

<教育ノート>

医科大学における人工知能教育について

藤崎弘士*

On the education of artificial intelligence at medical schools

Hiroshi FUJISAKI *

1. はじめに

本稿では、人工知能の一般的な解説、その医療、物理学との関連について議論をしてから、医学教育としてどのように人工知能を医学生に教えるべきかについて試論を述べたい。ただし、内容としてはそんなに医学生に特化したことを述べないので、一般の大学生に対する教育（カリキュラム）論と思っていただいてもよい。

1.1. 人工知能とは何か

さてまず人工知能 (**Artificial Intelligence, AI**) とは何かということについて簡単におさらいしておこう。Wikipedia の日本語版によると、以下になる。

- ・ 「『計算 (computation)』という概念と『コンピュータ (computer)』という道具を用いて『知能』を研究する計算機科学 (computer science) の一分野」を指す語。
- ・ 「言語の理解や推論、問題解決などの知的行動を人間に代わってコンピューターに行わせる技術」または、「計算機 (コンピュータ) による知的な情報処理システムの設計や実現に関する研究分野」ともされる。

* 日本医科大学・物理学教室 Department of Physics, Nippon Medical School

ここで実は2つの考えが併記されていることが分かる。前者の定義は「知能を調べる」ことなのに対して、後者の定義は「情報処理システムを作る」ということになっている。直観的にも分かるように、前者の方が後者より難しいので、人工知能という言葉からは素朴には前者を連想するが、実際の研究としては後者を行っているという捻じれた関係にある。前者をAIと呼んで、後者をIA(Intelligence Amplifier, 知の増幅器)と呼ぶ立場もある[1]。また、これは「強いAI(汎用人工知能)」と「弱いAI(特化型人工知能)」のどちらを作るかの違いとみることもできるだろう。

実際、現在の人工知能のブームはこのIAの急激な進歩と結びついている。特にタスクを実行するために大量のデータ(ビッグデータ!)を必要とするので、データを収集するシステム(ウェブ、カメラ、センサー、IoT)やデータを処理するシステム(コンピュータ)の技術、そして深層学習(deep learning)[2]や強化学習(reinforcement learning)[3]のアルゴリズムが進歩し、それをGAFA(google, amazon, facebook, apple)のような新興情報企業が活用して莫大な利益を上げているという構図である。もちろん世界中の企業が同様のことを行なっているわけだが、医療、研究、教育業界も無関心ではいられない状況である。それについて以下述べよう。

1.2. 人工知能と医療

AIと医療の関連は非常に分かりやすい。医療においては、人体のさまざまなデータをとり、それに基づいて、その患者が病気かそうでないかを判別する。これはかなり簡略化しているが、こういったことを行なうのがまさに機械学習(machine learning)である[1]。簡単な例では、猫と犬の画像データを大量に用意して、それに猫か犬かのタグ付けをしておく。それを「学習」させて、未知の画像(ただし、犬か猫かどちらかとする)を見せて、それを判別する。これは教師付き学習(supervised learning)と呼ばれる。それが医療の場合は、いろんな患者のデータに、病気かそうでないかのタグがついており、ある学習アルゴリズムで学習することで、次に来る患者が病気かそうでないか「瞬時に」判断できるというわけである。ある意味、人間の医師も経験的にこれをやっているわけだが、コンピュータにやらせることで、もっと大量のデータを蓄えることができ、判断も早く、正確になる。また、疲れないで、何時間でも診察することができる。

もちろん、いいことづくめではない。新しい技術は実用に供する前に、様々な検証を行わなければならない。さらに原理的な問題として、分類というのは恣意性が

入ってしまうので（この問題は、みにくいアヒルの子の定理 [1] と呼ばれる）、完全に自動化することはできず、どこかで人間の医師の総合的な判断が必要になる。また、患者が AI に判断されてそれで納得するかという問題もある。ただの証拠に基づく (evidence-based)、合理的な判断が必ずしも受け入れられるわけではないということに注意すべきである。また、治療に関しても、指數関数的な進歩を遂げている CPU などとは異なり、ロボット技術の進歩は劇的なわけではないので²、人間の医者があと 50 年から 100 年は実際の治療行為をやらなければならないだろう。

1.3. 人工知能と物理学

応用研究に人工知能、特に機械学習の技術が役に立つのは論を待たないだろう。例えば、物理学でも、マテリアルズ・インフォマティクス (Materials Informatics, MI)[4] の分野が形成されつつあり、大量の実験・計算データを使って、新物質を創造することを目指す。その際には、人工知能のテクニックを最大限活用する。例えば、通常の材料研究では、分子の集団がある特定の構造を持っていると仮定して、その物質がある特性をもっているかどうかを調べるために、実験したり、計算したりする。これが従来のアプローチであるが、MI ではそれを逆転させて、ある特定の、つまり所望の特性（機能）をもつような物質の分子構造はどうなるかを探索する。これは何も考えずに場当たり的にやると効率が悪いが、例えばペイズ最適化と呼ばれる手法を用いることで探索を効率的に行うことができる [4]。著者の専門に近い領域では、最近 AlphaFold [5] と呼ばれる AI アルゴリズムがタンパク質の構造予測を従来手法より高速に精度よく行うことが示されて、業界に衝撃を与えた。

また面白いのは、かなり基礎的な分野でも機械学習が使われていることである。例えば、最近ブラックホールの「写真」が公開され世間を賑わしたが、この画像を得るためにも機械学習（スペースモデリング [6]）が使われているし、「神の粒子」とも呼ばれるヒッグス粒子を大量の実験データから見出す際にも機械学習が使われている [7]。これらの結果は、物理学では対象がシンプルなように見えても、それを確かめるためには大量のデータが必要になるということを示している。

もっと原理的なところでは、現在の機械学習の学習プロセスは、物理学の一分野である統計力学 (statistical mechanics) と相性がよいことがある。例えば、深層学習の父であるヒントンがセイノフスキイ [8] と考えた学習のモデルであるボルツマン・マシン [2] は統計力学のイジング・モデル [9] を活用している。また

² とはいって、Boston Dynamics (<https://www.bostondynamics.com>) のロボットを見ると驚愕してしまうが。

深層学習では多層のニューラルネットワークを用いるが、それを統計力学の繰り込み群を使って理解しようとする試みもある [10, 11]。これらはただ学習をして、タスクを実行するブラックボックスを作るというだけでなく、その中身や原理を理解しようという方向性であり、物理学のもっとも得意とするところである。

以上述べたことは化学や生物、さまざまな工学分野でも重要なことは容易に想像できる。今後は、何かを研究するときに人工知能や機械学習の技術を併用する分野はどんどん拡大していくだろう。

1.4. 人工知能と大学教育

さて以上から推察されるように、AIが企業や医療や研究に不可欠だとしたら、早いうちから学生を教育しなければならない。現在、日本では国家戦略の一つとして **Society 5.0** という取り組みが行われている³。これはこれからやってくる超スマート社会のことを指した言葉であり、要はAIが頻繁に用いられる、高度に情報化された社会ということである。また2024年からは大学入試において「情報」教科を必須にするという動きもある⁴。そして大学においては文系理系の区別なく、情報科学やデータサイエンス、AIの基礎知識が身についていることが必要とされる。例えば、医学部（のコアカリキュラム）においては、臨床研究における統計学の重要性から、確率統計、検定、回帰分析、そのためのソフトウェアの使い方などを学ぶことが必須とされている [12] が、それだけでは不十分で、情報学の基礎や人工知能の基礎についても教える必要があるということだろう。

最近はよく **EdTech, STEAM** という言葉も聞くようになってきた。X-TechはICTを技術Xと組み合わせるという意味であり、EdTechだと教育にICTを組み合わせることになる⁵。e-learningという言葉はもう浸透していると思うが、これをさらに発展させたものと考えたことができるだろう。現在では MOOCs [13] のようなオンライン授業はさまざまな教科で用意されるようになってきており、その結果をさらにAIに解析させるアダプティブ・ラーニング (**Adaptive Learning**) と呼ばれるものまで提唱されている。STEAMは Science, Technology, Engineering, Art, Mathematics の略で、これらはAIを学ぶ上で基礎（教養）と

³Society 4.0 が情報化社会、Society 3.0 は工業化社会を指す。では 2.0 や 1.0 は？

⁴ 実際、最近のセンター入試の数学では、統計学の知識を問う問題がかなり出ている。

⁵ 分かりやすいのはタブレットを使うということだろう。最近の大学生は大部分がタブレットをもっているので、それを用いた教育は可能である。文科省も 2020 年（来年！）までに小中高生が一人一台タブレット（もしくは PC）をもつという目標を立てている。

考えられる。面白いのはここに Art が入っていることであり⁶、これは純粋な芸術を指す言葉として用いられているのではなく、自然界にない価値を作り出すものとされ、文系と理系をつなぐコンセプトになるという [14]。

また医学部に限らず、各大学で情報リテラシーは初学年で教えているだろう。つまり、内容としては一般的なネットワークの仕組みの理解、メールの使い方、Word、Excel などの使い方、ウェブでの情報検索、プライバシーの問題、著作権の問題（剽窃の問題）などである。もちろん技術の進歩は早く、現在は子供のうちからこのような環境に浸かっている学生が多いので、やることがどんどん陳腐化しているかもしれない。それではこれから 10 年後を見据えてどのような授業構成にするべきだろうか？

2. 人工知能教育とそのカリキュラム

例えば、平成 30 年度「専修学校による地域産業中核的人材養成事業」[15] で採択されている、学校法人中央情報学園早稲田文理専門学校が実施した調査 [16] では、「ビジネスに AI を利活用できる人材」が満たすべき 4 つのポイントが挙げられている。

- ビジネス、IT、AI に関する体系的なリテラシーを身に付ける。
- AI にできることを理解し、AI を利用した事業アイデアを策定できる。
- AI 技術者、研究者と連携し、AI 事業における業務改革ができる実践力のある組織を構築できる。
- 事業の運用による収益化、人員計画など試行錯誤を想定したマイルストーンを設定した事業計画が立てられる。

これはビジネスに偏ったところもあるが、最初の 3 つは概ね誰もが身につけねばいけない部分だろう。つまり、カリキュラムの目的は AI の専門家を育てることではなく（それは医学部などでは必要とされないだろう）、AI リテラシーの習得、AI による実現可能なタスクの設定、AI の専門家との共同作業をできるようにするということになろう。

⁶Merriam Webster を引くと、art の 1 番目の意味として、skill acquired by experience, study, or observation (the art of making friends) とある。

これを実現するためのカリキュラムの具体的な内容としては以下のものが挙げられている。簡単に触れると、表1の大項目「ビジネス」は、ビジネスに特化したものが多いため、何事においても経営的な（マネージメント的な）側面というものは必要になるので、誰もが学んでもいいのかもしれない。

| | | | |
|---|------------|---|--------------------|
| 1 | イノベーション | 1 | 第4次産業革命とSociety5.0 |
| | | 2 | 異業種連携による新産業の創造 |
| | | 3 | オープンイノベーション |
| 2 | IT × AI 戦略 | 1 | ビジネス×IT×AIによる経営戦略 |
| | | 2 | ROI（費用対効果） |
| 3 | ビジネスデザイン | 1 | ビジネスデザイン |
| | | 2 | ビジネスモデル創出 |
| 4 | マーケティング | 1 | マーケティング |
| | | 2 | サプライチェーン戦略 |
| 5 | マネジメント | 1 | AIと組織マネジメント |
| | | 2 | AIを活用するための組織 |
| 6 | ヒューマンスキル | 1 | コミュニケーション |
| | | 2 | プレゼンテーション |
| | | 3 | 情報リテラシー |

表1: 大項目「ビジネス」における中項目と小項目。[16] の「H30年度成果物カリキュラム基準」から転載。

表2の大項目「コンピュータサイエンス」は、字面とは違ってかなり一般的なことを指している。またサイエンスとしての側面より技術的な側面のことを重視しているようである。ただ、この項目のある程度の部分は上で上げた、情報リテラシーの授業でほどほどカバーできそうである。

| | | | |
|---|---------------|--------|-----------------------------------|
| 1 | 企業情報システム | 1 2 | IT 戰略立案 全体システム化計画策定 |
| 2 | ソフトウェア開発 | 1 2 | 情報システム企画・開発 プロジェクト・マネジメント |
| 3 | コンピュータネットワーク | 1 2 | インターネット・クラウド Web アプリケーション |
| 4 | ビッグデータ／IoT | 1 2 | ビッグデータ概要・基盤技術 IoT システム・センサー技術 |
| 5 | データベース | 1 2 | データ定義、データ操作 データ管理、運用・保守 |
| 6 | コンピュータグラフィックス | 1 2 | CG 基礎 データ可視化 |
| 7 | ロボット工学 | 1 2 | ロボット工学基礎 組込みシステム |
| 8 | 情報セキュリティ | 1 2 | 情報システムの脅威・脆弱性を分析、評価 情報セキュリティ対策 |

表 2: 大項目「コンピュータサイエンス」における中項目と小項目。[16] の「H30 年度成果物カリキュラム基準」から転載。

表3は大項目「数理統計学」であり、上の二つよりだいぶ基礎的な、いわゆる伝統的な統計学 [17, 18] の内容である。これは医学部であれば、SPSS [19]などの統計ソフトを使った授業もあるので、そのための基礎講義の内容となりうる。ただナイーブベイズのような、機械学習のほうに分類されることも多い項目も入っている。

| | | | |
|---|------------|---|--|
| 1 | 探索的データ分析 | 1 | 構造化データの諸要素 位置の推定 2つ以上の変量の探索 |
| 2 | データと標本の分布 | 1 | 標本とバイアス 正規分布、ロングテールの分布 ポアソン分布と関連する分布 |
| 3 | 統計実験と有意性検定 | 1 | 統計的有意性と p 値 2 検定, 多重検定, カイ二乗検定 検定力とサンプルサイズ |
| 4 | 回帰と予測 | 1 | 単回帰, 重回帰 回帰を使った予測 仮定をテストする:回帰診断 |
| 5 | 分類 | 1 | ナイーブベイズ ロジスティック回帰 分類モデルの評価 |

表 3: 大項目「数理統計学」における中項目と小項目。[16] の「H30 年度成果物カリキュラム基準」から転載。

表 4,5 は大項目「AI」であり、ここが AI を活用するために新しく付け加わったものである。表 4 は伝統的な機械学習の項目であり、AI に 3 つのブームがあったこと、機械学習の代表的なアルゴリズム、その分類についてである。表 5 はもっと「モダン」で実際的な部分であり、3 次ブームの火付け役になったディープラーニングについて、またさまざまな情報企業のクラウドサービスについて、API について（API はいろんなサービスをデジタル的につなげるものなので、かなりビジネスに関わる部分が多いだろう）、またプログラミング言語としての Python や R などについてである。

| | | | |
|---|--------|---|--|
| 1 | AI の歴史 | 1 2 3 | 第 1 次の成果と課題 第 2 次の成果と課題 第 3 次の成果と課題 |
| 2 | アルゴリズム | 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 | 探索 推論 回帰 分類 決定木 ナイーブベイズ 時系列 主成分分析 クラスタリング 相関 最適化 パーセプトロン サポートベクトルマシン アンサンブル学習 性能指標 |
| 3 | 機械学習 | 1 2 3 4 5 | データの収集 データの前処理 教師あり学習 教師なし学習 強化学習 |

表 4: 大項目「AI」における中項目と小項目 (1)。[16] の「H30 年度成果物カリキュラム基準」から転載。

| | | | |
|---|-------------|---|--|
| 4 | ディープラーニング | 1 | ディープニューラルネットワーク |
| | | 2 | 順伝播計算 |
| | | 3 | 活性化関数 |
| | | 4 | 代表的なモデル (CNN、RNN、DQN) |
| 5 | AI クラウドサービス | 1 | IBM Watson |
| | | 2 | Google Colaboratory |
| | | 3 | Amazon AWS |
| | | 4 | Microsoft Azure |
| | | 5 | 富士通 Zinrai |
| 6 | API | 1 | API 活用・実装 |
| | | 2 | API 開発・提供 |
| 7 | プログラミング | 1 | Python |
| | | 2 | R |
| | | 3 | フレームワーク、ライブラリの利用 Tensorflow,Keras,Jupyter, scikit-learn,PyTorch, Pandas, NumPy,Chainer,Django |

表 5: 大項目「AI」における中項目と小項目 (2)。[16] の「H30 年度成果物カリキュラム基準」から転載。

3. 医学部における人工知能教育

さて以上を踏まえて、例えばわれわれのいる医学部ではどのような人工知能教育をするべきか？医療における画像診断ではディープラーニングがこれからも使われることはほぼ間違いないので、ディープラーニングや機械学習の基礎を知っておく、ということは一つの教育ターゲットになりうるし、それは表 5 の内容とも呼応する。また、保健医療分野 AI 開発加速コンソーシアム [20] ではより具体的な政策についての議論もなされている。そういうたった政策に向けてのカリキュラムを考えてもよいだろう。

3.1. 日本医科大学での数学教育

例えば、日本医科大学では、初年次の数学のカリキュラムとして、微分積分（微分方程式の解き方）、確率統計、線形代数が教えられているが、これらは機械学習を

学ぶ上でも必須であると言える。表4の2-11にある「最適化」を考える場合は、ある関数を(多次元で)微分し、それによって状態を動かす。また最適化のプロセスと微分方程式を数値的に解くプロセスは非常によく似ている。よって、その基礎として微分積分を教える必要がある。また、表4の2-7の「主成分分析」は、まず多変数の統計的な性質を考える上で基本となる、分散共分散行列(*variance-covariance matrix*)というものを計算するが、最終的にはそれを対角化しなければならない⁷。そのためには線形代数の知識が必要となる。統計学は多数の揺らいでいるデータを扱うので、もちろん確率統計の概念の習得は必須である。統計学に関しては、日医大では2年次に表3にあるような内容に関して講義が行われている。また、その講義と並行して、統計ソフトSPSS[19]を用いた演習も行っている⁸。

表1はかなりビジネスの側面が多く、表2はかなり工学的な部分なので、医学部でやる必要性はあまりないだろう(ただし、表2に関しては、情報リテラシーの授業である程度カバーできるはずである)。しかし、このままでは表4,5のかなりの部分は教育から欠落してしまう。そこをある程度補う必要がある。

3.2. 人工知能教育としての物理学教育

上で述べたように、数学科であれば、従来の微分積分、線形代数、確率統計に、人工知能のフレーバーを入れて(そのような応用があるということを示唆して)教育することは容易だろう。他に情報リテラシーの授業をさらに人工知能教育用に拡充することも考えられる。

それでは生物・化学・物理のような科学系教科としては何を教えることができるだろうか。ここでは著者の専門である物理についてのみ述べるが、他の教科でもいろいろ考えることができるだろう。

物理学は現在様々な分野に細分化しているが、ごく一部の分野を除いて、ほとんどすべての分野(理論・実験を問わず)でコンピュータを使うことは必須である。物理学者は得られたデータを解析するために、既存のプログラムを使うか、自分でプログラミングしている。よってプログラミングの基礎概念から、実際的なところまでを物理科で教えることができるだろう。例えば、日本医科大学では現在google

⁷筆者が専門とする、タンパク質のダイナミクス計算においては、タンパク質の揺らいでいる座標を入力として分散共分散行列を計算し、主成分分析することがよく行われる。その結果として、タンパク質の機能的な運動(いわゆる集団運動)が引出される。

⁸具体的には、統計パッケージのデータ構造、記述統計、相関と無相関検定、t検定、One(Two)Way ANOVA、ノンパラメトリック検定に関する演習を行っている。

collaboratory を使って、python のプログラミングを教えているが、その際は円周率を求める（オイラーの式、ラマヌジャンの式などを用いる）、数値積分のやり方、代数方程式の解き方（ニュートン法）、微分方程式の解き方（単振動のニュートン方程式をベルレ法で解く）などを教えている。

また機械学習の初步ということで、パーセプトロンのプログラミングに関してもある程度教えている。パーセプトロンはニューラルネットワークを考える上でもっとも基本となる手法だが、統計学のロジスティック回帰とも関係するので、教えやすいかもしれない。コアとなる部分は数行のプログラミングなので（プログラミング行のほとんどの部分はデータの出し入れに必要な部分である）、機械学習はこんなに単純なことしかやっていないのだ、ということを示すことも意味があるだろう。

またセミナー「人工知能と物理学」という授業では、まず松尾本 [21] を読ませた後に、カーツワイルのインタビュー番組を見せて議論させ、その後に tensorflow の使い方などを教える。それから適当な画像データを処理させるという演習を行わせた。この場合はニューラルネットワークの部分はただのブラックボックスとして使うということになるが、医学部生がそこまで深いことを知る必要がないということと、時間との兼ね合いからそうせざるを得なかった。ただし、やる気があれば1年生であってもウェブから情報をとってきて発表することができた。

3.3. 人工知能教育の現状

表 4 の 1 「AI の歴史」やその方向性に関しては、松尾豊氏 [21] やレイ・カーツワイル氏 [22] の著作が参考になるだろう。松尾氏は日本でも AI 応用に関して発言の多い研究者であり、またカーツワイル氏はシンギュラリティー（技術的特異点）という概念を提唱したことでも有名である。現在シンギュラリティーという言葉は一人歩きして様々な意味に使われているが、カーツワイルのもともとの考えは、1,000 ドルで手に入るコンピュータの性能が全人類の脳の計算性能を上回る時点として定義されており、それが 2045 年ごろと予想されている。またカーツワイルはインタビューで、その頃にはナノマシンが体内の血液中を流れて体のメンテナンスを行っており、人体のかなりの部分も機械と代替され、不死に近い状態になると予言している⁹。これは一人の技術者の先鋭的な夢とみるのが順当だが、道を指示すことの重要性は論を待たないわけであり、現在カーツワイルは Google のアドバ

⁹もちろん、これは可能性がないわけではないが、かなり極端な考え方であり、実際はこのような状態になるには 100 年以上はかかるのではと松尾氏は述べている。

イザーにもなっているので、Google の研究者たちはこの線に沿った研究を進めているのかもしれない¹⁰。

表4の2「アルゴリズム」と3「機械学習」に関しては、現在の標準的な教科書はC.M. ビショップの「パターン認識と機械学習」[23]だろう。標準的な機械学習の手法、アルゴリズムに関してはほぼ網羅されており、その記述も分かりやすい¹¹。数学的には、微分積分、線形代数、確率統計の議論だけで機械学習に関してはほぼ理解できることが分かる。つまり、機械学習を学ぶためには、理工系の初学年の数学で十分であるということである。

表5の4「ディープラーニング」を理解するには、まずはニューラルネットワークの基礎から始めるのが順当である。結局ニューラルネットワークの層が深い(deep)だけだからである。これもビショップの本のニューラルネットワークの章から勉強すればいいだろう。ただし、ディープニューラルネットワークに関してはここ10年ほどでアルゴリズムの革新があり、ビショップだけでは十分ではない。そこで、実装も含めて、7「プログラミング」に進むべきである。現在は機械学習などに関しては、python でプログラミングするのがほとんど標準化されている¹²ので、python を使った機械学習の教科書（例えば [25, 26] など）を使うのがよいだろう。現在、日本医科大学でも python の初步を教えるという授業は物理学の演習として行われており、この内容を若干拡充してもよい。

また人工知能のことを研究している研究者を招いて、最新の現状を講演していくだくということも考えられる。日本医科大学では特別プログラムという授業で池上高志氏（東京大学）[27, 28] をお呼びして、人工知能や人工生命に関して講義していただいたことがあり、このような企画授業をさらに増やして、学生の興味を喚起し、刺激を与えるのもよいと思う。

¹⁰本稿を書いていたる最中に、グーグルが開発した量子コンピュータが量子優位性 (quantum supremacy)（古典的なコンピュータが解けない問題を量子コンピュータが解くこと）を獲得したというニュースが発表された。様々な批判もあるが、量子コンピュータの有用性は10数年後に明らかになるだろう。

¹¹面白いのはこの著者は元は素粒子物理学者であり、ヒッグス粒子を発見した P. Higgs の学生だったということである。現在では超弦理論などをやっている若手研究者が機械学習の研究者であることも多いようである。例えば [2, 24] など。

¹²2019年に python は世界でもっともよく使われるプログラミング言語になっている。

3.4. 人工知能教育としての物理学教育：今後の展望

上でも述べたように、各教育機関で人工知能教育を進めることができることが求められているので、医科大学においてもこれまで以上に人工知能教育を行う必要がある。そのための時間を確保する必要があるが、ある程度確保されたとして何をするべきかについて試論を述べよう。

python を使ったプログラミングについては、上で述べたように、オイラーの式を用いて円周率を求めるところから始めるが、これは繰り返し構文 (for 文や while 文) を使うよい例になっているからである。その後、代数方程式を解くためのニュートン法を行うが、これは最適化アルゴリズムの一つの例になっている。また、様々な数理モデルは微分方程式として書ける場合が多い（物理学におけるニュートン方程式がその代表である）ので、今後の生命現象の数理モデリングを理解するために微分方程式の数値的な解き方を教えている。

ただし、いまのところ確率を使ったシミュレーションについて教えていない。確率を使ったアルゴリズムや数理モデリングは非常に一般的であり、機械学習でも使われているので、それについて教えることも有益だろう。代表的なものとしては、モンテカルロ法 (**Monte Carlo method**) があるので、離散的なデータに関して、モンテカルロ法を使った例題を考えてもよい。例えば、拘束のあるときの席順決めのような日常的な問題にも使うことができる [29]。

また確率と物理との関連ということで言うと、統計力学にはその原理としてボルツマンの確率分布がある [30]。これは簡単な場合は正規分布（ガウス分布）になっているので、それを統計学との関連で教えるのは意味があるだろう。ただし、学生は分散の意味をなかなか分かってくれないので、それをどのように「体得」させるかということが一つの課題である¹³。統計力学関連であれば、ボルツマンのエントロピーがもっとも重要な概念であるが、これは情報理論のシャノンのエントロピーとの関連がある。ここから、情報と物理という関連も出てくるので、それを教えるのも面白い¹⁴。情報理論の教科書としては [33, 34]などを参照。

また著者の専門は生物物理だが、情報学と関連する分野としてバイオインフォマティクス (**Bioinformatics**)^[35] がある¹⁵。これは今まで分かっている遺伝子や

¹³ 確率と物理の関係を非常に基礎的なところから、文系の人たちにも分かるように教える試みとして [31] がある。

¹⁴ 実際、物理と情報は密接に関係しているということが分かっており、それを使った量子系の制御や、化学反応ネットワークの解析が行われている [32]。

¹⁵ 現在ではケモインフォマティクスやマテリアルズ・インフォマティクスのように、情報学と化学

タンパク質の配列の巨大な情報を用いて、未知の遺伝子やタンパク質の機能や構造を予測するものである。ここでももちろん統計的な手法や機械学習、そして統計力学の原理が使われる。バイオインフォマティクスは遺伝子治療などを考える際に重要なことは明らかなので、その原理的な側面を教えるのもよいだろう。

4. まとめ

本稿では人工知能の定義や意味から始めて、人工知能と医療や科学（物理）との関連、現在の大学における人工知能教育の現状を述べた後に、医学部における人工知能教育として現在どのようなことが行われているか、これからどのような方向に進むべきかということについて議論した。これらは現時点での試論的なものであり、今後大きく変わるかもしれない。そもそも人工知能の技術がこれからどのように発展するかまるで予測がつかないので、教育方法やカリキュラムに関しても確立した部分、固定化できる部分は少なく、予測不能と言ったほうがよい。その時その時の学問の進展によって教育も変わっていくものであり、これは医学部においてはむしろ通常のことであろう。ただし、物理学においては普遍的な原理が見いだされれば、それは未来永劫使えるものであり、それを教えることには普遍的な価値がある。例えば、人工知能においても、計算の原理、情報理論、統計力学と言ったものは普遍性の高いものであり、そのフレーバーだけでも教養として教えることは意味があるだろう。

謝辞

安西尚彦氏（千葉大学）、末谷大道氏（大分大学）、古田忠臣氏（東京工業大学）、早坂明哲氏（日本医科大学）、貝塚公一氏（日本医科大学）には原稿を読んでいただき、有用なコメントを頂いた。ここで感謝いたします。

参考文献

- [1] 神嶌敏弘, 変わりゆく機械学習と変わらない機械学習, 日本物理学会誌, 74(1), 5-13 (2019).
<https://www.jps.or.jp/books/gakkaishi/2019/01/74-01seriesAIphys2.pdf>

や物質科学を融合した分野も出始めており、バイオインフォマティクスはその嚆矢と言えるだろう。

- [2] 瀧雅人, 「これならわかる深層学習入門」, 講談社 (2017); 瀧雅人、田中章詞、物理屋のための深層学習入門、日本物理学会誌, 74(11), 759-764 (2019).
<https://www.jps.or.jp/books/gakkaishi/2019/11/74-11seriesAIphys1.pdf>
- [3] 久保隆宏, 「Python で学ぶ強化学習 入門から実践まで」, 講談社 (2019).
- [4] 岩崎悠真, 「マテリアルズ・インフォマティクス-材料開発のための機械学習超入門-」, 日刊工業新聞社 (2019).
- [5] <https://ainow.ai/2019/01/15/159259/>
- [6] ブラックホール撮影にも使える「スパースモデリング」とは?【機械学習】
https://zalgo3.hatenablog.com/entry/sparse_modeling_blackhole
- [7] 大川英希, 素粒子実験における多変量解析・機械学習・深層学習などのビッグデータ解析: LHC-ATLAS 実験を例に
http://www.math.tsukuba.ac.jp/~aoshima-lab/abst_2017/okawa.pdf
- [8] テレンス・J・セイノフスキ (著), 銅谷賢治 (監訳), 藤崎百合 (翻訳), 「ディープラーニング革命」, ニュートンプレス (2019).
- [9] 藤崎弘士, 統計力学に基づく細胞ダイナミクスの計算手法について, 日本医科大学基礎科学紀要 45 (2016) 29-50
- [10] 大関真之, 知的情報処理の統計力学—機械学習を始めてみようー,
<http://www-adsys.sys.i.kyoto-u.ac.jp/mohzeki/summer2016.pdf>
- [11] 橋本幸士 (編集)、「物理学者、機械学習を使う」、朝倉書店 (2019).
- [12] http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/koutou/033-2/toushin/1383962.htm
- [13] 金成隆一, 「ルポ MOOC 革命 無料オンライン授業の衝撃」, 岩波書店 (2013).
- [14] 伊藤恵理, 「みんなでつくる AI 時代 これからの教養としての「STEAM」」, CCC メディアハウス (2018).
- [15] http://www.mext.go.jp/a_menu/shougai/senshuu/1403230.htm
- [16] <http://wbc.ac.jp/h30ai-monka/>

- [17] 盛山和夫、「統計学入門」、ちくま学芸文庫 (2015).
- [18] 中山和弘、「看護学のための多変量解析入門」、医学書院 (2018).
- [19] 岸学、「SPSS によるやさしい統計学（第2版）」、オーム社 (2012).
- [20] https://www.mhlw.go.jp/stf/shingi/other-kousei_408914_00001.html
- [21] 松尾豊、「人工知能は人間を超えるか ディープラーニングの先にあるもの」、角川 EPUB 選書 (2015)
- [22] レイ・カーツワイル、「シンギュラリティは近い [エッセンス版] 人類が生命を超越するとき」、NHK 出版 (2016).
- [23] C.M. ビショップ (著), 元田浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田昇 (監訳), 「パターン認識と機械学習 (上, 下)」、丸善出版 (2012).
- [24] 田中章詞, 富谷昭夫, 橋本幸士, 「ディープラーニングと物理学 原理がわかる, 応用ができる」、KS 物理専門書 (2019).
- [25] Andreas C. Muller, Sarah Guido (著), 中田秀基 (翻訳), 「Python ではじめる機械学習 —scikit-learnで学ぶ特徴量エンジニアリングと機械学習の基礎」、オンラインリージャパン (2017).
- [26] Cyrille Rossant (著), 菊池彰 (翻訳), 「IPython データサイエンスツクックブック 第2版 一対話型コンピューティングと可視化のためのレシピ集」オンラインリージャパン (2019).
- [27] 池上 高志, 石黒 浩, 「人間と機械のあいだ 心はどこにあるのか」、講談社 (2016).
- [28] 岡瑞起, 池上高志, ドミニク・チェン, 青木竜太, 丸山典宏, 「作って動かす ALife ー実装を通して人工生命モデル理論入門」、オンラインリージャパン (2018).
- [29] 藤崎弘士, モンテカルロ法を使った席順決めと経路の再重み付けについて, 日本医科大学基礎科学紀要 47 (2018) 1-13.

- [30] Daniel M. Zuckerman, *Statistical Physics of Biomolecules: An Introduction*, CRC Press (2010); 翻訳は、藤崎弘士・藤崎百合訳、「生体分子の統計力学入門」、共立出版 (2014).
- [31] Vinay Ambegaokar, *Reasoning about Luck: Probability and its Uses in Physics*, Cambridge University Press (1996).
- [32] Eric Lutz, Sergio Ciliberto, Information: From Maxwell's demon to Landauer's eraser, *Physics Today* **68**, 9, 30 (2015).
<https://physicstoday.scitation.org/doi/10.1063/PT.3.2912>
- [33] 甘利俊一, 「情報理論」, ちくま学芸文庫 (2011).
- [34] 今井秀樹, 「情報理論 改訂2版」, オーム社 (2019).
- [35] 藤博幸 (編集), 「よくわかるバイオインフォマティクス入門」, KS 生命科学専門書 (2018).

(受付日 令和元年 12月 6日)

(受理日 令和2年 1月 24日)