

# カントの『純粹理性批判』からみる AI・データサイエンス<sup>1</sup>時代

尹 清 洙

## I はじめに：存在論と生成論

昨年末にOpenAIによってリリースされたAIチャットボットのChatGPTで「Difference Between Eastern and Western Philosophy」を尋ねると6つの項目で整理して回答してくれた。その英文をGoogleの(機械)翻訳を使って日本語に(順)翻訳して、不自然な日本語を(「私はロボットではありません」にチェックを入れた)筆者が修正した後、英語に(逆)翻訳し、そして再び日本語に翻訳し、整理したのが表-1である。

表-1 東洋哲学と西洋哲学の違い

	東洋哲学	西洋哲学
起 源	インド、中国及び日本	古代のギリシャとローマ
焦 点	自然・集団との相互依存(調和)	個人主義
宗 教	宗教との融合	宗教との分離
方 法 論	瞑想・省察(内的探求)	分析・論理的推論(外的探求)
対 象	道徳、倫理	存在論、認識論
自 己 観	縁起的存在	個別的実体
俯瞰	生成論 VS 存在論	

出所：ChatGPT Feb 13Versionを基に筆者作成。

大局的に俯瞰するとやはり西洋哲学の根底には存在論(恒常不変のアイデア)があり、東洋哲学の基底には生成論(動的縁起説)があると言えるだろう<sup>2</sup>。

1 今年度末に退官される後藤正之教授には統計学関連の教育や研究において様々なご指導を頂いた。ここに記して心より深く感謝申し上げる次第である。

2 もちろん西洋にもヘラクレイトスをはじめ、フリードリヒ・ニーチェ、アンリ・ベルグソン、アルフレッド・ノース・ホワイトヘッド、マルティン・ハイデッガー、ジル・ドゥルーズ、ジョン・デューイなどの生成論の流れをくむ巨匠達もいる。

このようにAI（Artificial Intelligence、人工知能）は我々の生活に大変役に立つ存在になりつつある。このAIのプログラムの中枢を担っているのが機械学習である。

機械学習は様々なデータに潜む規則性を見出し、数式として定量化したり将来の予測や判断に用いたりするための方法である。機械学習は大量のデータを扱うことから統計学と密接な関係がある。特に、統計多変量解析は、機械学習の根幹をなす技術となっている。機械学習では統計多変量解析をベースにすることで複雑な知識表現が可能となった。

統計学は観測された標本（事象やデータ）から出発して、背後にある母集団の真実を探求しようとする帰納的方法論である。統計学では確率という概念を用いて得られた結論の信頼度を表すが、確率自体は純粋数学の領域で確率を計算するプロセスにおいて演繹的論理を用いて普遍性を獲得する。

しかし、イアン・ハッキング（2006）などでも論じられているように確率には統計的頻度としての客観確率と、信念の度合いとしての帰納的確率（主観確率）という二元性が存在する。

客観確率をベースとした頻度主義統計学は今でも大学での統計教育の中心内容となっている。他方、機械学習では主観確率をベースとしたベイズ統計学が広範囲で適用されるようになり、統計学のパラダイムシフトが生じている。

本稿では、カントの『純粋理性批判』の視点から、現在のAIの主要領域である機械学習のメイン技術を概観し、その背後で使用されている統計学の分析手法を取り上げながら、その深層にある頻度論（存在論）とベイズ（生成論）統計学の違いと融合について詳しく検討したい。

本稿の構成は以下の通りである。まず第Ⅱ節において、カントの『純粋理性批判』における「先験的総合」という命題について考察する。第Ⅲ節では確率の二元性による二つの統計学方法論の本質的違いと現象の背景に存在する母集団のパラメータの推計方法について検討する。そして第Ⅳ節では機械学習の要素技術や学習モデルの具体的な構築手順を概観しながら、頻度論とベイズ統計学の違いと融合について考察し、最後の第Ⅴ節では、本稿の結論をまとめる。

## Ⅱ 『純粋理性批判』における「先験的総合的命題」

インマヌエル・カント（Immanuel Kant、1724-1804）は認識論におけるイギリスの経験主義の主張を十分認めていた。そのため、『純粋理性批判』の改訂版（1787）

はフランシス・ベーコン (Francis Bacon, 1561-1626) の『大革新 (Instauratio magna)』(1605) の序言を引用しながら始めている。

“われわれは、われわれ自身については沈黙する。しかしながら、当面の課題とされている事柄については、人々がそれを単なる思いつきではなく、重要な事業であるとみなすように、さらには、われわれが何らかの学派ないしは教説の基礎をではなく、人間の福祉と尊厳の基礎を築くべく努力していることを、人々が確かなこととみなすようにわれわれは切に願っている。次には、人々が各自の利益に等しくあずかり、一公共の福利を顧みて一この事業に参画されるように。さらに、そのうえ、人々が良いことを希望し、われわれの革新を何か無限で超人間的なことのように想像したり、心的に理解したりすることのないように。なぜなら、まことにこの革新こそ限りない誤謬の正当な終局にして結末だからである。”<sup>3</sup>

同時にカントは経験主義の限界も洞察していた。そのため、序論は以下のように始まっている。

“経験は、疑いもなく、われわれの悟性が感性的な諸感覚としての生の素材を加工することによって産み出す最初の産物である。経験はまさにこのことによって最初の教訓であり、そしてその進展のなかできわめて無尽蔵な仕方新しいことを教えてくれるので、すべての将来の世代の連綿たる生活は、この経験の地盤上に集積されうる新しいもろもろの知識を決して欠くことはないであろう。それにもかかわらず、経験は決してわれわれの悟性が制限される唯一の分野ではない。経験は、なるほど何が現に存在するかをわれわれに語るが、しかしそれが必然的に、そのようにあらねばならず、他のようにあってはならないということを語らない。まさにそれゆえに、経験はわれわれにいかなる真の普遍性をも与えない。そして、この種の認識をそれほど渴望する理性は、経験によって満足させられるよりも、むしろ刺激される。ところで、同時に内的必然性の性格をもつような普遍的諸認識は、経験から独立し、それ自身だけで明晰かつ確実でなければならない。だから、そのような認識はアプリアリな認識と呼ばれる。というのは、反対に、もっぱら経験から借用されているものは、一般的に表現されるように、アポストリアリにのみ、あるいは経験的にのみ認識されるからである。”<sup>4</sup>

3 インマヌエル・カント (1787)、11頁。

4 同上書、55頁。

イギリスの経験主義の流れを継承しながら、デイヴィッド・ヒューム（David Hume、1711-1776）は『人間本性論』（1739）で懐疑主義を提示し、人間の知性や経験論の成果である数学、自然科学（物理学）の方法に疑問を投じた。

このような疑いに答えるために、カントは「先験的総合」という命題を考案した。

表-2 4つの命題

	アприオリな（先験的）命題 「必然的に真」	アポステリオリな（後験的）命題 「偶然的に真」
分析的命題 「新知識：無」	$3 + 2 = 5$ ( $3 + 1 = 4$ 、 $4 + 1 = 5$ ) 乙女は女性である	
総合的命題 「新知識：有」		外で雨が降っている 花子は乙女である

出所：カントの『純粋理性批判』（1787）を基に筆者作成。

まず、「 $3 + 2 = 5$ 」という命題を考えよう。このような命題は具体的に数えなくても我々はそれが「真」であることがすぐわかる。このような命題を「アприオリな（先験的）命題」という。経験以前に知っている自明な命題のことである。アприオリな（先験的）命題は常に「必然的に真」である。

次に、「外で雨が降っている」という命題を考えよう。この命題の真偽を判断するためには実際、窓を開けて外を見る必要がある。すなわち、経験を通じてやっと真偽がわかる。このような命題を「アポステリオリな（後験的）命題」という。雨は降っている可能性もあるし、降らない可能性もあり、たまたま降っているなら偶然的に真である。すなわち、アポステリオリな（後験的）命題は先験的命題と違って「偶然的真」である。

3 プラス 1 は定義上 4 であり、4 プラス 1 は定義上 5 であるので、3 プラス 2 は分析してみる（2 は定義上  $1 + 1$  であるので、 $3 + 1 + 1 = 5$ ）と必然的に 5 となる。

「乙女は女性である」も必然的に正しい。なぜなら乙女は定義上結婚していない女性であるからだ。このような命題を「分析的命題」という。分析的命題は必然的に正しいが、しかし、何の新しい知識を含有していない。

それに対して、「花子は乙女である」という命題は分析的命題ではない。「花子」という名前をいくら分析しても花子が結婚しているかどうかについては何の情報も得られない。花子が結婚しているかについては直接本人に聞くしかない。すなわち、

経験が必要となる。このような命題を「総合的命題」という。総合的命題は新しい知識を含有している。

表－3 ヒュームの懐疑主義

	アприオリな（先験的）命題 「必然的に真」	アポステリオリな（後験的）命題 「偶然的に真」
分析的命題 「新知識：無」	数学、幾何学	
総合的命題 「新知識：有」		自然科学（物理学）

出所：カントの『純粋理性批判』（1787）を基に筆者作成。

ヒュームは数学の命題は先験的分析命題であり、物理学は後験的総合命題であると主張した。数学の命題は分析的命題であるので、何の新しい知識を含有していないし、物理学的命題は後験的命題であるので、偶然的に真の命題であるとした。そのため、数学、物理学は必ずしも真の学問とは言えないと主張した。確かに鋭い洞察であった。

表－4 カントにおける「先験的総合的命題」の概念

	アприオリな（先験的）命題 「必然的に真」	アポステリオリな（後験的）命題 「偶然的に真」
分析的命題 「新知識：無」		
総合的命題 「新知識：有」	数学、物理学	

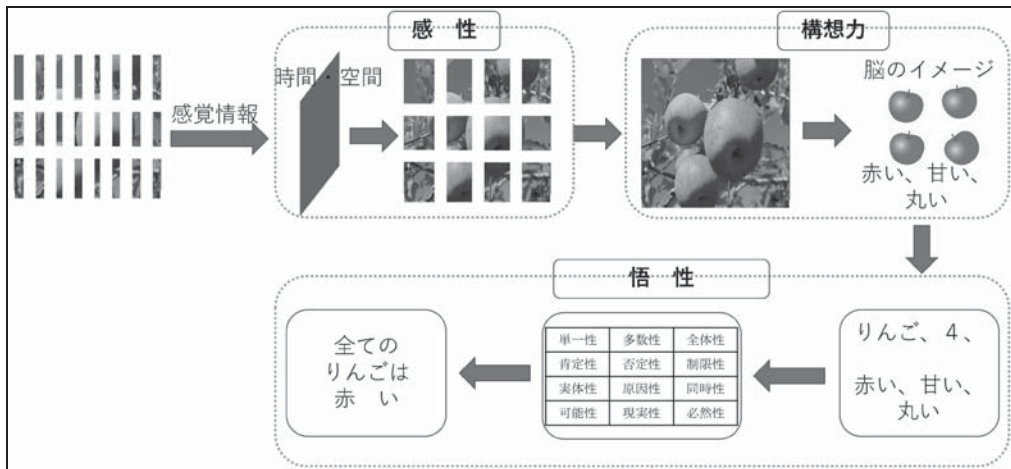
出所：カントの『純粋理性批判』（1787）を基に筆者作成。

それに対して、カントは数学と物理学は真の学問であると考え、数学、物理学における命題は「先験的総合的命題」とであると主張した。

果たして先験的総合的命題は可能であろうか。すなわち、経験する前に知っている命題でありながら新しい知識を内包する命題はありうるのか。この疑問がカントの『純粋理性批判』の出发点であった。

そのため、カントは人間の認識プロセスはどのように成り立っているかについて考察した。

図-1 カントにおける人間の認識プロセス



出所：筆者作成。

カントは人間の認識プロセスは感性、構想力、悟性の三つの段階を経ると考えた。第1段階における感性とは外部からの感覚情報を受け入れる能力である。具体的には、視覚、聴覚、触覚、味覚、臭覚などの感覚器官を通じて情報を受け入れるが、その際には時間と空間の形式を通して受け入れる。そのため、我々が受け入れた感覚情報は時間と空間の中にある。例えば、我々が図1で見るこのりんごも時間と空間の中にある。だから時間と空間を感性の形式であるという。我々が感覚情報を受け入れる際に感覚情報を整理する形式という意味である。だから時間と空間を我々の認識の中ではなくすることはできない。なぜなら時間と空間は我々の外部に存在するのではなく、我々人間の認識システムの内部に内在しているからである。そのため、我々が感覚情報を受け入れる際には自動的に時間と空間の枠組みでとらえている。これがカントにおける時間と空間理論である。

我々はりんごの木を一瞬みて、自分の脳の中でりんごと木の別々のイメージをそれぞれ浮かばせることができる。それは人間には構想力（イマジネーション）という能力があるからだ。構想力とは以前に見た感覚情報を記憶して思い出せる能力をいう。構想力があるから以前に見た感覚情報といま見ている感覚情報を同時に思い浮かぶことができる。すなわち、構想力は異時点間の情報を総合する能力である。イメージの破片をまとめるのは構想力の一部の能力に過ぎず、構想力は様々な種類の感覚情報を集めて同時に認識することができる。構想力があるから我々は対象が「赤い」、「丸い」という認識を同時に持つ。

様々な感覚情報が時間と空間の形式で整理され、総合されてこのような同時認識

を得ることができるが、悟性は、「りんご」、「4つ」、「赤い」、「丸い」などのこのような概念を結合する。これを判断という。判断には一定の規則があり、それが範疇である。カントの範疇概念をまとめたのが表-5である。

表-5 カントの12範疇

数 的	単一性	多数性	全体性
性 質	肯定性	否定性	制限性
関 係	実体性	原因性	同時性
様 相	可能性	現実性	必然性

出所：カントの『純粋理性批判』（1787）を基に筆者作成。

まず、対象を数的に一つかいくつか全体かを判断する。そして、性質として肯定か否定か制限かを判断する。また、関係として実体と属性、原因と結果の相互作用、相互性を判断する。最後に、様相として可能と不可能、現実性と非現実性、必然性と偶然性などを判断する。

そして、表象として、全体性、肯定性、実態と属性、現実性に範疇を適用すると、「全てのりんごは赤くて丸い」という総合判断ができる。

タイ焼きを作るのを例としてカントの認識論を具体的に説明しよう。

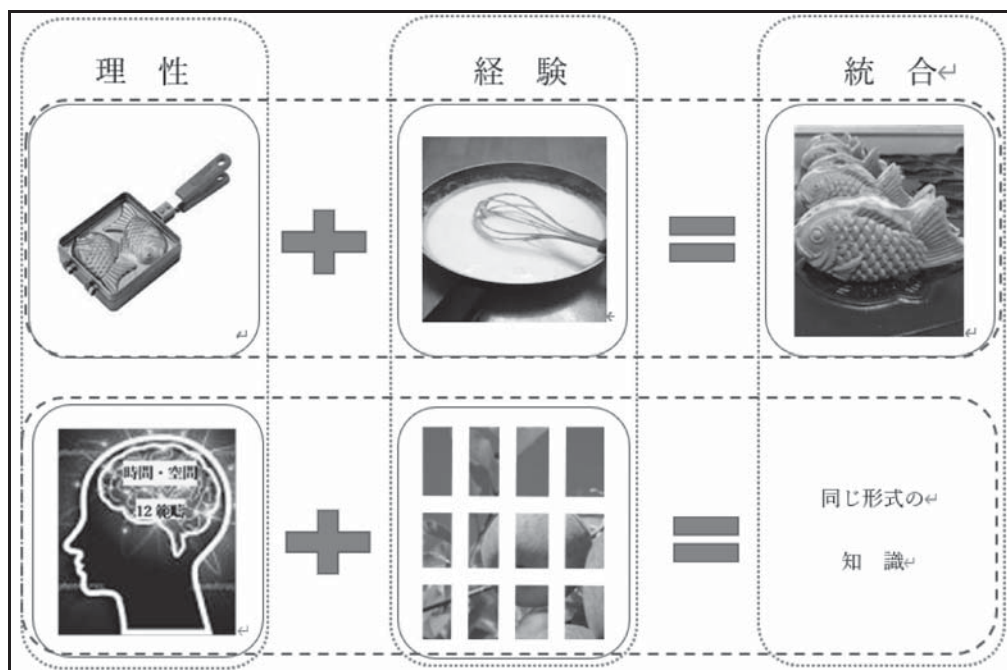
タイ焼きの鉄板釜に生地という材料を入れるとタイの形をしたタイ焼きが出来上がる。すなわち、感覚情報が時間・空間・12範疇の認識の枠組みに入ると、認識の枠組みと同じ形式の知識が出来上がるわけである。生地を経験とみなし、鉄板釜を理性だとみると、カントは経験論と合理論両方を受け入れる立場であることがわかる。だから、イギリスの経験論と大陸の合理論はカントによって統合されたといわれるわけである。経験と理性の両方から一つもなければ正しい知識を得ることができない。だからカントは以下のような名言を残した。

“内容のない思考は空虚であり、概念のない直感は盲目である。”<sup>5</sup>

すなわち、経験なき理性は空虚であり、理性なき経験は盲目的であるということである。

5 インマヌエル・カント（1787）、130頁。

図-2 カントにおける認識論（合理論と経験論の統合）



出所：筆者作成。

神、魂の存在問題や本当の自由とは何かのような問題に対して、カントは人間の理性では知ることができないとした。『純粋理性批判』における「批判」とは人間の理性の限界を示したものである。

我々が知ることができるのは「物自体」から派生された対象から感覚情報を受け入れて脳が構成したものである。「物自体」は知ることができない。

人間がこのような形而上学的問題を解決できないならば解決できるのはどのような問題であろうか。カントは、それは数学、自然科学（物理学）であると考えた。カントは以上の論理を用いてデイヴィッド・ヒュームの懐疑主義を批判した。

この節を小括すると次のようになる。

カントの『純粋理性批判』とは、人間主観による「物自体」という存在論の前提から派生された対象の客観的共通認識という理性の生成モデルである。

### III 統計学方法論における客観と主観

AIの登場などにより我々の生活はかなり快適になりつつあるが、他方ではウクライナ戦争や米中の半導体競争などにより世界の不確実性はますます高まっている



る。

このような状況の下でより正しい判断を下すには確率に基づいた思考が有用である。しかし、確率はそれ自体としては意味がなく、データと出会って具体的に応用されるときにその真価が発揮できる。確率自体は純粋数学の領域でデータと確率の出会いは統計学の対象分野となる。

確率論の数学理論は1654年のブлез・パスカル（Blaise Pascal、1623-1662）とピエール・ド・フェルマー（Pierre de Fermat、1607-1665）の書簡によって提起され、1713年のヤコブ・ベルヌイ（Jakob Bernoulli、1654-1705）の『推測術』で重要な進展がなされた。そして1812年に出版されたピエール＝シモン・ラプラス（Pierre-Simon Laplace、1749-1827）の『確率の解釈的理論』により、古典確率論は完成された。

『確率の解釈的理論』の序論は『確率の哲学的試論』（1814）の題で小冊子として出版されたが、そこでは確率に関するラプラスの考え方が分かりやすく説明されている。

『確率の哲学的試論』でラプラスは確率計算についての10個の一般的原理を述べているが、そこには二つの確率概念が登場する（第一原理と第六原理）。

まず、第一原理は次のように述べられている。

“第一の原理は確率の定義にほかならない。すでにみたとおり、確率とは、すべての可能な場合の数に対する好都合な場合の数の比である。”<sup>6</sup>

この定義は確率の古典的定義と呼ばれるが、当時の時代背景もあり、ゲームで使用されていたコイン、サイコロの物理的対称性に基づいて、根元事象に等しい確率を割り振るものであった。

リヒャルト・フォン・ミーゼス（Richard von Mises、1883-1953）は研究対象をゲームから社会現象（保険業務・人口問題）や自然現象（物理学）に広げ、統計的確率を厳密に定義した。

統計的確率とは、集団現象または反復事象の一事象が無限回の試行中に現れる相対頻度の極限值であるという概念であり、現実の適用には明らかに限界がある。近代統計学の始祖の一人と呼ばれるロナルド・エイルマー・フィッシャー（Ronald Aylmer Fisher、1890-1962）は『実験計画』という厳密な実験研究（Experimental

6 ラプラス（1814）、18頁。

Study)<sup>7</sup>の条件の下で統計的確率を用いて、推測統計学を体系化した。母集団 $\theta$ の推計には観測された経験データにもっとも忠実した最尤法を提案した。

実験研究の特徴としては、以下のようなフィッシャーの三原則というものがある。

①ランダム化：

ランダム化とはどの対象にどの処置を施すかを無作為に決める。

②反復：

複数回処置を施して誤差が少ないデータを獲得する。

③局所管理：

実験の場（環境条件）をなるべく均一にし、統計的推計の精度を向上する。

以上の原則から分かるように、フィッシャーは科学研究におけるデータ取得の客観性にかかなり拘ったことが伺える。

しかし、社会科学などで得られるデータはほとんどフィッシャーの三原則を満たしておらず、観察研究（Observational Study）の形をとらざるを得ない。また、われわれは日々不確実性の下で意思決定をしなければならないが、その際には主観的判断に拠らざるを得ない。

『確率の哲学的試論』における第六原理は「逆確率」の定理で、やや冗長で引用はしないが、まさに主観的確率を前提とするベイズ定理そのものである。主観的確率を用いたベイズ統計学はフィッシャーらによって異端視され、長い間「傍流」とされてきた。

しかし、尹（2021）でも考察したように、確率の主観的解釈はジョン・メイナード・ケインズ（John Maynard Keynes、1883-1946）との確率概念の論争の中でフランク・プランプトン・ラムゼイ（Frank Plumpton Ramsey、1903-1930）によって再び提唱され、レオナルド・ジミー・サヴェージ（Leonard Jimmie Savage、1917-1971）の『統計学の基礎』（1954）によって復活の転機を迎えた。また、近年におけるコンピューターの計算性能の飛躍的発展によって、ベイズ統計学は異端から先端理論として脚光を浴びている。

以上を踏まえて統計学のポイントを整理すると、次のようになる。

- ①統計学とは、観測された経験データから、そのデータの特徴を把握（記述統計）したり、データの背景にある母集団という存在の特性を推測（推測統計）したり

7 統計的因果推論という専門分野があるが、岩崎（2021）などが詳しい。

する手法である。

- ②推測統計学には、確率とデータという二つの構成要素があり、確率は演繹的数式で表現され、データは帰納的方法で処理される。
- ③確率には統計的確率と帰納的確率があり、統計的確率を基盤とする頻度主義統計学においては、データの品質が大事となり、母集団のパラメータは一定（固定）であるという存在論的方法論である。それに対して、帰納的確率を基盤とするベイズ統計学においては、確率は逐次的に更新され、背景にある潜在変数のパラメータは確率分布に従う（変動）という生成論的方法論である。
- ④頻度主義統計学において母集団のパラメータの推計は最尤法で行われ、ベイズ統計学においては潜在変数のパラメータはベイズアプローチで行われる。

#### IV AI・データサイエンスにおける正則化の本質

近年深層学習などによってAIはかなり高度な判断や予測ができるようになったが、このような機械学習は統計学、計算機科学や脳科学などの領域の専門知識を結集した専門分野である。AIの急速な発展の背景の一つとして、情報技術と計測技術の進歩によるビッグデータの取得をとり上げることができる。ビッグデータとは、人間では全体を把握することが難しい巨大なデータ群のことを指すが、一般的にその特徴として3Vを上げることができる。

- ①Volume 容量が大きい。
- ②Variety 多種多様なデータ（異質性が混在）。
- ③Velocity 高速処理が可能な計測機器などで日々大量に新しいデータが生成されている。

フィッシャーの実験研究で得られるデータは同質性を前提にするのと比べるとビッグデータは②と③が特徴的であると思われる。

人間が直接取り扱うことができないビッグデータから必要な知識を抽出するために用いられたのが統計多変量解析で、それが機械学習の根幹をなす技術となっている。

機械学習では統計多変量解析を用いることで、複雑な知識表現が可能になったが、表-6のとおり、教師あり学習、教師なし学習、強化学習などに分類することができる。回帰、識別(分類)、次元圧縮、クラスタリングの四つの要素技術がある。

教師あり学習とは入力と出力のペアの学習データを用いて、入力と出力の関係をモデル（関数）で表現し、入力から出力を推定・予測するために用いられる方法で

ある。教師あり学習には回帰と識別（分類）の技術がある。

教師なし学習とは入力データだけを学習データとして、そのデータからパターンを浮かび上がらせ新たな知見を得るための方法である。データが膨大で人間には認識が難しく取り扱いができない時、学習データの次元を圧縮したりクラスタリングしたりすることで、情報を整理したり、データの特徴を抽出したりする方法である。教師なし学習では分析に明確な正解がない場合が多く、分析者自身で考察を練る必要がある。

強化学習は入力の学習データを与え、出力の関数を学習する方法であるが、正解の出力は与えられない。但し、学習機械が出力した結果に対して報酬を与え、報酬が大きくなるように学習する。強化学習では結果に対応するデータが、逐次的に得られる形になるので、現在観測されている状態を元にして行動し、出力が最適になるように学習を行う。

表－6 機械学習における要素技術

	教師あり学習	教師なし学習
（出力データ）連続変数 使用モデル	<b>回 帰</b> （予 測） 線形回帰、深層学習、決定木（回帰木）、サポートベクターマシンなど	<b>次元圧縮</b> （構造や特徴を抽出） 主成分分析、線形判別分析、非負値行列分解など
（出力データ）離散変数 使用モデル	<b>識 別</b> （分 類） ロジスティック回帰、深層学習、決定木（分類木）、サポートベクターマシン、単純ベイズなど	<b>クラスタリング</b> （情報の整理） K平均法、ガウス混合分布モデルなど

出所：赤穂（2023）を基に筆者作成。

機械学習モデルの開発の具体的な手順は表－7の通りである。

機械学習の究極的な目標は学習データから得られた学習モデル（関数）が未知の新しいデータによく当てはまることである（汎化能力）。

学習モデルが複雑になると、学習データに適合しやすくなり、訓練誤差（学習モデルの学習データに対する誤差の平均）は減るが、未知のデータに対して不安定になり、汎化誤差（新しい未知のデータも含めたすべてのデータに対する誤差の平均）は増加する。これを過学習という。

表－7 機械学習モデルの開発の手順

目標の設定（企画）	解決したい課題の設定
データの収集と整理	目標や「学習モデル」に適したデータの整備
モデリング（モデル設計）	「学習モデル」の設計
学習モデル（関数）の推定	学習データで可変的パラメータを推計
学習モデルの選択	正則化、交差検証などで汎化性能が良い学習モデルを選ぶ
推論・意思決定	実際の運用（予測、新しいデータの生成など）

出所：赤穂（2023）を基に筆者作成。

学習データの近似だけでなく、汎化性能を高めるためには、訓練誤差を最小にしながらか学習モデルの複雑さも合わせて最小化することが求められるが、それがまさに正則化である。

$$\text{「訓練誤差} + \text{重み} \lambda * \text{モデルの複雑さを表す項（正則化項）」} \quad (1)$$

上記の（1）式を最小化することが正則化の目標である。

重み $\lambda$ は正則化パラメータで正則化項の強さを調整するものである。重み $\lambda$ がゼロに近づくと、正則化項の効果が弱くなりすぎて、訓練誤差だけを最小化することと同じ結果になる。逆に、重み $\lambda$ が大きくなると訓練誤差の重要性は相対的に小さくなり、モデルの複雑さだけを最小化することになるので、重み $\lambda$ を適切に設定することが大変重要である。すなわち、正則化を導入することで、学習モデルの選択の問題は結局正則化パラメータ $\lambda$ の選択に置き換えられる。

そして、正則化パラメータ $\lambda$ を調整するものとして交差検証法などが考案された。

交差検証法ではまず、使用データを学習用データとテストデータに分けて、学習用データでパラメータを推計し、テストデータを用いて汎化能力を図る。そしてデータの分け方をいろいろと変えて、汎化誤差の推定を何度も繰り返しながら、汎化能力の信頼性を高めていく。

このように交差検証法を使って最適な学習モデルを選択できれば正則化パラメータも自ずと決まる<sup>8</sup>。

8 交差検証法では、最終的にMin基準や1SE基準で学習モデルを選ぶ。

上記の(1)式の中の「訓練誤差」は一般的に最尤法で推計し、正則化項はベイズモデリングにおける事前分布に当たる。

すなわち、(1)式は下記の図に書き換えることができる。

図-3 頻度主義とベイズ主義の融合

$$\begin{array}{l} \text{最尤法（頻度主義）} + \text{正則化（ベイズ主義）} = \text{最適解} \\ \text{（客観）} + \text{（主観）} = \text{主客合一} \end{array}$$

出所：筆者作成。

可変的パラメータを推計する機械学習においてベイズ統計学がベースになっているが、頻度主義的最尤法も生かされていることが伺える。

機械学習を俯瞰すると識別モデルと生成モデルがある。識別モデルは順問題として直接答えを計算するものであり、例えばロジステック回帰モデルを用いて、直接課題（画像などの入力データ）から確率（出力）を計算し、分類する方法である。生成モデルは逆問題として学習データの潜在変数の分布を生成し、学習データを確率的に再生したり新しいデータを生成したりする方法（入力が確率分布、出力が画像などのデータ）である。ベイズモデリングは生成モデルであり、深層生成モデルを用いてAIは作曲したり、絵を描いたりしている。

## V おわりに：「庭に行って働こうではないか」

「机の上りんごが存在し（前提）、それを我々人間が目を見て、りんごがあると認識する」というのが人間の普通の常識である（経験的認識）。

カントの超越論的認識論では、逆の手順をとる。「我々人間主観が見て、机の上りんごがあるのを認識し、ゆえにりんごが存在する」。

すなわち、カントは人間の客観的認識の根拠は人間の主観的形式にあると考えた。

既存哲学では私の主観的認識が客観的対象と一致することを「真」と考えた。自分の認識より外部の対象（客体）に関心が向けられていた。しかし、カントはわれわれの認識主観が客体をありのままに受け入れるのではなく、人間の先験的認識能力で整理して受け入れるとした。すなわち、外部の客観的内容は主観的認識

形式に符合するときだけ人間に認識可能であるということである。

カントは人間ならだれでも持っている人間のこの主観的認識能力、すなわち純粹理性の形式さえ明らかにすれば人類の客観的知識の形成プロセスを解明できると考えた。われわれが認識するどんな対象であれ純粹理性の形式を通じて捉えられたら同じ認識能力を有する人間同士で共通認識が可能であると考えた。

我々が経験する世界は人間の主観形式によって規定された制約された対象世界である。

我々は各自の主観で世界を眺めて解析するが、「先験的総合判断」という共通の認識形式を有しているので普遍的で客観的な経験をすることができる。人類はこれを基盤にして相互に意思疎通しながら、共同で知識を作っていくのだ。

すなわち、カントにとって主観とは人間の普遍的・客観的認識を可能とする前提条件であった。

カントの超越的認識論を筆者の言葉で整理すると、次のとおりとなる。

人間が見ている「りんご」というのは、客観的実態ではなく、人間の脳というコンピューターが生成した電氣的映像（ホログラム）である。

しかし、カントは単なる観念論者ではなかった。『純粹理性批判』を書く前に『視靈者の夢』(1766)を出版し、同時代の有名な科学者で霊能力者でもあったエマヌエル・スヴェーデンボリ (Emanuel Swedenborg, 1688-1772) を激しく批判しながら、次のように結論付けている。

“われわれはおのれの幸福の心配をしよう。庭に行って働こうではないか”<sup>9</sup>

すなわち、カントは普遍性のない経験から導き出されたような非物質的存在は、我々の認識対象にはなりえないとした。『純粹理性批判』における「批判」とはこのような文脈から由来するものである。

このようなカントの認識論を踏まえて、第Ⅲ節では統計学方法論における客観と主観の本質的違いについて考察した。

統計学の基本的な考え方として、我々が観測できたデータの背景には、何らかのパラメータ $\theta$ を持つ確率分布がある。この確率分布から確率変数が生成され、その確率変数にノイズが加わったものが、我々が観測できたデータである。この確率分布のパラメータ $\theta$ を推定できれば未来が予測でき、不確実性を減らすことができ

---

9 インマヌエル・カント (1766)、128頁。

る。

パラメータ $\theta$ を推定する代表的な方法の一つが最尤推定である。最尤推定法では、観測したデータの分布をしらべ、それに相応しい確率分布を仮定するところから始める。そして、某確率分布の特定の元ですべての観測データの同時確率を求め、その同時確率が最も高い $\theta$ を見つけるのが、最尤推定である。その $\theta$ が現在のデータを説明するための尤もらしいものとなる。

ところで、パラメータ $\theta$ が定数か変数かといった設定によって異なる推定方法が存在する。最尤推定ではパラメータを定数と考えるのに対して、ベイズ推定ではパラメータがなんらかの分布に従う確率変数であると想定し、ベイズ定理を用いてその分布を計算する。

統計学は科学的方法論ではあるが、しかし、統計学を用いたから結論が妥当であるとか科学的とかは言えない。

論理学において、ある妥当な結論を導出するためには、前提、論拠、論理的推論が必要であるが、統計学の視点から見ると前提はモデル(確率分布)で、論拠がデータで、論理的推論が統計学的方法論に当たる。その中で、もっとも大事なのが論拠であるデータで、いくら素晴らしいモデルと方法論があってもデータ自体が汚いならば結局無意味な結論になりうる。

従って、科学としての統計学にとってもっとも大事なことは、量よりも質の良いデータである。質の良いデータというのは、①母集団の特徴を十分反映していることと②その測定に誤差が少ないことを意味する。すなわち、資料の代表性と測定の正確さが良質なデータを決める重要なポイントとなる。

そのため、フィッシャーは実験研究から得られたデータを用いる統計学こそ真の科学的方法であると主張し、ベイズ統計学を異端視したわけである。

良質なデータを得るためには、データ収集を科学的に設計する必要があり、それはデータ収集の費用の増加を意味する。実際、そのような科学実験でのデータ収集が非常に難しいならば、少なくとも証拠としてのデータの正確性を慎重に吟味しなければならない。

データだけではなく、モデルの適切さも大変重要である。良質なデータを使って確率を計算するためには、そのデータに合致する分布を用いなければならない。モデルは現実に対する作成者の理解の枠組みであり、結局モデルの適切さが、データが現実をどれぐらい表現できるかを決める。これは作成者がどれぐらいデータの全体の構造を把握しているかを意味する。

以上を踏まえて、第IV節ではAIのプログラムの中枢を担っている機械学習の要



素技術と開発手順について考察した。

ビッグデータの出現とAIの進展によって、統計学に対する認識も転換の局面に直面している。フィッシャーの頻度論的方法論はターニングポイントを迎えており、「古典統計学」とも呼ばれるようになった。異質性や非構造化データを前提としたノンパラメトリックなデータが多いビッグデータは、伝統的な頻度論的統計学方法で取り扱うには限界がある。長らく異端視されてきたベイズ統計学は新しい情報を随時取り入れ、事後確率が逐次的に計算できるために動的变化に柔軟である。しかし、汎化能力を高めるための正則化という方法を通じて頻度主義統計学とベイズ統計学が融合している側面も覗いてみた。統計モデルというのは、現実への接近が近ければ近いほど良いわけではなく（過学習）、ある程度の抽象性を保ちつつ、汎化能力が高いモデルを探すために、必然的に研究者個人の感性や経験による主観的判断が求められる。

深層学習の進展によって教師なし学習が進み、AIの認識能力が人間の能力を超えるところまで来た。自動化を通じて大量の学習を効率的に行うAIはどこまで進化することができるだろうか。計算機科学の父と呼ばれるアラン・チューリング（Alan Mathison Turing、1912-1954）は「機械は人間とは異なるように考える」と考えていた。「社会と人類に重大なリスクがある」として、AI開発の一時凍結を呼びかける署名運動がいま米国で始まっている。

「人間とAIの本質的な違いは何か、AIも考える葦になりうるか」のような問いに、答えるには人間の「純粋理性」には限界があり、やはり省察や哲学的接近が必要であろう。尹（2019）で検討されたように近代確率論の父であり、機械式計算機の制作者でもあるブレイズ・パスカル（Blaise Pascal、1623-1662）はその答えは「繊細な精神」にあるとしたと思われる。

機械による「ものの大量生産」から「知識の大量産出」の時代に転換しつつある現代において我々は何を為すべきか。実はカントはその答えもすでに用意してくれたと考えられる。『実践理性批判』（1788）である。今後の課題としたい。

#### 参考文献

- 赤穂昭太郎（2023）『応用基礎としてのデータサイエンス AI×データ活用の実践』、講談社。  
 イアン・ハッキング（2006）、広田すみれ・森元良太訳（2014）『確率の出現』、慶応義塾大学出版会。  
 岩崎学（2021）『統計的因果推論』、朝倉書店。  
 尹清洙（2019）「経済統計の源流から観る科学と宗教」、『長崎県立大学論集（経営学部・地域創造学部）』第52巻第3・4号。  
 尹清洙（2021）「確率の意味論における論理説からみるケインズの「アニマルスピリット」の含

意』、『長崎県立大学論集（経営学部・地域創造学部）』第54巻第4号。  
インマヌエル・カント（1766）、金森誠也訳（2013）『カント「視霊者の夢」』、講談社学術文庫。  
インマヌエル・カント（1787）、有福孝岳訳（2001）『カント全集4 純粋理性批判 上』、岩波書店。  
インマヌエル・カント（1788）、坂部恵・平田俊博・伊古田理訳（2001）『カント全集7 実践理性批判 人倫の形而上学の基礎づけ』、岩波書店。  
ラプラス（1814）、内井惣七訳（1997）『確率の哲学的試論』、岩波書店。