

原著

数理・データサイエンス教育に必要不可欠な 思考のパラダイムシフト

— 二項対立的思考から多元的思考へ —

中田 康夫¹⁾²⁾³⁾ 伴仲 謙欣²⁾³⁾⁴⁾ 村上 勝彦⁵⁾ 國崎 大恩⁶⁾
桐村 豪文⁷⁾ 高松 邦彦⁸⁾

Paradigm shift in thinking essential for mathematical and data science education in basic nursing education: from dichotomous thinking to pluralistic thinking

Yasuo NAKATA¹⁾²⁾³⁾, Kenya BANNAKA²⁾³⁾⁴⁾, Katsuhiko MURAKAMI⁵⁾,
Taion KUNISAKI⁶⁾, Takafumi KIRIMURA⁷⁾, and Kunihiro TAKAMATSU⁸⁾

要旨

看護基礎教育における数理・データサイエンス教育のミニマム・エッセンシャルズを検討するなかで、これまで、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチは、表裏一体の関係であり、時系列上でどの時点からスタートしているかで異なっているのではないかという仮説を提示したが、その検証までには至らなかった。本論文では、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチが表裏一体の関係であることを、身近にある具体例を用いて検証する。そのうえで、数理・データサイエンス教育においては、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチについて、両者を個別に取り扱うというのではなく、両者の関係性を理解して、両者を使いこなせるように教育することが重要であるが、そのためには、日本人が陥りやすい二項対立的思考を超えて、多元的思考へと思考のパラダイムシフトが必要であることについて言及する。

キーワード：数理・データサイエンス教育、パラダイムシフト、アブダクション、二項対立的思考、多元的思考

Abstract

In this paper, we examine the inextricable relationship between data-driven and hypothesis-driven approaches using familiar concrete examples. In mathematical and data science education,

1) 保健科学部看護学科 2) 教育研究推進センター 3) ときわ教育推進機構 4) 神戸常盤大学短期大学部口腔保健学科 5) 東京大学
6) 福井県立大学学術教養センター 7) 弘前大学教育学部 8) 東京工業大学企画本部

it is important to understand the relationship between data-driven and hypothesis-driven approaches and to educate students to use both approaches, rather than to treat them separately. To this end, a paradigm shift from dichotomous to pluralistic thinking, in which the Japanese tend to fall, is necessary.

Key words: Mathematical and data science education, paradigm shift, abduction, dichotomous thinking, pluralistic thinking

緒言

米国の人工知能 (Artificial Intelligence : AI) 研究所である OpenAI が 2022 年 11 月 30 日に発表した、オリジナルのテキストを生成することができる人工知能ツールである「ChatGPT」は、瞬く間に世界中を席卷した。

このことは、膨大なビッグデータを人間の能力を超えた AI が解析し、その結果がロボットなどとおして人間にフィードバックされることで、これまでにはできなかった新たな価値が産業や社会にもたらされる社会¹⁾である内閣府が示す Society5.0 が、いよいよ現実のものになってきたことを示している。それと同時に、総務省²⁾や経済産業省³⁾が示すデジタルトランスフォーメーション (Digital Transformation、以下 DX) をも、これまで以上に加速度的に進めていく原動力として大きく寄与するであろう。

わが国では、Society5.0 や社会の DX 化に備えて、高等教育機関における数理・データサイエンス教育の強化に取り組んでいる^{4)~7)}。このような状況のなか、われわれは過去 3 年間、保健師助産師看護師学校養成所指定規則の改正⁸⁾に伴い 2022 年度から適用される新カリキュラムに向けて、看護基礎教育における「数理・データサイエンス教育」のミニマム・エッセンシャルズを明らかにすることを試みてきた。2021 年には、2020 年 4 月に数理・データサイエンス教育強化拠点コンソーシアムが公開した「モデルカリキュラム (リテラシー

レベル)』⁹⁾をもとにしつつも、ここには明示されていない数理・データサイエンスの哲学的背景である「データドリブン型 (データ駆動型) アプローチ」を入れ込んだ看護基礎教育における「数理・データサイエンス教育」のミニマム・エッセンシャルズを提唱した¹⁰⁾。2022 年には、数理・データサイエンス教育において、「データドリブン型 (データ駆動型) アプローチ」を入れ込む必要性について、理論的根拠を示しつつ詳述した。加えて、演繹・帰納と並ぶ第 3 の推論としてパースが提唱した「アブダクション (仮説推論)」¹¹⁾を、看護基礎教育における数理・データサイエンス教育のミニマム・エッセンシャルズとして入れ込む必要があるのかどうかについて検討することを、次の課題として明示した¹²⁾。これを受けて 2023 年には、数理・データサイエンス教育において、「アブダクション (仮説推論)」を入れ込む必要性について、仮説推論ともいわれるアブダクションが、データから仮説を形成するデータドリブン型アプローチと非常に親和性が高いという理論的根拠を示しつつ詳述した¹³⁾。

しかし、データドリブン型アプローチやアブダクションは、Society5.0 や DX という用語 (概念) が出現してきたなかで注目されてきた用語であるため、そもそも用語自体、ひいてはその定義さえも未だ多くの教育者や研究者 (研究分野) に定着しているとは言い難い。実際のところ、われわれが研究を進めてきた 2020 年からの 3 年間において、数理・データサイエンス教育に関する文献を目にす

る機会は増えてきたが、それらの文献においてデータドリブン型アプローチと、それとの親和性が高いアブダクション（仮説推論）に関して記されているものは管見の限り存在しない。また、われわれは先の論文¹²⁾で、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチは、表裏一体の関係、すなわちデータドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチは、時系列上でどの時点からスタートしているかで異なっているのではないかという仮説を提示したが、その検証までには至らなかった。

本論文では、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチが表裏一体であることを、身近にある具体例を用いて検証する。そのうえで、数理・データサイエンス教育においては、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチについて、両者を個別に取り扱うというのではなく、両者の関係性を理解して、両者を使いこなせるように教育することが重要であるが、そのためには、日本人が陥りやすい二項対立的思考を超えて、多元的思考へと思考のパラダイ

ムシフトが必要であることについて言及する。

データドリブン型アプローチと 仮説ドリブン型アプローチが 表裏一体の関係であることを示す具体例

1. 歴史上の事例

1) ジョン・スノウのコレラマップ

1854年、ロンドン中心部のソーホー地区でコレラが大流行した。8月末から流行が始まり、9月末に終息するまで1か月間で616名の死者を出した。このとき、ロンドンの外科医であったジョン・スノウは、コレラの患者（死者）の住所を聞き出し、ソーホー地区の地図にその住所を点（ドット）で重ね合わせたドットマップ（図1）¹⁴⁾を作成することにより、誰も気づかなかった明確なパターン、すなわち特定の水道ポンプ（ブロード・ストリートのポンプ）とコレラの発生率の間に明確な関連性があることを発見し、最終的には流行の発生源を突き止めた。この地図はコレラの終息に大きく貢献し、スノウは今日では「疫学の父」と呼ばれ

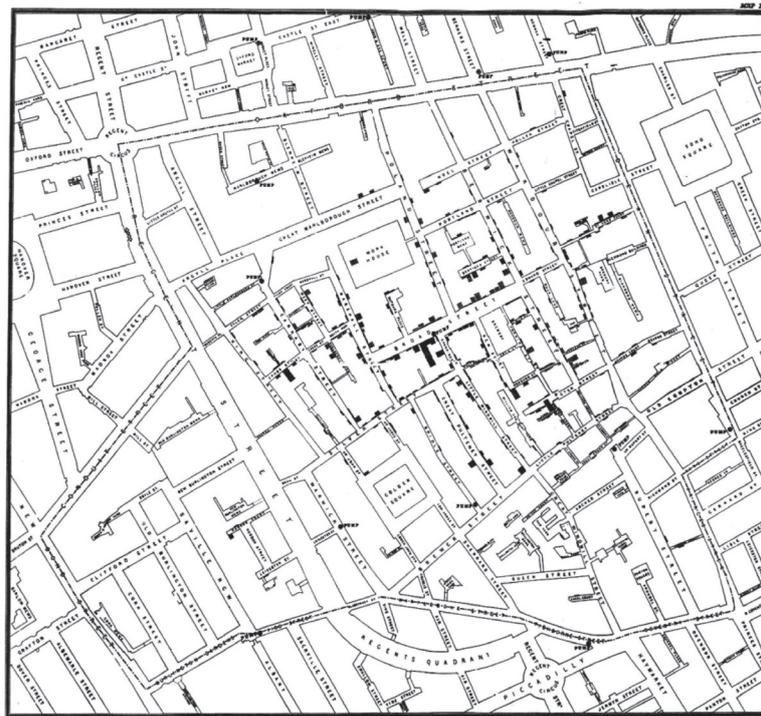


図1 ジョン・スノウのコレラマップ (1855)¹⁴⁾

ている。なお、コッホがコレラ菌を発見するのは、それから30年後のことである。

スノウの行ったドットマップの作成過程だけを見ても、大量のデータを整理・分析し、そのデータから新たな知見や法則性を見出すタイプのアプローチであるデータドリブン型アプローチであるといえる。

ただし、現在もそうであるが、従来の医学研究は仮説ドリブンアプローチでなされていることから、スノウがデータを収集する際にコレラの感染源は水にあるという仮説を立てていた可能性は否定できない。この点からみると、スノウの研究には仮説ドリブン型アプローチの要素も含まれているともいえる。

したがって、スノウが発見したロンドン中心部でのコレラの感染源の特定は、疫学と情報学の観点からみると、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチの両方を含んでいると考えることができるが、全体としてみると、スノウの研究はデータ収集と分析に重点を置いており、

その結果から新たな知見を導き出すことが主目的であったため、スノウの研究のアプローチはデータドリブン型アプローチであったといえる。

2) フローレンス・ナイチンゲールの鶏頭図

フローレンス・ナイチンゲールは、クリミア戦争中にイギリス軍の看護師として活躍し、その後、近代看護の創設者として広く知られるようになった。彼女は、データの視覚化によって情報を効果的に伝える手法を用いたことで、戦時の医療改革に大きな影響を与えた。

ナイチンゲールは、戦場の病院で兵士たちが病气や負傷により死亡していることに気づき、その原因を突き止めるために兵士たちの死亡原因に関するデータを収集した。そのデータに基づいて、「鶏頭図（コクサグラム、鶏のとさかの図、鶏冠図）¹⁵⁾」と呼ばれる図を作成した（図2）。これは、円グラフの一種で、色分けされたセクターが時間の経過とともに広がっていく様子が表現されている。

ナイチンゲールの鶏頭図は、兵士たちが戦傷よ

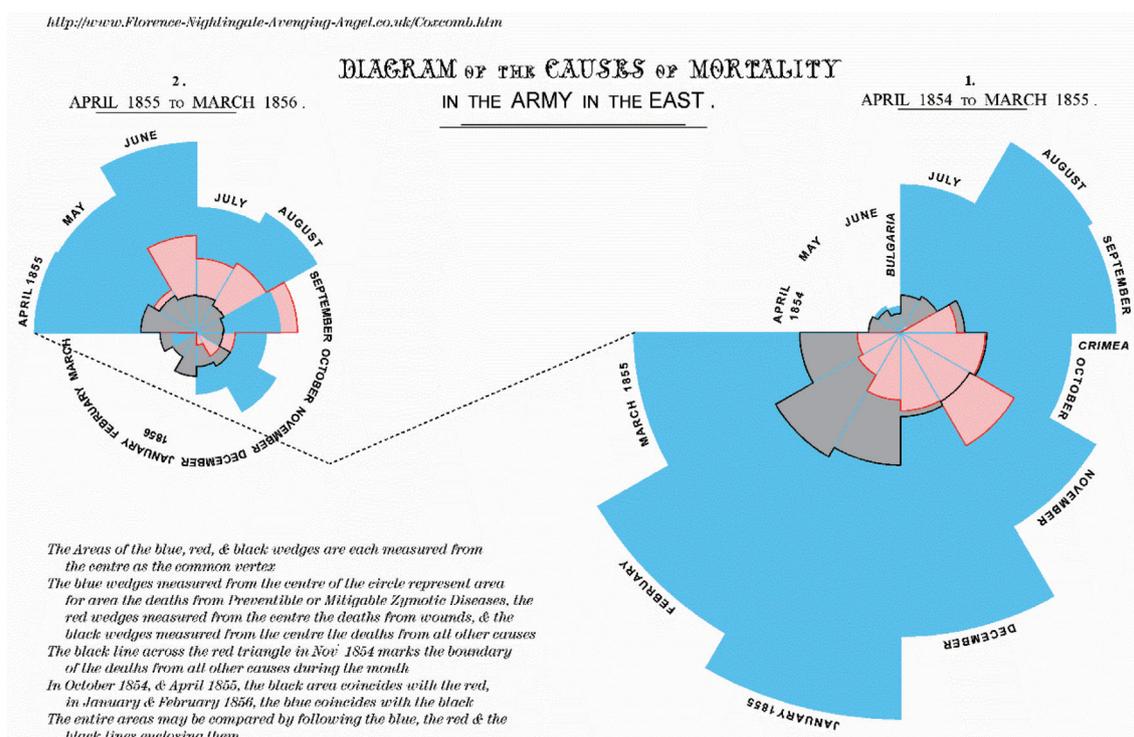


図2 フローレンス・ナイチンゲールの鶏頭（鶏冠）図（1858）¹⁵⁾

りも感染症や不衛生な環境が死亡原因の主要因であることを明らかにした。この鶏頭図は、当時の政府や軍に対し、病院の衛生状態や医療の改善が喫緊の課題であることを訴えるために使用された。その結果、ナイチンゲールの努力によって衛生状態が改善され、兵士たちの死亡率が大幅に減少した。彼女のこの活動は、データを視覚化することで問題点を明確にし、政策変更や改革を促す力をもつことを示している。

鶏頭図から得られた知見は、彼女が事前に特定の仮説を立てて検証したわけではなく、データを分析することで新たに発見されたものである。つまり、ナイチンゲールが鶏頭図を作成する過程は、大量のデータを収集・分析し、そのデータから新たな知見や法則性を見出すことに重点を置くデータドリブン型アプローチに分類される。

ただし、ナイチンゲールがデータを収集する際に、病院の衛生状態や医療の質が兵士たちの死亡率に影響を与えている可能性を考慮し（仮説を立て）ていたことは否定できない。この点からみると、彼女の研究には仮説ドリブン型アプローチの要素も含まれているといえる。しかし、全体としてみると、彼女の研究はデータ収集と分析に重点を置いており、その結果から新たな知見を導き出すこと

が主目的であったため、彼女の主のアプローチはデータドリブン型アプローチであったといえる。

2. 統計学の事例

ここでは、統計学の多変量解析に含まれる、主成分分析と因子分析の2つの手法に焦点を当てる。その理由は、主成分分析と因子分析は数学的な解析手法が同一であり、解析後に出てくるデータの値が同じになってしまうことから、両者がしばしば混同されてしまうからである。具体的にいえば、両者は数学的に「分散を最大にする」ことを目的とした同じ解析をとおして解が求められることが多いため、混同されがちなのである。しかし、両者はそもそも「思想」が異なる解析手法であることについて考察する。ちなみに、両者はともに、ロンドン大学に関わる縁をもち、かつ、ほぼ同時期に着想された¹⁶⁾。

主成分分析は、多数の観測変数（直接的に測定された変数のことであり、因子分析でいえば「項目」にあたる＝説明変数）から少数の主成分という合成変数（＝目的変数）を作り出す手法であり、原因は観測変数であり結果が主成分となる（図3）。換言すれば、主成分分析は、観測変数（データ）の情報量を削減（次元を圧縮）してデータの特徴

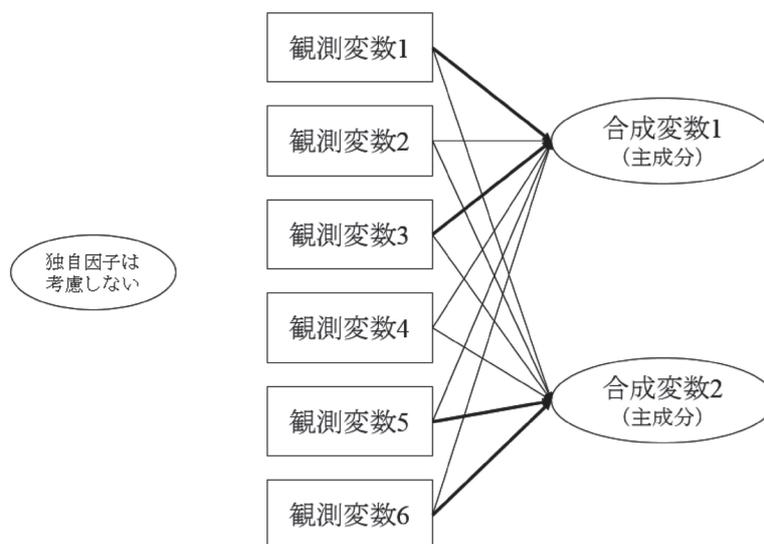


図3 主成分分析のモデル

を可視化したり要約したりするのに使われる。つまり、主成分分析により求めたいのは合成変数（主成分）であり、たとえば、ビールに対するマーケットリサーチの結果に対して主成分分析を行うことで、売れるビールの特徴として「のどごし」と「香り」を発見することが挙げられる。

一方、因子分析は、観測変数に影響を与えている共通因子（＝目的変数）を抽出する方法であり、原因は共通因子で結果が観測変数となる（図4）。換言すれば、因子分析は、複数の観測変数（データ）からその背後にある潜在的要素を発見するために使われる。つまり、因子分析により求めたいのは共通因子であり、たとえば、数学、物理、化学、英語、歴史、地理の6科目の試験の点数に対して因子分析を行うことで、6科目の試験の点数に影響を与える潜在的要素として「文系能力」と「理系能力」を発見することが挙げられる。

以上のように、主成分分析と因子分析は数学的な手法が同一にもかかわらず真逆の関係、すなわち対極にあたる位置づけなのである。

少々乱暴な記述で、数学者からはお叱りを受けるかもしれないが、少し感覚的な解説をする。主成分分析は、データが「何者かわからない」とい

う状態からスタートする。近年いわれるデータドリブン型アプローチということができる。主成分分析は、目の前の状況（手元にあるデータが何者かわからない）から、何か規則を見つけようとする手法だといえる、そのため、クラスター、要約などの解析と相性がよい。一方、因子分析は、データに対して「何か原因があるはずだ」と考え、その原因を明らかにする手法である。そのため、因子分析は仮説ドリブン型アプローチといえる。つまり、データの背後にある原因を説明しようとするアプローチである。

つまり上述したように、主成分分析と因子分析は「分散を最大にする」という点では同じ数式となるが、主成分分析はデータドリブン型アプローチであり、因子分析は仮説ドリブン型アプローチであるといえ、両者は表裏一体の関係であるといえる。

数理・データサイエンス教育における 思考のパラダイムシフトの重要性

われわれは、従来、仮説ドリブン型のアプローチとデータドリブン型のアプローチは、互いに独

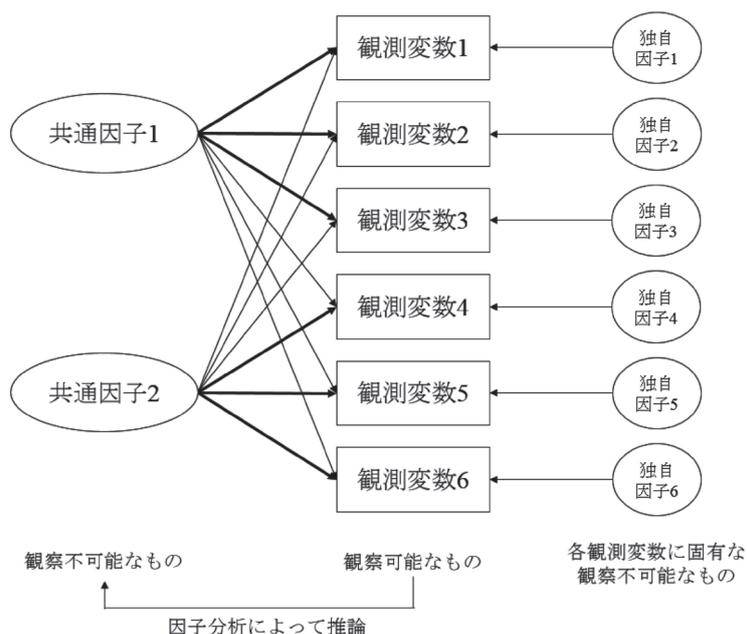


図4 因子分析のモデル

立に存在するのではなく、図5のように両者は表裏一体な関係にあるとの仮説を立て、そのうえで、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチは、時系列上でどの時点からスタートしているかで異なっているのではないかということを示すために、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチの循環サイクルを、図6のように時系列に表現した。データからスタートした場合はデータドリブン型アプローチと呼ばれ、仮説からスタートした場合は仮説ドリブン型アプローチと呼ばれるが、両者はデータと仮説から交互に生まれるため、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチは、表裏一体なのではないかというのがわれわれの主張であった。

今回の具体例を用いた検証によって、スノウによるコレラマップおよびナイチンゲールによる鶏

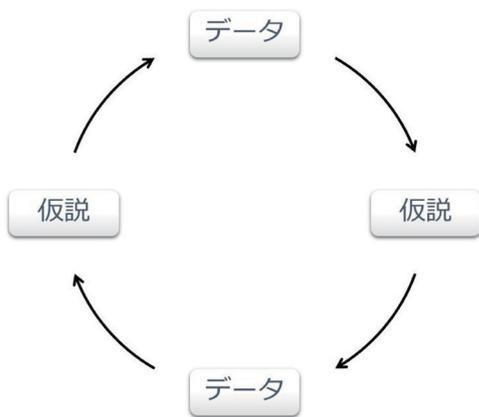


図5 仮説とデータの循環サイクル¹²⁾

頭図から知見を得る過程は、大量のデータを収集・分析し、そのデータから新たな知見や法則性を見出すことに重点を置くデータドリブン型アプローチであるといえる一方、仮説ドリブン型アプローチではないとも断言できないことを例示した。また、主成分分析と因子分析については、「分散を最大にする」という点では同一ではあるが、前者はデータドリブン型アプローチと捉えることができ、一方、後者は仮説ドリブン型アプローチと捉えることができることを示したうえで、両者は表裏一体の関係であることを確認した。これらにより、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチが表裏一体であるというわれわれの仮説(主張)は支持され得ると考える。

以上のことから、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチは表裏一体の関係であり、なおかつ数理・データサイエンス教育の哲学的な背景となっていることから、数理・データサイエンス教育においては、データドリブン型アプローチと仮説ドリブン型アプローチについて、両者を個別に取り扱うというのではなく、両者の関係性を理解して、両者を使いこなせるように教育することが極めて重要であり、なおかつ修得が不可欠な知識(思想・理念)であると考えられる。

しかし、日本人は二項対立的思考に陥りやすいともいわれている。すなわちここでは、スノウやナイチンゲールの研究は、データドリブン型ア

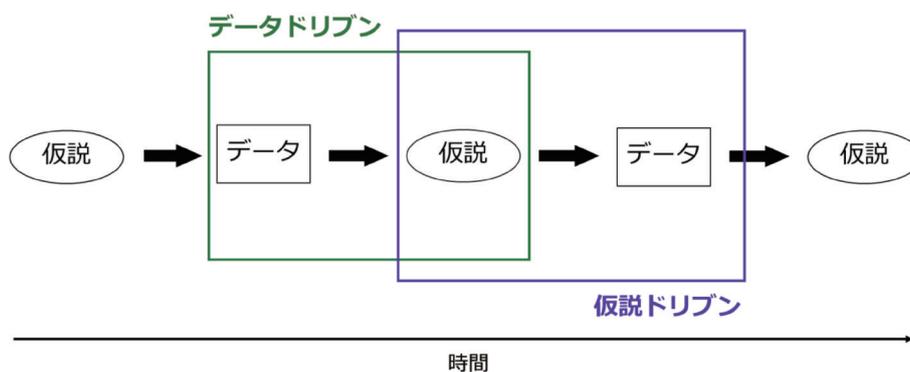


図6 仮説ドリブン型アプローチとデータドリブン型アプローチ¹²⁾

ローチなのか、はたまた仮説ドリブン型アプローチなのかという二項対立である。冒頭で取り上げた ChatGPT に対しても、「全面禁止」という意見が既に出されるなど、「是」か「非」かの二項対立的様相を呈している。この二項対立的な思考は、数理・データサイエンス教育においては足枷になる可能性が高い。その理由について、われわれの研究も踏まえて述べる。

われわれは、これまで、退学予測に取り組む一環として、将来に「退学する」「退学しない」の二者択一の予測と連続する値である将来の成績予測についての研究を行ってきた^{17)~19)}。この際、前者は精度良く予測することができたのに対し、後者は良い精度で予測することができなかつた。以前の数学が0か1かという離散的だったのに対し、近代の数学は、積分が取り扱えるようになったので、0から1の確率で考えることができるようになった。特に、「予測」という分野においては、単なる0か1かで考えるだけでなく、確率を考えることができるようになったのが特徴である。このあたりのことは、細かい数式まで学修する必要が全学生にあるとは考えないが、感覚的に知っているか、知っていないかは、機械学習を「使いこなす」という点からいうと大きな差になると考える。つまり、従来の二項対立(0か1か)的思考だけだと、機械学習の根本的な部分(離散的、連続的)が理解できないことから、ここからの脱却を図るために多元的思考が必要であるということである。

以上のことから、数理・データサイエンスを真に修得するためには、この二項対立的思考を超えて、多元的思考へと思考のパラダイムシフトが必要不可欠であると考えられる。

今後の展望

ここまで、数理・データサイエンス教育においては、二項対立的思考から多元的思考へと思考のパラダイムシフトが必要不可欠であると述べ

てきたが、「是か非か」「YesかNoか」「白か黒か」などの二項対立的思考に陥りがちな思考のパターンや思考の習慣／癖を多元的思考にシフトさせることが容易なこととは言い難い。したがって、数理・データサイエンス教育を思考のパラダイムシフトとセットで教授—学修するための方略について検討していくことが、本研究の次の課題である。

本研究は JSPS 科研費 20K10653 の助成を受けたものです。

文献

- 1) 内閣府. “Society 5.0”. https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/, (参照 2023-09-15).
- 2) 総務省. “デジタルトランスフォーメーション”. 2018, <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h30/html/nd102200.html>, (参照 2023-09-15).
- 3) 経済産業省. “デジタルトランスフォーメーションを推進するためのガイドライン”. <https://www.meti.go.jp/press/2018/12/20181212004/20181212004-1.pdf>, (参照 2023-09-15).
- 4) 数理及びデータサイエンス教育の強化に関する懇談会. “大学の数理・データサイエンス教育強化方策について”. 文部科学省. 2016, https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/koutou/080/gaiyou/_icsFiles/afieldfile/2016/12/21/1380788_01.pdf, (参照 2023-09-15).
- 5) 統合イノベーション戦略推進会議. “AI戦略 2019”. 2019, 首相官邸. https://www.kantei.go.jp/jp/singi/ai_senryaku/pdf/aistratagy2019.pdf, (参照 2023-09-15).
- 6) 大学の数理・データサイエンス教育強化方策推進検討委員会. “「数理・データサイエンス・AI教育の全国展開」の協力校の選定につ

- いて”. 文部科学省. https://www.mext.go.jp/content/20200330-mxt_senmon01-000006307_1.pdf, (参照 2023-09-15).
- 7) ベネッセホールディングス. “全ての大学生にデータサイエンス教育を実施できる環境の整備へ”. 2019, <http://between.shinken-ad.co.jp/univ/2019/08/datascience.html>, (参照 2023-09-15).
- 8) 文部科学省, 厚生労働省. “保健師助産師看護師学校養成所指定規則の一部を改正する省令の公布について”. 2020, <https://www.zenhokan.or.jp/wp-content/uploads/tuuti915-1.pdf>, (参照 2023-09-15).
- 9) 数理・データサイエンス教育強化拠点コンソーシアム. “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～”. 2020, http://www.mi.u-tokyo.ac.jp/consortium/pdf/model_curriculum.pdf, (参照 2023-09-15).
- 10) 中田康夫, 伴仲謙欣, 高松邦彦. 看護基礎教育における数理・データサイエンス教育のミニマム・エッセンシャルズ—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～をもとにして—. 神戸常盤大学紀要. 2021, vol.14, p.38-46.
- 11) 米盛裕二. アブダクション—仮説と発見の論理. 勁草書房, 2007.
- 12) 中田康夫, 伴仲謙欣, 國崎大恩, 桐村豪文, 高松邦彦. 看護基礎教育における数理・データサイエンス教育に必要なデータドリブン型 (データ駆動型) アプローチ—方法論間の信念対立に陥らないために—. 神戸常盤大学紀要. 2022, vol.15, p.12-19.
- 13) 中田康夫, 伴仲謙欣, 國崎大恩, 桐村豪文, 高松邦彦. 看護基礎教育における数理・データサイエンス教育に必要なアブダクション (仮説推論) —方法論間の信念対立に陥らないために—. 神戸常盤大学紀要. 2023, vol.16, p.52-59.
- 14) Snow, John. On the Mode of Communication of Cholera, 2nd Ed, John Churchill, London, 1855.
- 15) Florence Nightingale Museum. “Florence Nightingale’s statistical diagrams”. 1998, <http://www.florence-nightingale-avenging-angel.co.uk/GraphicsPaper/Graphics.htm>, (参照 2023-09-15).
- 16) 足立浩平. 特集：因子分析の近年の発展. 計算機科学. 2019, vol.32, no.1, p.19-20.
- 17) Murakami, Katsuhiko; Takamatsu, Kunihiko; Kozaki, Yasuhiro; Kishida, Aoi; Bannaka, Kenya; Noda, Ikuhiro; Asahi, Jyunichiro; Takao, Kazuyoshi; Mitsunari, Kenichiro; Nakamura, Tadashi; Nakata, Yasuo. Predicting the Probability of Student Dropout through EMIR Using Data from Current and Graduate Students”. Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), 2018 7th International Institute of Applied Informatics (IIAI) International Congress on. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). 2018, p. 478-481.
- 18) Takamatsu, Kunihiko; Murakami, Katsuhiko; Oshiro, Tsugumi; Sugiura, Aoi; Bannaka, Kenya; Nakata, Yasuo. Predicting the Probability of Student’s Academic Abilities and Progress with EMIR and Data from Current and Graduated Students”. Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), 2019 8th International Institute of Applied Informatics (IIAI) International Congress on. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). 2019, p.359-362.
- 19) 高松邦彦, 村上勝彦, 伴仲謙欣, 野田育宏, 光成研一郎, 大森雅人, 中田康夫. 教学 IR における機械学習の意義と可能性. 神戸常盤大学紀要. 2021, vol.14, p.22-29.