51 |
| | クラス6 (n = 24) | | クラス7 (n = 23) | | クラス8 (n = 22) | |
| | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 |
| 平均 | 2.58 | 3.08 | 2.48 | 3.09 | 2.27 | 2.82 |
| 標準偏差 | 0.65 | 0.50 | 0.59 | 0.29 | 0.70 | 0.50 |

表 4 学習する意義のスコアの平均・標準偏差

| 項目2. 人工知能 (AI) を学ぶ意義はあると思いますか？ | | | | | | |
|--------------------------------|---------------|------|---------------|------|---------------|------|
| | 全体 (n = 183) | | クラス1 (n = 24) | | クラス2 (n = 22) | |
| | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 |
| 平均 | 3.50 | 3.70 | 3.50 | 3.67 | 3.73 | 3.77 |
| 標準偏差 | 0.73 | 0.61 | 0.59 | 0.70 | 0.55 | 0.53 |
| | クラス3 (n = 25) | | クラス4 (n = 20) | | クラス5 (n = 23) | |
| | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 |
| 平均 | 3.56 | 3.80 | 3.55 | 3.80 | 3.35 | 3.52 |
| 標準偏差 | 0.71 | 0.50 | 0.76 | 0.41 | 0.88 | 0.73 |
| | クラス6 (n = 24) | | クラス7 (n = 23) | | クラス8 (n = 22) | |
| | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 | 事前 | 事後 |
| 平均 | 3.54 | 3.71 | 3.30 | 3.74 | 3.45 | 3.59 |
| 標準偏差 | 0.59 | 0.62 | 0.93 | 0.54 | 0.80 | 0.80 |

興味のスコアを被説明変数とする分散分析に先立ち、Mendoza の多標本球面性検定 (Mendoza 1980) を行い、球面性 (Sphericity) が仮定できることを確認した (Mendoza's $\Lambda = 0.07$, $p = 0.62$)。分散分析の結果、興味のスコアにおいて、クラス間 ($F[7, 175] = 2.45$, $p = 0.02$) および事前・事後 ($F[7, 175] = 111.64$, $p < 0.01$) の差異が有意に見られる結果であった。なお、2つの説明変数の交互作用の影響は有意ではなかった ($F[7, 175] = 0.75$, $p = 0.63$)。クラス間の差異が見られたため、Holm の方法 (Holm 1979) で多重比較²を行ったところ、各クラス同士のペア比較では有意な差が見られなかった。すなわち、すべてのクラスで興味の平均スコアが同程度であるとは言い難いものの、具体的にどのクラス間で差があるかは検出できない結果であった。したがって、興味のスコアは、クラス

間で平均的な違いがあるものの、全体的には事後のほうが事前より高いことがわかった(事前平均 2.46 vs. 事後平均 3.00)。

次に、学習する意義のスコアを被説明変数とする分散分析を行った。興味のスコアと同様に、分析の前に多標本球面性検定を行い、球面性が仮定できることを確認した (Mendoza's Lambda = 0.01, $p = 0.18$)。分散分析の結果、クラス間の差異 ($F[7, 175] = 0.73, p = 0.64$) は有意ではなかったが、事前・事後の差 ($F[7, 175] = 13.88, p < 0.01$) は有意であった。また、2つの説明変数の交互作用の影響は有意ではなかった ($F[7, 175] = 0.55, p = 0.80$)。したがって、学習する意義のスコアはクラスに関わらず、事後のほうが事前よりも高いことがわかった(事前平均 3.50 vs. 事後平均 3.70)。以上の興味および学習する意義のスコアにおける分散分析表は表 5 に示した。

表 5 分散分析表

| | 被説明変数1. 興味のスコア | | | | | 被説明変数2. 学習する意義のスコア | | | | |
|-----------|----------------|-----|-------|--------|--------|--------------------|-----|------|-------|--------|
| | 平方和 (タイプIII) | 自由度 | 平均平方 | F値 | p値 | 平方和 (タイプIII) | 自由度 | 平均平方 | F値 | p値 |
| クラス | 6.32 | 7 | 0.90 | 2.45 | 0.02 | 3.38 | 7 | 0.48 | 0.73 | 0.64 |
| 個人差 | 64.41 | 175 | 0.37 | | | 115.08 | 175 | 0.66 | | |
| 事前・事後 | 26.46 | 1 | 26.46 | 111.64 | < 0.01 | 3.71 | 1 | 3.71 | 13.88 | < 0.01 |
| クラス×事前・事後 | 1.24 | 7 | 0.18 | 0.75 | 0.63 | 1.02 | 7 | 0.15 | 0.55 | 0.80 |
| 個人内の偶然誤差 | 41.48 | 175 | 0.28 | | | 46.74 | 175 | 0.26 | | |
| 全体 | 140.22 | 365 | 0.38 | | | 169.96 | 365 | 0.47 | | |

有意水準5%を下回るp値には下線を付した。

自由記述の「どういう要素があれば人工知能と呼べるか」の設問では、テキストマイニングツールの KH Coder (Version 3.Beta.03) を用いて前処理をした上で、共起ネットワーク分析によって可視化し、事前・事後で比較する。ノードは登場数 10 以上の単語、Jaccard 係数 0.2 以上の共起関係とし、サブグラフ検出は Modularity に基づいたものとした。結果を図 2 に示す。事前アンケートの結果ではサブグラフの数が少なく、画一的で解像度の低い回答しか得られない傾向にあることがわかる。一方、事後アンケートの結果では、多様な単語が共起関係にあることから、自分なりの考えを言語化できている傾向にあることがわかる。また、サブグラフを確認すると、「データ」や「学習」といった単語が出現しているものも確認でき、学習過程やデータの重要性などに言及できていることがわかる。

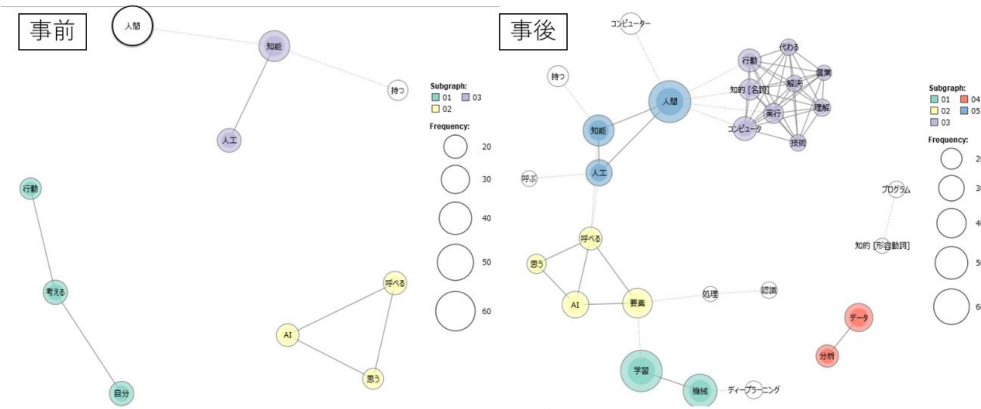


図 2 事前・事後アンケートの共起ネットワーク

続いて、「人工知能はどこで使われているか」の設問では、事前・事後での抽出語句の対応分析を行った。実行結果を図 3 に示す。語句の最小出現数は 5、表示には差異が顕著な語句上位 20 語のみを可視化している。これは、原点付近は特徴のない語句が集まり、事前・事後の座標に近ければそれらは特徴的な語句であることを示している。結果を確認すると、事前・事後に共通して掃除ロボットや Siri に言及するものが多いことがわかる。しかし、事前ではスマートフォンそのものが AI であるという語句などがみられたが、事後ではスポーツや化粧品などの具体的なサービス事例を挙げていることがわかる。

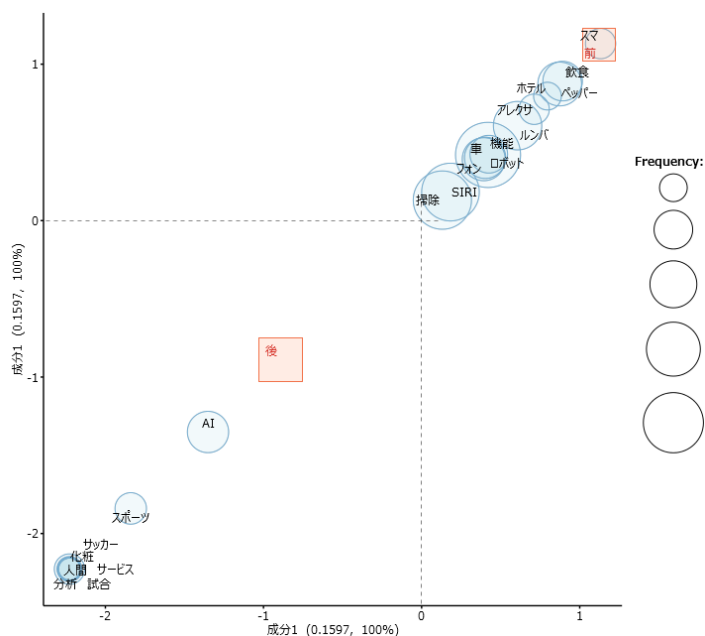


図 3 対応分析結果

考察

まず、事前・事後アンケートの分析に基づき、受講生の人工知能に対する興味や関心、理解の変化に関する考察を行う。受講生の人工知能に対する興味と学習する意義は、本研究で開発した教材の実施前後で変化し、いずれも実施後のほうが高くなった。この点は、本研究で開発した教材を用いることで、受講生の人工知能に対する興味や学習する意義といった動機づけを促すことができる可能性があるかと推察される。こうした受講生の興味と学習する意義の向上は昨年度の教材でも確認されたが、本研究では昨年度よりも多くのクラスでもこの傾向を確認することができた。

次に、クラス間の差異は学習する意義のスコアでは見られなかった。一方、興味のスコアでは、分散分析においてクラス間の差異が見られたものの、多重比較におけるペア比較では違いが見られなかった。分散分析と多重比較が矛盾する結果になったのは、ペア比較の数が多かったことにより、多重比較における第 1 種の過誤をコントロールするための有意水準の補正が厳しくなったため、2 つの分析で異なる結果になったと考えられる（橋本・村井 2015）。さて、こうした教員の専門領域によるクラス間の差異の有無が興味と学習する意義で異なった要因として、開発した教材のコマシラバスには、各コマの意義（目的）

が設定され、毎回の授業で受講生に説明されていたことが考えられる。あわせて、開発した教材全体の目的も教員と受講生で共有されていた。このことから、学習する意義については、どのクラスでも共通した内容が説明され、結果として、クラス間の差異が見られなかった可能性がある。一方で、興味を促す内容は開発した教材にも含まれ、共通の内容もあったが、これ以外の AI の活用事例といった内容を提示する裁量が各教員にはあったため、興味のスコアにおいて教員の専門領域によるクラス間の差異が見られたと考えられる。

そして、いずれのスコアでも交互作用の影響が見られなかったため、この分析では、特定のクラスで、より教材の効果を強められる（弱められる）とはいえない結果であった。これは専門領域が各教員で異なるとはいえども、授業運営の共通化が図られる仕組み（たとえば、授業後の打ち合わせ）があり、クラス間の差異が限定的になったと考えられる。そのため、特定のクラス（たとえば、情報学を専門とする教員が担当）が突出して、他のクラスよりも教材の効果が高くならなかったといえるだろう。

続いて、テキストマイニングでは、事後アンケートにおける共起ネットワークの出現する語句に「学習」や「データ」、対応分析に「サッカー」や「化粧」などがみられることから、授業後の方が人工知能に対する知識の解像度が高まり、各質問への回答が詳細に記述できている可能性がある。対応分析の事後でサービスに関する事例を取り上げたグループ（図 3 左下）の自由記述内容を確認すると、「どういう要素があれば人工知能と呼べるか」の設問においても具体的な回答が見受けられた。例えば、「人が操作をしなくても自分で作業できるという要素」という曖昧な回答から「if-then 文のように予め形式を決めて分析をするだけでなく、自身で法則性を予測し、情報として伝播できる」など、データから法則性を見出す点に言及できているケースなどである。昨年度において、「人工知能はどこで使われているか」の設問ではあまり差がみられなかったことと比較すると、本年度の教材は理解を深める一つの要因となったと考えられる。しかしながら、応用例に関する受講生の記述をみると、「スポーツにおいて、選手の運動量などのデータから、コンディションを検出し、選手交代のタイミングなどを導き出すことに用いられている。」など、データの内容にまで言及できているものがある一方、単に事例を列挙しているに留まっているものも多くを占めており、応用例の理解という点では不十分であった。

最後に、事後アンケートのみで記述を求めた授業方法や内容に関する感想を定量的に評価するために、文章の内容を目視によってポジティブ、ネガティブ、フラットの 3 種類のラベル付けを行った。ラベルの付与の基準として、人工知能に対して好意的な印象をもったものや、今後も継続して学ぶ意欲が読み取れるものをポジティブ、授業内容の難易度や意義に疑問を持つものをネガティブ、どちらでもないものをフラットとした。このラベルを変数とし、フィッシャーの正確確率検定を用いてクラス間の差を分析したところ、クラス間の分布に差があるとはいえなかった ($p=0.08$) もの、比較的 p 値は低い結果となった。実際に受講生のネガティブな回答を確認すると、「グループ内での話し合いがあまりできていなかったと感じました。」「あまりグループ内で意見の交換ができなかったと思う。」などが得られたことから、グループ活動時のファシリテーションなどが満足度に影響した可能性がある。

本実践中の受講生の様子

昨年度からの大きな変更点として、本実践では、第 2 回で Teachable Machine の使用、第 3 回で「Titanic: Machine Learning from Disaster」を用いた確認テストをグループ単位で取り組むことを行った。

これらの変更点について、授業での受講生の様子を観察すると、第 2 回での人工知能を作る体験では能動的な活動が見られた。この回で実際に作成された人工知能の例として、

目線によって授業中の受講生の集中度を分類するモデル（ポーズ分類モデル）、授業中の騒音分類モデル（音声分類モデル）、ラーメンの画像から店舗を分類するモデル（画像分類モデル）、そして、海岸画像から平常時と津波を分類するモデル（画像分類モデル）などがあった。第3回においても、Google Colaboratoryでの分析時にはグループでの議論も活発化し、設問に対する自身の仮説を説明する様子も伺えた。

このように実際に作る体験やデータの処理そのものよりも処理結果をもとに考える実習を中心とする授業設計は、能動的な授業の参加を促し、人工知能に対する興味、学習する意義、そして理解を高める要因になった可能性がある。

本研究の限界と今後の課題

本研究で開発した教材は、昨年度の課題を踏まえて、受講生が人工知能の応用例をより検討することを目指したものであった。しかし、受講生のアンケートにおける記述内容を見るに、この点がいまだ課題となることも示唆された。この意味で、本研究で開発した教材は、人工知能および応用例を考えるための基礎的なリテラシーを提供するものであったと考えられる。

次に、開発した教材の効果は、授業を運営する教員の専門領域により、変化する可能性が示唆された。具体的には、受講生の興味を促すような具体例の提示とグループワークを効果的に進める教員のファシリテーションが想定される。本研究ではこれらの要因について詳細な分析がされていないため、今後、授業の運営方法に焦点を当て、開発した教材、もしくはこの他のデータサイエンス教育プログラムの効果を促進（抑制）する条件を検討することが求められるだろう。

人工知能の技術と実社会における応用ができる人材の育成という観点に立つてみると、今後、ビジネスや地域の課題を人工知能で解決するようなテーマを設定することが考えられるであろう。こうしたテーマは人工知能のみならず、扱う課題に対する理解も必要となるため、受講生が人工知能の応用例を深く検討することが期待できる。したがって、今後の課題として、人工知能の基礎的なリテラシーを身につけながら、実社会における応用例を具体的に考えることができる教材の探究が求められる。こうした教材を授業時間数が制約された単一の科目だけで実践するのではなく、1年次の情報科目や3年次の専門ゼミナールなどの発展科目と連携を取りながら展開することも重要であろう。すなわち、人工知能の技術と実社会における応用ができる人材の育成には、科目間やカリキュラム設計といった視点の探究が今後より求められるであろう。また、受講生のみならず、教職員においてもDX（Digital Transformation）による業務効率化や、理工系・人文社会系に限らず人工知能を活用した研究活動を積極的に推し進めるなど、先端技術に日常的に関わる空気を醸成することも重要である。

おわりに

本研究では、2年次必修科目である「専門基礎ゼミナール」において、教員の専門分野によらない共通教材として人工知能に関する教材を開発した。事前・事後アンケートの分析の結果から、本研究が開発した教材は、データサイエンス教育における基礎的な内容を教授するときの共通教材として活用できる可能性が示唆された。また、本教材が人工知能に対する学習意欲の向上や理解を深めることに寄与できている結果が得られた。昨今のデータサイエンス教育の関心の高まりに対し、情報教員が不足している現状において、本教材は授業運営などで効果に差が生じる可能性があるものの幅広く活用できるため、デー

タサイエンス教育を浸透させる一助となりうるだろう。その一方で、人工知能の技術と実社会における応用ができる人材の育成の観点では、本教材のみでは不十分であることも明らかとなった。そのためには、地域や企業と連携したデータサイエンスによる課題解決の取り組みを充実させるなど、学部あるいは大学全体での教育方針の再設計も検討しつつ、理解と応用力が深まる教育手段を探索しなければならない。

謝辞

匿名の査読者 2 名には有益なコメントをいただきました。記して感謝申し上げます。

本研究の実践にあたり、北陸大学経済経営学部 2021 年度「専門基礎ゼミナール」を担当された先生方には調査の協力をいただきました。心より感謝申し上げます。

本研究は、2022 年度北陸大学特別研究助成「データサイエンス教育および研究基盤の強化を目的としたデータサイエンスセンター（仮称）の設立」の支援を受けたものです。

注

¹ アンケートの回収ができなかったクラスの教員の専門領域は、経済学、教育学、体育学それぞれ 1 名であった。

² Holm の方法では、まず各水準のペア比較（ t 検定）を行う際、有意水準 α をペア比較の回数だけ存在する帰無仮説の数 N で除して補正し、検定する。まず、各ペア比較の結果を p 値が小さい順に並べ、最も小さい p 値と α/N の大小を比べる。最も低い p 値が α/N 以上であれば、帰無仮説は棄却せず、 α/N より小さければ、帰無仮説は棄却される。帰無仮説が棄却された場合、次に小さい第 2 位の p 値は $\alpha/(N-1)$ と補正した有意水準と比べる。同様に、2 番目に小さい p 値が $\alpha/(N-1)$ 以上であれば、帰無仮説を棄却せず、 $\alpha/(N-1)$ より小さければ、帰無仮説は棄却される。これを繰り返し、第 $(k-1)$ 位の帰無仮説が棄却されたならば、第 k 位の有意水準は $\alpha/(N-[k-1])$ と補正する。つまり、 p 値 $< \alpha/(N-[k-1])$ となる最大の k を上記の手続きで確認し、第 1 から k 位までの帰無仮説は棄却、第 $k+1$ 位以降は帰無仮説を棄却しないようにする。今回、8 クラスあるため、ペア比較における帰無仮説の数は 28 ある。したがって、最も小さい p 値は補正された有意水準 $0.05/28 \approx 0.0017$ と比べることになる。

参考文献

Holm, Sture (1979), "A simple sequentially rejective multiple test procedure," *Scandinavian Journal of Statistics*, Vol.6, No.2, pp.65-70.

Kaggle (2018), "A data science framework: To achieve 99% accuracy", <https://www.kaggle.com/code/ldfreeman3/a-data-science-framework-to-achieve-99-accuracy/notebook>, accessed June 18, 2022.

Mendoza, Jorge L. (1980), "A significance test for multisample sphericity," *Psychometrika*, Vol.45, No.4, pp.495-498.

掛下哲郎 (2017), 「国内 750 大学の調査から見てきた情報学教育の現状：(2) 情報専門教育編」、『情報処理』, Vol.58, No.6, pp.520-525.

鈴木大助 (2019), 「一般情報教育における人工知能を利用したスマートフォンアプリ開発演習」、『情報処理学会論文誌教育とコンピュータ』, Vol.5, No.3, pp.51-57.

総務省（2021）、「令和 3 年版 情報通信白書」、<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/pdf/index.html>、2022 年 6 月 18 日参照。

内閣府（2016）、「科学技術基本計画」、<https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5honbun.pdf>、2022 年 6 月 18 日参照。

沼晃介・吉田享子（2020）、「非理工系情報学部における深層学習と人工知能の教育に関する検討」、『専修大学情報科学研究所報』、Vol.95、pp.21-24。

橋本貴充・村井潤一郎（2015）、「分散分析で有意になり多重比較で有意差がない確率」、『日本心理学会大会発表論文集 日本心理学会 第 79 回大会』、1EV-063。

藤本雄紀・日下恭輔（2021）、「2 年次基礎ゼミナールにおける Google Colaboratory を利用したデータサイエンス教育の実践」、『研究報告コンピュータと教育（CE）』、2021-CE-159（28）、pp.1-8。

文部科学省（2021）、「令和 3 年版 科学技術・イノベーション白書」、https://www.mext.go.jp/b_menu/hakusho/html/hpaa202101/1421221_00023.html、2022 年 6 月 18 日参照。