

確率的生成モデルとディープラーニングに基づくAIの家庭環境への実装に向けて



立命館大学 情報理工学部

教授 谷口 忠大

1. はじめに

2018年はAI (Artificial Intelligence: 人工知能) ブームにも一区切りがつく年になるだろう。だからこそ、その向こう側を見越した研究開発を進めなければならない。

2013年頃から始まったディープラーニング(深層学習)ブームは、徐々にAIブームとして看板をすげ替えられ、その漠たる印象から、多くの人々を巻き込み、2015年辺りから産業界を本格的に巻き込んできた印象がある。世界中でAI人材の獲得競争が本格化し、新卒採用に年俸1千万円を超える値段がつくこともざらである^(注1)。

現在のAIブームにおいて、日本が後発的になっている事情があるが、その原因を掘ると根深い。いまだに、20世紀後半の成功の慣性に引きずられるイノベーションジレンマ、AI技術の根本的基礎となっているIT産業自体でプラットフォームを押さえられていない問題、人工知能の基礎となる数学の重要性を社会・産業界で軽視しがちだった風潮、「英語に苦手意識をもつ人材」が多すぎることから生じる国際的土俵への現場の乗りにくさ^(注2)などと数え上げればきりが無い。

また、AI技術はいわゆるIT産業の嚆矢(こうし)ともいえる分野であり、その特性を純粋に継承している。例えば、スピードの経済がものをいうこと、装置産業ではなく生産性に個人の能力が強く影響すること、オープンソースなどに代表される国際的なオープンコラボレーションが重要な意味をもつことなどである。特に現在のAI技術の中心に機械学習があり、機械学習がデータサイエンスとほぼ同根であることに照らせば、国際的に共有されるオープンデータや巨大なビッグデータを組織内外と互いに柔軟に流動化させていくかに関しての感覚が求められる。

そのようななかで、大企業ゆえに官僚主義的な制度を育ててきた組織、情報サービス業ではなく製造業の組織文化を保ってきた組織がしばしば立ちすくむのは自然の摂理である。現在、それを乗り越えていく努力が世界中の企業においてなされている。パナソニックにおいても、外部人材の活用や、AI人材の獲得、オープンイノベーションの促進、Panasonic β ^(注3)というコンセプトの打ち上げなど、さまざまな取り組みが進められている。筆者自身が、大学から企業へ部分的に出向するクロスアポイントメント契約により、客員総括主幹技師としてビジネスイノベーション本部 AIソリューションセンターに着任したこと(日本初事例)も、この一連の流れのうえて解釈できる。

AI技術の取り込みは、これからの製品開発のなかで必然である。これに対して、「何でもかんでもAI化するというのは言いすぎだ」というような反論の声も聞かすが、その反論には完全に同意する。何にでも使うわけではない。それは「そこにあるから使いたいときに使うのだ」というような類の必然だ。過去に、「デジタル化は必然だ」、「インターネットに接続するのは必然だ」といった言説があった。しかし、自宅のクッキングスケールはいまだにアナログだし、インターネットに繋(つな)がっていない。一方で、体重計はデジタル化されてWi-Fi^(注4)に繋がってタブレットに日々の体重が記録されていっている。AIとて同じである。良い使いどころがあれば使っていく。そして、その利用範囲はデジタルやインターネット同様に幅広い。直近のAI利用という視点では、手元にAI技術の取り込み強化という形で強みを育てながら、柔軟な発想で機会をとらえ迅速に行動することが重要だ。柔軟な発想と、スピード感、アジャイルなプロセスが現実的なイノベーションに繋がる。Panasonic β の取り組みの狙い

(注1) 米国の人材市場では博士学位取得者に年俸3千万円という値段がつくということもあるという。

(注2) 学生、技術者、研究者、官僚、人事、経理、マネジメントなどすべてを含む。研究者だけの問題では決まらない。

(注3) 組織や職能の壁を越えた横連携によりイノベーションを量産化し、全社のビジネスプロセスを再構築する仕組み。

(注4) Wi-Fi Allianceの登録商標または商標。

などはまさにこれにあたるだろう。しかし、一方で、10年後に先手を取るという気概をもつのであれば、無軌道で場当たりの開発ではなく、未来の技術に関するビジョンを見据えて挑戦的な研究開発に先手を取って取り組む必要がある。

AI技術という文脈においてパナソニックのような日本の製造業が取るべきポジショニングは、現在、AI技術において先行するインターネット企業、IT企業とは異なる。それは、製造業×AI技術であり、家電×AI技術だ。これが、ただの「既存AI技術の利用」に終わるのであれば、そこに布設すべき長い挑戦の道はない。しかし、この家電×AI技術という領域はAI研究そのものに対して多くのチャレンジを与えるという意味において、本質的課題でもある。それは、家庭環境のもつ (1) 実世界性、(2) 個別性という2つの不確実性と多様性の源に起因する。

家庭やオフィス環境にAIを導入し、ユーザーを支援していくことは、パナソニックの事業として大きなチャレンジである。現在、産業界では主に教師あり学習を中心としたディープラーニングの活用が進みつつあるが、家庭やオフィス環境が多様性や知識の局所性に溢（あふ）れていることを考えると、事前に準備するラベルデータの不足を始めとしたいくつかの根本的問題に突き当たるのは明らかである。本稿では、これを乗り越えるために、教師あり学習と教師なし学習の統合、ディープラーニングと確率的生成モデルの統合と、深層確率コンピューティングおよび認知アーキテクチャという方向性に関して議論する。

2. AIと家庭環境の不確実性と多様性

家庭環境はAIにとって大変チャレンジングな環境である。これは、大きく分けて2つの不確実性と多様性に起因する。ここではそれらを (1) 実世界性と (2) 個別性と称呼ことにしたい。

実世界はオープンシステムである。それはルールが手で記述しきれないだけでなく、ルールの学習対象となる世界に境界がないことを意味する。AlphaGo^(注5)が囲碁でプロ棋士を破ったことは間違いなく現代のAI研究のメルクマールであった [1]。多くの人々がこの成功に大きな衝撃を受けた一方で、多くの研究者は比較的冷静であった。囲碁というタスクはその状態空間が無限ではないし、クローズドシステムだ。囲碁の世界は「無限だ」というが、これは「無限とも思えるほど広い」という意

味であり、ゲームの目的は陣取りでありルールは極めて明快であり、また、状態空間は各格子点に対して3状態の19×19点が存在しているので、3の19×19乗程度に抑えられる。これは173桁程度の数であり、無量大数よりは圧倒的に多いが厳密には無限ではない。少なくとも、ゲームの途中で目的が変わったり、1つの格子点での状態が4種類になったりすることはない。その意味でクローズドなシステムである。その意味では、囲碁は極めて奇麗に定式化される問題であり、「いつかは解かれるだろう」というのが多くの研究者の感覚であった。

これに対して、実世界はオープンシステムであり、実験室や研究室で網羅しきれない問題を扱わねばならない。例えば、パターン認識課題を例に取ってみよう。現状の多くのパターン認識器は画像などの入力に対して有限種類のラベルを用意し、この関係を教師あり学習を通じてトレーニングすることで作られる。この際、システムにとってのタスクは、与えられた画像などの入力に対して「決められた有限種類のラベルのなかから最も適切なものを選ぶ」ことである。しかし、例えば、家庭においてユーザーが認識してほしい画像のラベルすべてを設計者が列挙できるだろうかという根本的な問題がある。環境がオープンシステムだとすれば、AIは、環境や住人との相互作用をとおして常に学び続けなければならない。これは、まさに、進化の結果として現在の知能を得るに至った私たち人間が、生まれた後も人生をとおして「常に学び続けている」存在である理由にほかならない。

各家庭には個別性がある。例としてお掃除ロボットを題材に考えてみよう。例えば、卓近な例であるが、各家庭で脱衣所にあるマットの形状は異なる。マットの種類が異なれば、お掃除用ロボットがそれを認識して、乗り越えるか、回避するかといった適切な行動は変わってくる。確かに、日本で販売されているお風呂場のマットの種類は有限だろう。しかし、お掃除ロボットの開発工程において、それらすべてを仕入れ、実験によりお掃除ロボットの行動パターンを設計するのは現実的ではない。お風呂場のマットだけならまだしも、一事が万事この調子なのだ。また、そのマットが「乗り越えられるマット」か「乗り越えられないマット」かは、お掃除ロボットの車輪径を大きくするだけで簡単に変わってしまう。また、部屋の掃除をする際に、どの部屋が誰の部屋か、各部屋の間取り、各部屋の掃除の仕方、などは、各家庭の個別の情報であり、ビッグデータだけでは学習できない。ビッグデータから学んだ一般的な知識を事前情報としながらも、ユーザーが直接入力、プログラミング、教示などによりロボットに教え込むか、技術者が派遣されて設定するか、ロボットが自らの経験をとおして学習するか、

(注5) DeepMind Technologies Ltd.の登録商標または商標。

しなければならない。実際の製品となるときには、これらのバランス良い組み合わせが採用されるのだろうが、すべてをユーザーによる入力、技術者の派遣に押し込めては、それらが利便性を下げ、コストを上げることになり、結局は、AIやロボットの家庭進出を阻むことになる。

これらに向き合うAI研究はまだ完成していない挑戦的課題であるとともに、現在のAI研究の延長線上に確かに存在する。上記のような問題を解決しようとするれば、それはヒューリスティックな、場当たりの思いつきではなく、しっかりと、現在までの先端的なAI研究を踏まえながら、問題解決のための研究課題として腰を据えて取り組まねばならない。

3. 確率的生成モデルとディープラーニング

では、そのような実世界性と個性への対応に関して、現在のAI研究にどのような兆しがあるかに関して述べたい。そのためにディープラーニングと、確率的生成モデルという2つのキーワードについて触れる。

ディープラーニングは現在のAIブームを牽引（けんいん）する機械学習の枠組みである。多くの解説が流布されているのでもはや説明が不要かとは思ふ。ニューラルネットワークを多層化して「深く」したことからディープラーニングと呼ばれる。数学的に極言すれば、ニューラルネットワークは活性化関数という名前で標準化された非線形変換と、結合重みによる線形変換の組み合わせにより複雑な非線形変換（パターン処理）を実現する関数近似器である。特徴としては、非線形変換であるのに、変化させるのは線形変換部分だけであるためにシンプルであること、多段階に非線形変換を繰り返すことにより最終的な非線形変換を構成するために、低次での非線形変換を単位とした非線形変換の組み合わせができ、これにより特徴の組み合わせによるパターンの表現ができること、関数全体をとおして微分可能であるために入力側の層から出力側の層まで全体をとおして同時最適化が可能なこと、などが上げられる。これらにGPUの利用や、学習のための大規模データの準備、自動微分を実行するTensorFlow^(注6)などの環境整備といった要因が重なり、現在のトレンドを形成している。

ディープラーニングブームの始まりと主たる技術を牽引しているのはEnd-to-End学習という考え方である。大量の入力データに対して、大量のラベルデータを準備し、そのマッピングを1個の関数として実現する。このときに、

入力から出力に至るすべての処理を端から端まで（End-to-End）学習することで、入力データから抽出すべき特徴表現なども同時に学習することができる。このような学習は一般的に教師あり学習と呼ばれる枠組みに含まれる。

しかし、このような枠組みだけでは2章で示したような状況を単純に解決することができない。新しい状況が出てくれば、また、開発者やユーザーに新しいラベルデータを求め、製品を購入した側に追加の知識の入力を求めることになってしまう。もちろん、ディープラーニングは優れた非線形変換を提供するので、これは当然のように「部品」として使い続けていくことにはなる。しかし、2章で話したような問題は、現在のAIブームの先端研究においても、十分に解かれていないし、家電×AI技術においては本質的な問題となるのだ。

一方で、確率的生成モデルは教師なし学習に向けた枠組みである^(注7)。ディープラーニングブームになり、一般の学生や、開発者から注目されにくくなったが、機械学習の基本的な枠組みの1つである。確率変数の依存関係を観測データの生成過程としてモデル化し、その内部変数（潜在変数）をベイズ推論することで、機械学習を行う。確率的生成モデルにおいては、入力データもラベルデータも1つの確率変数として取り扱われ観測（Observation）と呼ばれる。その定式化のなかでは、一般には、ユーザーから得られた情報にも、設計者から得られたラベルデータにも明確な区別はない。それゆえに、AI自体が得た感覚情報から徐々に学習を進めていく類の学習を表現しやすい。筆者らは記号創発ロボティクスと呼ばれる研究領域において、自律的に実環境から言語獲得を行うロボットのための機械学習システムの多くを確率的生成モデルに基づいて開発してきた[2][3]。自ら家庭環境において学習し続けるAIというものを考えると、確率的生成モデルによるアプローチは筋が良く思われるのだ。

一方で、現在、ディープラーニングと確率的生成モデルをうまく接続しようという研究が注目を受け始めている。嚆矢となったのはKingmaらのVAE（Variational Auto-Encoder:変分オートエンコーダ）だろう[4]。Kingmaらは確率的生成モデルの生成過程にニューラルネットワークを挿入したうえで、その潜在変数の変分推論手法を提案し、リパラメトライゼーション・トリックと呼ばれる技法と、推論ネットワークというアイデアを導入した。これにより、(A) ニューラルネットワークのような複雑な非線形モデルを内部に含んだ確率的生成モデルが推

(注6) Google Inc.の登録商標または商標。

(注7) ベイジアンネットワークという言葉でも知られる。

論可能であることを示した。さらに、(B) それまで広範に用いられてきたニューラルネットワークの教師なし学習手法の1種であるオートエンコーダと確率的生成モデルの間の関係を、変分推論を介して明確にした。また、

(C) 推論ネットワークにニューラルネットワークを用いることで、ディープラーニングを確率的生成モデルの推論に使うという、新しい確率的生成モデルとディープラーニングの関係性を与えた (Amortized Inference)。これらはディープラーニングと確率的生成モデルの間に明確な橋渡しを与えている。この結節点は新たな展開を生んでいる。JohnsonはVAE自体を出力分布としたクラスタリング手法を提案している[5]。このような研究は実世界のデータに対して、柔軟な教師なし学習を行っていくうえで重要だ。また、Ngらは時系列データを扱う確率的生成モデルの代表格である隠れマルコフモデルの推論に推論ネットワークを用いる手法を提案している[6]。

10年後の家電×AI技術を支える機械学習の基盤理論がどこにあるかと問われれば、筆者はディープラーニングと確率的生成モデルの結節点を指さすだろう。もちろん、その理論研究のみを行えば良いのではなく、これと、現実への応用をシームレスに繋いだような、理論に根ざした実践、実践に根ざした理論が必要である。

4. 深層確率コンピューティングと認知アーキテクチャ

確率的生成モデルとディープラーニングをシームレスに繋ぐ意味で深層確率コンピューティングという言葉掲げることができるだろう。ディープラーニングと確率的生成モデルを統合し、さまざまな実世界情報を同時に扱うときに重要になるのが、機械学習モデルの複雑化と大規模化の問題である。マルチモーダル化と呼んでも良い。このときに、認知アーキテクチャとしての視点からAIを見ること、そして、それをソフトウェア工学的な意味において分散開発すること、効率的に開発することが重要になる。

従来のAI開発は機能を感じ覚モダリティごとに問題を分割し開発してきた。音声認識、画像認識などがその最たるものである。しかし、そのようなモダリティ特化型のAIには性能限界がある。例えば、私たち人間が音声を認識する際には、音声だけではなく、視覚から得た「誰が喋（しゃべ）っているか？」や、自己位置から得られる「どこで喋っているか？」というような情報や、その会話の文脈といった多様なモダリティ情報を統合して行っている。このようなマルチモーダル機械学習、パターン処理は今後重要な位置を得ていくだろう。筆者らのグループではロボットの視覚、自己位置、地図、音声認識、

語彙を統合した確率的生成モデルを提案し、ロボットが場所の名前を知識がない状態から学習していく手法としてSpCoSLAMを提案している[7]。特に、家庭用ロボットや家庭における人間行動のセンシングにおいては、一つ一つのセンサ情報が部分的な情報しか提供しないような場合が多い。このとき、複数の感覚情報を統合して、学習し、事象を把握していくマルチモーダル機械学習の役割が重要となる。

このようにさまざまな処理を統合した知能システムを表現するためのフレームワークを認知アーキテクチャと呼ぶときがある。マルチモーダル機械学習のように、さまざまな情報源を統合しようとしていくと、機械学習システム自体が肥大化し、ある種の認知アーキテクチャとしてとらえることが重要となっていくだろう。当然、それに含まれるさまざまな要素を表現するための確率変数群が必要となり、モデルは肥大化していく。このような状況に向けて、マルチモーダル化され、階層化された機械学習システムをどのように効率的に開発していくか、という議論が重要になっていく。

確率的プログラミング言語 (Probabilistic Programming Language) はこのような問題に対する1つのアプローチである。確率的プログラミング言語は確率的生成モデルを記述しさえすれば、その推論手法 (学習手法) を自動的に提供する言語である。通常のプログラミングにおけるソースコードとコンパイルの関係を、確率的生成モデルの記述と推論手法の導出の関係に置き換えたようなものである。確率的プログラミング言語にもさまざまなあるが、現在、ディープラーニングと確率的プログラミングを繋げたEdwardと呼ばれる確率的プログラミング言語のプロジェクトが注目されている[8]。

筆者らのグループではロボティクスにおける確率的生成モデルの活用という視点から、ロボットの認知を表現する確率的生成モデルを分散開発し、統合後も、統合的に開発した機械学習モデルと等価な教師なし学習を実現できる枠組みとしてSERKETというプロジェクトを立ち上げている [9]。このような枠組みで、深層確率コンピューティングを用いた認知アーキテクチャを作っていくことが大きな課題となっていく。

5. おわりに

本稿では、家電×AI技術という論点を基点とし、10年後の家電×AI技術を支える基盤的な機械学習技術として深層確率コンピューティングと認知アーキテクチャへの取り組みへと議論を展開した。

前章に示したように、確率的生成モデルとディープラ

ーニングは徐々に融合していく流れにあり、この先に、AIの家庭環境への実装に向けた、新たな応用や、イノベーションに向けた研究開発が存在する。「家電×AI技術」はAI研究と人類におけるイノベーションの取り組みにおいて決して研究開発の下流に甘んじる存在ではなく、本質的な問題を孕(はら)んだビッグチャレンジである。人に最も近い場所で、学習し、変化し、サポートしてくれる、そのようなAIの家庭環境への実装は、まったく新しいユーザー体験を与えてくれるはずである。

そこへ至る道には、多くの研究開発課題があるが、無軌道にではなく、未来の技術に関するビジョンを掲げて挑戦的に取り組むことこそ重要であろう。

参考文献

- [1] Silver, David et al., "Mastering the game of go without human knowledge," *Nature*, vol. 550, no.7676, pp.354-359, 2017.
- [2] Tadahiro Taniguchi et al., "Symbol Emergence in Robotics: A Survey," *Advanced Robotics*, vol. 30, issue 11-12, pp.706-728, 2016. (<https://doi.org/10.1080/01691864.2016.1164622>)
- [3] 谷口忠大, 記号創発ロボティクス 知能のメカニズム入門, 講談社, 東京, 2014.
- [4] Diederik P. Kingma et al., "Auto-encoding variational Bayes," *ICLR, Banff*, Apr. 2014.
- [5] Johnson, M. et al., "Composing graphical models with neural networks for structured representations and fast inference," *Advances in Neural Information Processing Systems 29 (NIPS 2016)*, pp.2946-2954, Dec. 2016.
- [6] Yin Cheng Ng et al., "Scaling Factorial Hidden Markov Models: Stochastic Variational Inference without Messages," *NIPS 2016, Barcelona*, Dec. 2016.
- [7] Akira Taniguchi et al., "Online Spatial Concept and Lexical Acquisition with Simultaneous Localization and Mapping," *IEEE IROS, Vancouver*, Sept. 2017.
- [8] Tran Dustin et al., "Deep probabilistic programming," *5th International Conference on Learning Representations (ICLR 2017)*, Toulon, Apr. 2017.
- [9] Nakamura Tomoaki et al., "SERKET: An Architecture For Connecting Stochastic Models to Realize a Large-Scale Cognitive Model," *arXiv preprint arXiv:1712.00929*, Dec. 2017.

《プロフィール》

谷口 忠大 (たにくち ただひろ)

- 2001 京都大学工学部物理工学科卒業
 2006 京都大学大学院工学研究科精密工学専攻 博士後期修了, 博士(工学)
 2005-2007 (独) 日本学術振興会 特別研究員 (DC2) (京都大学大学院工学系研究科機械理工学専攻機械システム創成学研究室)
 2006-2008 (国研) 情報通信研究機構 (NICT) 研修研究員兼務
 2007-2008 (独) 日本学術振興会 特別研究員 (PD) (京都大学情報学研究所システム科学専攻共生システム論研究室)
 2008-2010 立命館大学情報理工学部知能情報学科 助教
 2008-2010 NICT 客員研究員
 2010-2017 立命館大学情報理工学部知能情報学科 准教授
 2015-2016 Imperial College London 客員准教授
 2017- 立命館大学情報理工学部 教授
 2017- クロスアポイントメント制度により, パナソニック(株) ビジネスイノベーション本部 AIソリューションセンター 客員総括主幹技師

専門技術分野:

人工知能, 創発システム, 知能ロボティクス

主な著書:

- コミュニケーションするロボットは創れるか〜記号創発システムへの構成論的アプローチ〜 (NTT出版, 2010)
 イラストで学ぶ人工知能概論 (講談社, 2014)
 記号創発ロボティクス知能のメカニズム入門 (講談社, 2014)