

CRDS-FY2019-SP-08

戦略プロポーザル

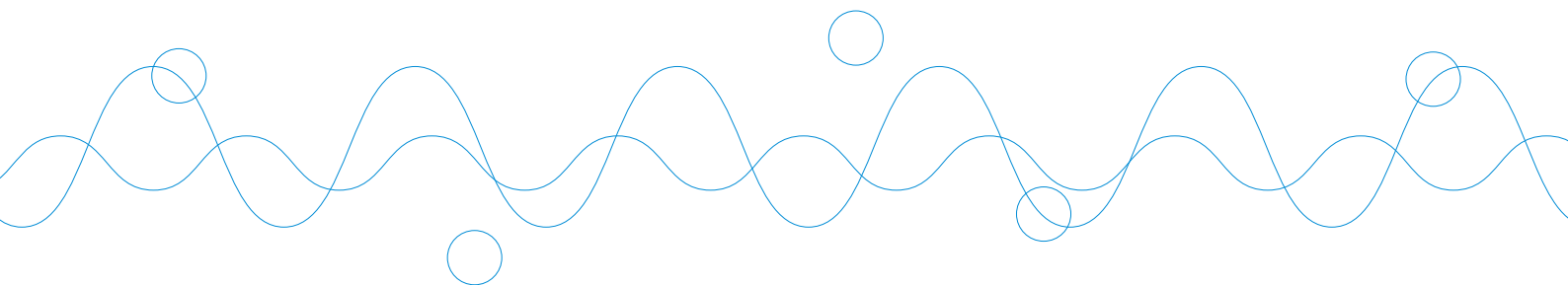
第4世代AIの研究開発

— 深層学習と知識・記号推論の融合 —

STRATEGIC PROPOSAL

Research and Development on the Fourth Generation of AI

- Deep Learning and Knowledge/Symbolic Reasoning Integration -



国立研究開発法人 科学技術振興機構 研究開発戦略センター
Center for Research and Development Strategy, Japan Science and Technology Agency

研究開発戦略センター（CRDS）は、国の科学技術イノベーション政策に関する調査、分析、提案を中立的な立場に立つて行う公的シンクタンクの一つで、文部科学省を主務省とする国立研究開発法人科学技術振興機構（JST）に属しています。

CRDSは、科学技術分野全体像の把握（俯瞰）、社会的期待の分析、国内外の動向調査や国際比較を踏まえて、さまざまな分野の専門家や政策立案者との対話を通じて、「戦略プロポーザル」を作成します。「戦略プロポーザル」は、今後国として重点的に取り組むべき研究開発の戦略や、科学技術イノベーション政策上の重要課題についての提案をまとめたものとして、政策立案者や関連研究者へ配布し、広く公表します。

公的な科学技術研究は、個々の研究領域の振興だけでなく、それらの統合によって社会的な期待に応えることが重要です。「戦略プロポーザル」が国の政策立案に活用され、科学技術イノベーションの実現や社会的な課題の解決に寄与することを期待しています。

さらに詳細は、下記ウェブサイトをご覧ください。

<https://www.jst.go.jp/crds/>

エグゼクティブサマリー

人工知能（Artificial Intelligence : AI）の第3次ブームが続いている。AIのこれまでの発展を振り返ると、第1次ブーム（1950年代後半から1960年代）は探索技術を用いたトイシステム的なAI（本稿では「第1世代AI」と呼ぶ）、第2次ブーム（1980年代）は人手で辞書・ルールを構築・活用するルールベースのAI（本稿では「第2世代AI」と呼ぶ）、第3次ブーム（2000年代から現在）は大量データからルールやモデルを構築して活用する機械学習に基づくAI（本稿では「第3世代AI」と呼ぶ）へと進化してきた。現在、特に深層学習（Deep Learning）が第3世代AIの中心にあり、さまざまな応用に適用が進んでいる。しかし、その限界も指摘され始め、それを克服すべく次の世代のAI、すなわち「第4世代AI」が検討され始めた。

そこで、本プロポーザルでは、第4世代AIの研究開発においてわが国が先行し、国際競争力を確保するために、目指す方向性、重要な研究開発課題、推進方法等を示す。

本プロポーザルで示す第4世代AIの方向性は「深層学習（即応的AI）と知識・記号推論（熟考的AI）の融合による、社会に適合し、人に寄り添って成長する次世代AI」である（詳細は第1章）。このような方向性を定めた背景として、以下の3点がある（詳細は第2章）。

第1点は、現在の深層学習（第3世代AI）の限界の克服である。①学習に大量の教師データや計算資源が必要であること、②学習範囲外の状況に弱く、実世界状況への臨機応変な対応ができないこと、③パターン処理は強いが、意味理解・説明等の高次処理はできていないこと等が、限界として指摘されている。第3世代AIは知覚・運動系、帰納型を起点とした即応的なAIという面が強い。上記①②③の限界を克服するには、熟考的な面も必要になる。この熟考的な面は言語・論理系、演繹型の記号処理が備えるものであり、第3世代AIに第2世代AIの性質を融合する方向になる。

第2点は、わが国が掲げる「人間中心のAI社会原則」の充足である。AIが社会に広がる中で、社会や人々から信頼されるAIであるため、このような社会原則を充足できるような仕組みを持たねばならない。大量の教師データなしでAIが成長できるとしても、そのAIは社会に適合し、人に寄り添って成長することが求められる。人間中心社会において、人間がコントロールする、人間の有能なアシスタントとしてのAIを目指す。

第3点は、人間の知能に関する研究からの示唆である。人間の場合、幼児が言葉を覚えていく過程で、教師データ（これは「猫」、あるいは「犬」といった説明付きのデータ）が大量に与えられるわけではないし、学習したことを学習範囲外のケースにも応用できる。そこには、次世代AIのためのヒントがあるはずである。

本プロポーザルでは、このような背景を踏まえ、目指す方向性を実現するため、以下に示す4つの重要な研究開発課題への取り組みを推進することを提案する（詳細は第3章）。

1. 教師なしでも知識獲得・成長できる融合AI研究
2. 実世界で安全性・頑健性を確保できる融合AI研究
3. コンテキストに応じ適切な推論・アクション可能な融合AI研究

4. 知能の要件・原理の探究に基づき、即応的知能と熟考的知能を統一的に扱う融合 AI 研究

これらの取り組みの中核にあるのは、知覚・運動系、帰納型を起点とする即応的知能の仕組み（深層学習）に、言語・論理系、演繹型を中心とする熟考的知能の仕組み（知識・記号推論）を融合する「融合 AI」である。融合 AI のアプローチをベースに、第 3 世代 AI の限界を克服するとともに、社会からの要請としての信頼性や人間との親和性も確保する。

また、上記の研究開発課題 1～3 は機能実現型の取り組みであり、研究開発課題 4 は原理探求型の取り組みである。機能実現型の取り組みだけでは、個別の問題が解決されても、問題毎のばらばらな解決法になりがちであり、原理探求型の取り組みも進めながら、それら 2 通りの取り組み方の間で成果を取り込み合い、相乗効果を生むことで技術進化を加速し、最適な融合形を見いだすことを狙う。

さらに、このような研究開発の推進にあたって留意すべき点として、以下のような事項が挙げられる（詳細は第 4 章）。

まず、米中が圧倒的大型投資をもって AI 技術開発を推進している状況、および、わが国でも「AI 戦略 2019」を策定し、関連先行プログラムを実行している状況を踏まえて、第 4 世代 AI の研究開発を推進することの位置付けや注力点を明確化する必要がある。この点では、わが国が勝ち筋として掲げている実世界適用 AI や高品質 AI を、第 3 世代 AI だけでなく第 4 世代 AI においても打ち出すことが、本研究開発によって可能になる。また、第 4 世代 AI は世界的に取り組みがまだ始まったばかりの技術チャレンジであり、わが国が実績を有する認知発達ロボティクスや計算脳科学等の研究成果・知見も活用できることから、先行できるチャンスがある。

次に、人材、データ、計算機といった研究リソースの強化策が重要になる。人材面では、AI 分野のリーダー層はこの方向の重要性を認識しており、若手の取り組みを活性化することが肝要である。データ面では、第 4 世代 AI の研究開発を加速する上で、実世界における行為の連鎖等を記録したエクスペリエンスデータの大規模構築が重要になる。これは世界的にほとんど未着手であり、重点産業ドメイン（製造業・ロボット・教育・医療等）を定め、産官学連携で構築・活用を推進することで先行したい。計算機面では、産業技術総合研究所の「ABCI」、理化学研究所の「富岳」「RAIDEN」等の計算資源の共同利用と継続的な増強が不可欠である。

加えて、AI の研究開発では、社会・人間との関係、倫理的・法的・社会的課題（Ethical, Legal and Social Issues : ELSI）等、情報科学技術開発だけでなく面も深く検討・考慮した取り組みが不可欠である。このような観点では、本プロポーザル「第 4 世代 AI」に先行して発行した 2 つの戦略プロポーザル「AI ソフトウェア工学」（AI 応用システムの信頼性・安全性の確保）と「意思決定・合意形成支援」（人間の意思決定の主体性の確保）と併せた全体施策の中で、人文・社会科学等との融合研究を描いていくのが効果的である。

Executive Summary

The third boom in artificial intelligence (AI) has been on the rise. Looking back on the development history of AI so far, the AI systems in the first boom (late 1950s to 1960s), based on simple search technologies, were just like toy systems. Here, we call them “the first generation of AI”. In the second boom (1980s), rule-based AI systems which use handcrafted rules and knowledge were developed. Here, we call them “the second generation of AI”. In the third boom (2000s to now), machine-learning-based AI systems which find and use rules/models from big data is widely utilized. We call them “the third generation of AI”. Especially, deep learning is used as the key technology of the third generation of AI, and various applications of deep learning have been developed. However, several limitations of the third generation of AI came to be clear. In order to overcome them, a new scheme of AI research, which we call “the fourth generation of AI”, is required.

This strategic proposal describes and discusses the target direction, important research and development issues, and funding program design strategies for the fourth generation of AI to make Japan internationally competitive in the research area of AI.

The target direction of developing the fourth generation of AI is to realize a new generation of AI that adapts to our society and grows with human by integrating “fast response intelligence” such as deep-learning-based AI and “deep deliberation intelligence” such as knowledge/symbolic reasoning. The reasons why we set this direction are as follows.

Firstly, it is necessary to overcome the problems (limitations) of the third generation of AI. The third generation of AI has three problems: (1) it requires a huge amount of supervised training data and computing power; (2) it cannot handle out-of-learning situations which occur frequently in the real world; (3) it is not good at high-level processing such as semantic understanding and explanation while being good at pattern processing. In other words, the third generation of AI is considered as fast response intelligence which corresponds to perception and motion systems, starting from inductive function.

To solve these problems, a deep deliberation intelligence should also be considered. The feature of deep deliberation intelligence comes from linguistic and logical systems, based on deductive symbolic processing. So, integrating the feature of the second generation of AI with the third generation of AI can be a good approach.

Secondly, it is mandatory to comply with social principles such as “Social Principles of Human-Centric AI” defined by the Japanese government. AI application systems should have some new mechanisms to satisfy the social principles so that they can be reliable for the society and human. Not only they can learn and grow without a huge amount of supervised training data, they should be friendly and adapt to our human-centric society. In the human-centric society, we believe the AI application systems should play a role of competent

assistants under human control.

Thirdly, research on human intelligence and human brain can be helpful to the fourth generation of AI research. For example, a human baby can learn language without a huge amount of supervised training data, and also we can apply what we learned in some case to other cases.

In this proposal, from what we have discussed above, we propose the following four important research and development issues which should be tackled toward the target direction.

1. Research on the integrated AI which can acquire knowledge and grow without supervised training data.
2. Research on the integrated AI which can ensure safety and robustness in the real-world.
3. Research on the integrated AI which enables context-aware reasoning and actions.
4. Research on the integrated AI which covers both fast response intelligence and deep deliberation intelligence, based on exploration of fundamental mechanisms and principles of human intelligence.

The essential point in these four issues is the integrated AI, that means integration of fast response intelligence such as deep-learning-based AI and deep deliberation intelligence such as knowledge/symbolic reasoning. Based on the integrated AI approach, it is expected to ensure reliability and human-friendly features which are required from our society, as well as to overcome the problems of the third generation of AI.

The above-mentioned issues 1, 2, 3 are challenges to realize functionality, and the issue 4 is a principle quest challenge. We are concerned with that the function realization challenges may only solve their own issue, not bringing the best solution overall. The principle quest challenge is also necessary, then both of the two type challenges should be tackled in parallel. The synergy between the function realization challenges and the principle quest challenge accelerates technology evolution toward optimally integrated AI.

Furthermore, some points to keep in mind in designing funding programs for such research and development include the following.

Firstly, the strategic positioning and focused targeting of research on the fourth generation of AI are important in the current situation where the United States and China are accelerating AI technology development with massive investments and the Japanese government are also promoting AI-related programs based on "AI Strategy 2019". In this point, the proposed research challenges can contribute to the real-world AI and the trusted quality AI, which are enhanced in AI Strategy 2019 and are required in the fourth generation as well as the third generation of AI. Here is a good chance that Japan can precede the world

by utilizing advances in computational neuroscience and cognitive developmental robotics.

Secondly, it is important to strengthen research resources such as human resources, collecting data, and computer facilities. As for the human resources, senior leaders in the AI area are now emphasizing the importance of this direction and young researchers' challenge should be encouraged. As for the collecting data, building a large-scale training data set which includes real-world interaction and dialogue is important to accelerate research on for the fourth generation of AI. As it is not started worldwide yet, Japan has a chance to get advantages in new training data building by close collaboration between industry, government and academia in some focused domains (e.g. manufacturing, robot, education, medical). As for the computer facilities, joint use and continuous enhancement of computational resources such as ABCI, Fugaku and Raiden are essential.

Additionally, it is very important to consider the relation of human with the society, ELSI (ethical, legal and social issues), and other non-technological issues. For this purpose, we would claim that we take comprehensive and cross-disciplinary approach to the next AI research, making the best use of not only this proposal "the fourth generation of AI" but also the previously published two proposals: "AI software engineering for reliable and safe AI application system development" and "information science and technology for decision-making and consensus-building".

目 次

エグゼクティブサマリー

Executive Summary

1. 研究開発の内容	1
2. 研究開発を実施する意義	4
2－1. 現状認識および問題点	4
2－2. 社会・経済的効果	10
2－3. 科学技術上の効果	11
3. 具体的な研究開発課題	13
3－1. 研究開発課題1（機能実現型）：教師なしでも知識獲得・成長できる融合 AI 研究	13
3－2. 研究開発課題2（機能実現型）：実世界で安全性・頑健性を確保できる融合 AI 研究	15
3－3. 研究開発課題3（機能実現型）：コンテキストに応じ適切な推論・ アクション可能な融合 AI 研究	15
3－4. 研究開発課題4（原理探究型）：知能の要件・原理の探究に基づき、 即応的知能と熟考的知能を統一的に扱う融合 AI 研究	16
4. 研究開発の推進方法および時間軸	18
4－1. 戦略的位置付けの明確化	18
4－2. 研究開発推進の時間軸	20
4－3. 研究リソースの強化策	21
付録1. 検討の経緯	23
付録2. 国内外の状況	27
付録3. 専門用語説明	36

1. 研究開発の内容

本プロポーザルがターゲットとする「第4世代 AI」とは、第3次ブームにあると言われる現在の人工知能（Artificial Intelligence：AI）を第3世代 AI としたとき、その次の世代の AI を意味する（図1）。第1次ブーム（1950年代後半から1960年代）は探索技術を用いたトイシステムの AI（本稿では「第1世代 AI」と呼ぶ）、第2次ブーム（1980年代）は人手で辞書・ルールを構築・活用するルールベースの AI（本稿では「第2世代 AI」と呼ぶ）、第3次ブーム（2000年代から現在）は大量データからルールやモデルを構築して活用する機械学習に基づく AI（本稿では「第3世代 AI」と呼ぶ）へと進化してきた。現在、特に深層学習（Deep Learning）が第3世代 AI の中心にあり、さまざまな応用に適用が進んでいる。しかし、その限界も指摘され始め、それを克服すべく次の世代の AI、すなわち「第4世代 AI」が検討され始めた。

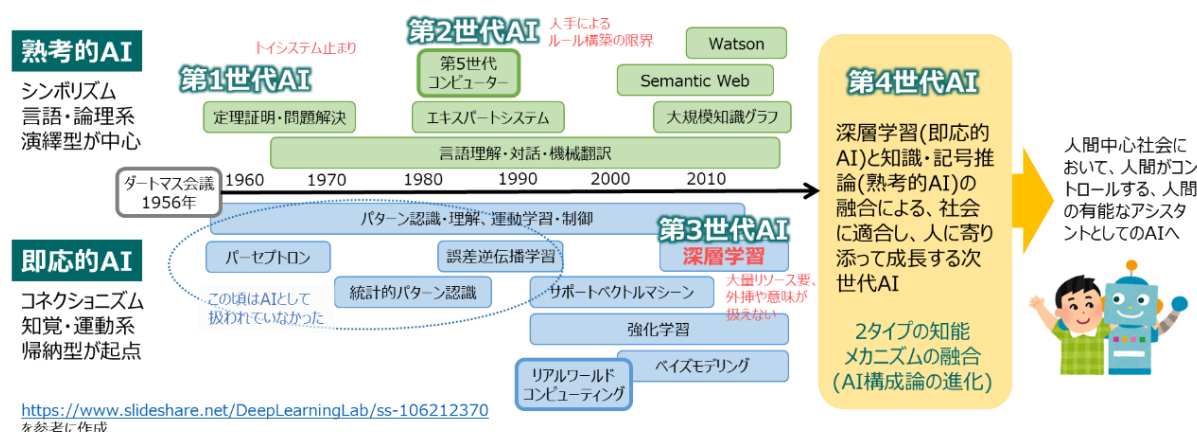


図1 AI研究の2つの流れと次なる進化

本プロポーザルで示す第4世代 AI の方向性は「深層学習（即応的 AI）と知識・記号推論（熟考的 AI）の融合による、社会に適合し、人に寄り添って成長する次世代 AI」である。このような方向性を定めた背景として、次の3点がある。

第1点は、現在の深層学習（第3世代 AI）の限界の克服である。①学習に大量の教師データや計算資源が必要であること、②学習範囲外の状況に弱く、実世界状況への臨機応変な対応ができないこと、③パターン処理は強いが、意味理解・説明等の高次処理はできていないこと等が、限界として指摘されている。第3世代 AI は知覚・運動系、帰納型を起点とした即応的な AI という面が強い。上記①②③の限界を克服するには、熟考的な面も必要になる。この熟考的な面は言語・論理系、演繹型の記号処理が備えるものであり、第3世代 AI に第2世代 AI の性質を融合する方向になる。

第2点は、わが国が掲げる「人間中心の AI 社会原則」の充足である。AI が社会に広がる中で、社会や人々から信頼される AI であるため、このような社会原則を充足できるような仕組みを持たねばならない。大量の教師データなしで AI が成長できるとしても、その AI は社会に適合し、人に寄り添って成長することが求められる。人間中心社会において、人間がコントロールする、人間の有能なアシスタントとしての AI を目指す。

第3点は、人間の知能に関する研究からの示唆である。人間の場合、幼児が言葉を覚えていく

過程で、教師データ（これは「猫」、あるいは「犬」といった説明付きのデータ）が大量に与えられるわけではないし、学習したことを学習範囲外のケースにも応用できる。そこには、次世代 AI のためのヒントがあるはずである。

本プロポーザルでは、このような背景を踏まえ、目指す方向性を実現するため、以下に示す 4 つの重要な研究開発課題への取り組みを推進することを提案する。

1. 教師なしでも知識獲得・成長できる融合 AI 研究
2. 実世界で安全性・頑健性を確保できる融合 AI 研究
3. コンテキストに応じ適切な推論・アクション可能な融合 AI 研究
4. 知能の要件・原理の探究に基づき、即応的知能と熟考的知能を統一的に扱う融合 AI 研究

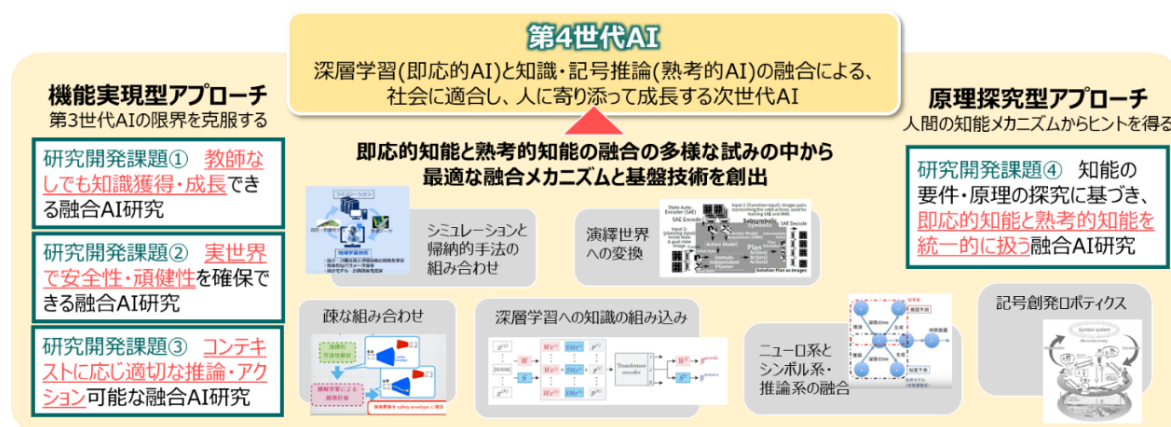


図2 第4世代AIの目指す方向性と重要な研究開発課題

これらの取り組みの中核にあるのは、知覚・運動系、帰納型を起点とする即応的知能の仕組み（深層学習）に、言語・論理系、演繹型を中心とする熟考的知能の仕組み（知識・記号推論）を融合する「融合AI」である。融合AIのアプローチをベースに、第3世代AIの限界を克服するとともに、社会からの要請としての信頼性や人間との親和性も確保する。

また、上記の研究開発課題1～3は機能実現型の取り組みであり、研究開発課題4は原理探求型の取り組みである。機能実現型の取り組みだけでは、個別の問題が解決されても、問題毎のばらばらな解決法になりがちであり、原理探求型の取り組みも進めながら、それら2通りの取り組み方で成果を取り込み合い、相乗効果を生むことで、最適な融合形を見いだすことを狙う。現在は、即応的AIと熟考的AIの融合形態に関する模索フェーズであり、図2の中央に示すように、さまざまな組み合わせ方が検討されている（事例の詳細と図の出典は付録2の(1)を参照）。このような多様な試みを進める中から、最適な融合メカニズムと基盤技術が生まれてくると考えられる。

コラム① AI 研究における 2 つの流れ

人工知能（Artificial Intelligence：AI）は、人間の知的活動（認識、判断、計画、学習等）をコンピューターで実現するための技術群あるいは研究分野である。本稿では、AI 技術で目指すものは、人間がコントロールする、人間にとって有能なアシスタントの実現だという立場をとる。人間の完全なレプリカを目指すわけではないが、人間の知能の特性・振る舞いを知り、模することは AI 研究の自然な流れである。

人間の知能の振る舞いや、脳を情報処理システムとして見た場合の特性は、複数の異なる側面を持つことが知られている。その代表的な見方が、即応的知能と熟考的知能という二面があるというものである。そして、それがこれまでの AI 研究における 2 つの流れを形作ってきた（図 1）。ノーベル経済学賞を受賞した Daniel Kahneman の著書「ファスト&スロー」では、そのような人間の知能（意思決定システム）の 2 つの側面を System 1 と System 2 と呼び、表 1 のように対比した。

図 1 では、AI 研究における 2 つの流れを「熟考的 AI」と「即応的 AI」と呼ぶとともに、前者には「シンボリズム、言語・論理系、演繹型が中心」、後者には「コネクショニズム、知覚・運動系、帰納型が起点」と付記した。以下、これらの意味と関係について補足する。

まず、熟考的知能と即応的知能という性質を人間の機能に対応付けると、おおむね言語・論理の機能は熟考的で、知覚・運動の機能は即応的と考えられる。

次に、シンボリズム（記号主義）は、記号の操作によって知能を実現しようとする立場であり、基本的に熟考的知能をカバーしようとするものである。一方、コネクショニズムは、人間の脳からヒントを得たニューラルネットを用いて知能を実現しようとする立場である。コネクショニズムはまずは即応的知能の実現から始めているが、熟考的知能にもアプローチできるはずだと考えている。

また、熟考的知能は言語・論理の機能を担うので、記号を用いた演繹的な処理が中心になる。一方、即応的知能は知覚・運動の機能を担うので、画像・音声等のアナログデータの認識という帰納的な処理が起点となる。

表 1 知能の 2 つの側面

即応的 System 1	熟考的 System 2
高速	低速
直感的	論理的
無意識的	意識的
非言語的	言語的
習慣的	計画・推論型

2. 研究開発を実施する意義

2-1. 現状認識および問題点

現在の第3世代 AI では、大量データから帰納的にルールやモデルを構築する機械学習技術を用いた AI が主流となっている。機械学習技術にさまざまな方式がある中で、特に目覚ましい発展を遂げているのは、深い多層のニューラルネットワークを用いる深層学習である。

深層学習は、従来の機械学習方式と比べて著しい精度向上を示し、特定用途で人間を上回る精度・性能を次々と達成している。例えば画像認識分野では、2012年、一般物体認識のコンペティション ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) に深層学習が初めて導入され、エラー率が前年と比べて一気に 10% 近く改善されて大きな注目を集めた。その後も精度改善が進み、2015年には人間の認識精度を上回ったと言われる。また、コンピューターゲーム分野では、深層学習・深層強化学習を用いた Google DeepMind 社の AlphaGo (アルファ碁) が 2016年～2017年に世界トップランクプロに圧勝して大きな話題になった。囲碁は完全情報ゲームであるが、不完全情報ゲームにおいても、2018年にはリアルタイムストラテジーゲーム StarCraftII で Google DeepMind の AlphaStar がプロプレイヤーに圧勝し、2019年には6人制ポーカーで Facebook と CMU の Pluribus がトッププロに大勝した。さらに、質問文に対して関連文書を読解して回答を抽出する文章読解問題についても、2018年にコンピューターが人間を上回る精度を達成し、その後、BERT や XLNet といったシステムが次々に最高精度を更新している。また、敵対的生成ネットワーク GAN (Generative Adversarial Networks) のような、深層学習に基づく生成モデルが開発されたことによって、例えば、あたかも本物のような実在しない画像・映像の生成、他者の動作のコピー、線画の自動着色・写実画変換、見えない面まで推測した 3D モデル生成等、新しい生成系アプリケーションも次々に生み出されている。

その一方で、現在の深層学習の限界も指摘されるようになってきた。①学習に大量の教師データや計算資源が必要なこと、②学習範囲外の状況に弱く、実世界状況への臨機応変な対応ができないこと、③パターン処理は強いが、意味理解・説明等の高次処理はできていないこと等が指摘されている。

また、深層学習に限らず、AI が社会に普及し、さまざまな場面で使われていくに際して、AI の安全性・信頼性等を確実に確保する等、社会における AI のあるべき姿が論じられるようになってきた。日本政府が策定した「人間中心の AI 社会原則」をはじめ、国・世界レベルで AI に関わる社会原則・倫理ガイドライン等が議論・策定されている。よって、第4世代 AI は、現在の深層学習の限界①②③を克服するとともに、社会原則・倫理ガイドラインのような社会からの要請を満たすことが求められる。

そのためには、現在の深層学習のようなデータからボトムアップにルールやモデルを構築する帰納型の仕組みだけでなく、トップダウンに知識やルールを与え、状況や文脈 (コンテキスト) に応じてそれらを組み合わせて解釈・推論するような演繹型の仕組みを組み合わせることが必要になる。これまで、ルールベースのシステムの一部に機械学習を組み込んだり、機械学習によるパターン認識の結果をルールベースのシステムで処理したりといった疎な組み合わせは行われてきたが、現在の深層学習の限界①②③として指摘されている問題に対処していくには、より密な組み合わせ、適切な融合が必要になる。

その際に、人間の脳の情報処理機構に関する研究成果・知見が参考になると期待される。人間の脳には、深層学習・強化学習に相当する即応的な情報処理を担うパートだけでなく、それと異なるタイプの熟考的な情報処理を担うパートが存在すると考えられている。それによって、人間は現在の深層学習のような大量の教師データを与えられなくても学習・成長し、学習したことを学習時と異なるケースにも応用できる。上で述べたような適切な融合を考えていく上で、人間自身の仕組みからヒントが得られるはずである。

以上のような考えから、本プロポーザルでは、第1章（特に図1）に示した方向性を描いた。

以下、上記の説明を補足する位置づけで、2-1-1で現在の深層学習の限界、2-1-2でAIに対する社会からの要請、2-1-3で人間の知能に関する研究からの示唆について、詳しく説明する。

2-1-1. 現在の深層学習の限界

現在の深層学習の限界として、①学習に大量の教師データや計算資源が必要なこと、②学習範囲外の状況に弱く、実世界状況への臨機応変な対応ができないこと、③パターン処理は強いが、意味理解・説明等の高次処理はできていないこと等が指摘されていることを上で述べた。以下では、この3点を順に説明する。

（1）学習に大量の教師データや計算資源が必要

分類・識別、予測、異常検知等のさまざまなタスクに深層学習が適用され、高い精度が達成された事例が報告されている。しかし、その学習には極めて大量の教師データが用いられる。例えば画像認識の学習に用いる画像データ数や、言語の語義の曖昧性解消に用いる単語数が、億オーダーに至っている¹。

精度の向上は、学習に用いるデータ量を増やすだけでなく、アルゴリズムの改良、ニューラルネットワークの多層化や構造の複雑化によっても推し進められてきた。その結果、学習プロセスで使われる計算資源も増大し続けている。例えば、深層学習を用いて自然言語処理で高い精度を達成した最新アルゴリズムとして知られる BERT や XLNet について、1回の学習実行に要する計算資源の量をクラウドコンピューティングサービスの使用量に換算して見積もったという報告²がある。この報告によると、2018年にトップ精度を出した BERT の場合は1回の実行で6,900米ドル（約76万円）がかかり、2019年にトップ精度を出した XLNet の場合は1回の実行で61,000米ドル（約670万円）がかかるということである。

図3はこのような計算資源の増大傾向を示している。この図から、2012年に画像認識で従来法と比べて圧倒的に高い精度を達成した AlexNet と、2017年に囲碁ソフトウェアとして圧倒的に高い勝率を示した AlphGo Zero を比較すると、必要な計算パワーが30万倍に増加していることが分かる。

¹ 例えば、画像認識のケースについて <https://arxiv.org/pdf/1707.02968.pdf>

言語の語義の曖昧性解消のケースについて <https://www.aclweb.org/anthology/P01-1005.pdf>

² <https://syncedreview.com/2019/06/27/the-staggering-cost-of-training-sota-ai-models/>

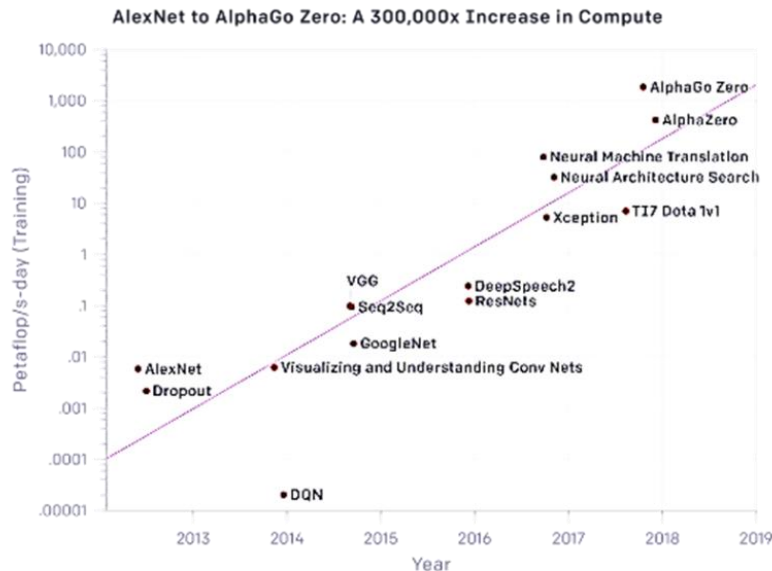


図3 必要とされる計算パワーの増大傾向 [OpenAI のレポート³から引用]

(2) 学習範囲外の状況に弱く、実世界状況への臨機応変な対応ができない

深層学習に限らず、機械学習を用いた判定（分類・識別、予測、異常検知等）は、学習データと傾向が変わらない環境で動くことが前提になる。すなわち、学習データの分布から内挿できる範囲では妥当な結果が得られたとしても、その範囲外で、外挿が必要になるケースでは、どのような結果になるか分からない。図4はその一例である。図4の左半分は学習範囲内のデータに対する正常な振る舞いの例、右半分は学習範囲外のデータに対する異常な振る舞い（しかも高い確信度で誤った判定を出している）の例を示している。

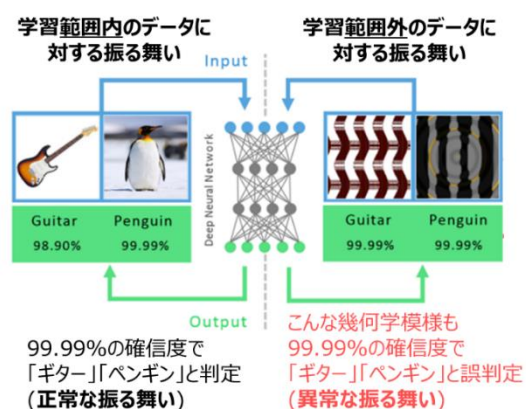


図4 学習範囲内・外のデータに対する振る舞い [論文⁴から引用+説明追記]

さらに、Adversarial Examples と呼ばれる脆弱性の問題も指摘されている。これは人間には気にならない程度の加工を加えることで、誤認識を誘発できるという問題である。画像認識に対す

³ <https://openai.com/blog/ai-and-compute/>

⁴ <https://arxiv.org/pdf/1412.1897.pdf>

る Adversarial Examples の例を図 5 に示す。この例では、深層学習を用いて「停止」の道路標識を正しく認識できていた画像認識システムに対して、白や黒の小さなノイズをのせた「停止」標識を与えると、「速度制限」標識と誤認識させることができたというものである。停止しなければならない場所であるのに、停止せずに進んでよいことになり、事故を引き起こしかねない。



図 5 画像認識に対する Adversarial Examples [論文⁵から引用]

(3) パターン処理は強いが、意味理解・説明等の高次処理はできていない

深層学習は、画像・映像・音声等を対象としたパターン処理には強いが、自然言語を対象とした意味理解・説明等の高次処理では、まだ十分には機能していない。

深層学習によって得られたルールやモデルは、ニューラルネットワークの構造やノード間の重みとして表現される膨大なパラメーターの集合になる。これを人間が直接解釈することは極めて難しい。そもそも深層学習によって高い精度が得られることについての理論的説明もまだ十分になされていない。

その結果、深層学習によって出された判定結果に対して、その判定理由は説明されず、人間が納得できないということが起きる。例えば、不審者と判定され、理由の説明もなく、不当な扱いを受けたならば、その当人は納得しがたいと感じるであろう。また、あるプロジェクトが失敗する可能性が高いと判定されたとき、その判定結果を理由の説明もなくプロジェクト関係者に伝えても、納得してもらうことや、具体的な対策を講じることは難しいであろう。

また、事故や問題が発生したときに、原因解明や責任判断が難しい。例えば、深層学習を用いて動作を制御する車やロボットが事故を起こしてしまったとする。その事故を引き起こしたのが、ある動作だったことが分かったとして、その動作をしてしまった理由が分からないという事態になる。深層学習のプログラムのコーディングミス (バグ) なのかもしれないし、学習に用いたデータに偏りがあったのかもしれないし、深層学習そのものではなく周辺ソフトウェアや運転者による条件設定ミスかもしれない。その結果、事故の責任を誰が負うのかも定まらないことになってしまう。

ところで、2-1 節の冒頭パートで、文章読解問題のベンチマークにおいて、深層学習を用いた AI システムが人間のスコアを上回ったことを述べた。これは一見すると、AI システムが文章の意味を人間以上に理解できていると思われるかもしれない。しかし、その分析を行った報告⁶によると、AI システムが判定に用いているのは、統計的な傾向やパターンであり、意味のおかしな文章を入力しても、同様の傾向・パターンに当てはめて判定を出してしまう。本当に文の意味が理解できていないと、正解を当てられないような問題を集めてスコアを出すと、AI システムはまだ人間のスコアを大きく下回るのが現状である。

⁵ <https://arxiv.org/pdf/1707.08945.pdf>

⁶ 例えば <https://arxiv.org/pdf/1707.07328.pdf>

また、関連して、機械学習ベースのシステムの限界を示す事例として、自動交渉エージェント（複数のプログラムの間で条件交渉を自動的に行う応用）を機械学習によって最適化したら、談合のような振る舞いを学習してしまったという報告がある⁷。データから学習する仕組みだけでなく、談合を禁止するという社会のルールを外部から制約として与えることが必要なことを示す事例である。

2-1-2. AI に対する社会からの要請

前述のように、AI に対する社会からの要請として、AI 社会原則・倫理ガイドライン等が国・世界レベルで議論・策定されている。

日本政府は 2019 年 3 月に「人間中心の AI 社会原則」を決定した。ここでは、「AI-Ready な社会」をビジョンとし、人間の尊厳が尊重される社会（Dignity）、多様な背景を持つ人々が多様な幸せを追求できる社会（Diversity & Inclusion）、持続性ある社会（Sustainability）を基本理念として掲げている。そして、AI 社会原則として、①人間中心の原則、②教育・リテラシーの原則、③プライバシー確保の原則、④セキュリティ確保の原則、⑤公正競争確保の原則、⑥公平性、説明責任及び透明性の原則、⑦イノベーションの原則を示した。

2019 年には他にも、欧州委員会から「信頼できる AI のための倫理ガイドライン」、IEEE から「倫理的に配慮されたデザイン」、OECD から「人工知能に関する OECD 原則」、中国から「次世代 AI のためのガバナンス原則」が発表された。また、SONY、NEC、富士通、Microsoft 等、一企業あるいは企業グループの立場から同種の原則・ガイドラインを発表する動きも見られる。

これらで挙げられている項目は、AI を使う人間や AI を開発する人間の心構え的なものが多々あるが、AI 技術自体に仕掛けが必要なものも含まれている。例えば、公平性、説明責任、透明性、セキュリティの確保は、AI で用いている深層学習等のアルゴリズムに強く依存する。また、人間中心という考えには、人間がコントロールできる形態のシステムとしての AI が想定されている。

AI に対する社会からの要請を満たすためには、データから帰納的にルールやモデルを構築する仕組みだけでなく、外部から与えるルールや制約を扱える仕組みが必要になる。ここで述べたような AI 社会原則・倫理ガイドラインに限らず、法律やガイドラインの類の、人間社会における取り決めには同様の対応が必要になる。

2-1-3. 人間の知能に関する研究からの示唆

人間は大量の教師データなしで学習・成長でき、学習したことを組み合わせて別な場面や状況にも応用できる。人間のこのような性質は、2-1-1 で述べたような深層学習の限界が克服された姿に相当する。

その一方で、人間の知能は、即応的知能と熟考的知能という二面があることが示唆されている。現在の深層学習・強化学習に対応するのは即応的知能であり、第 3 世代 AI は熟考的知能の側面が不十分である。

坂上雅道らによると、図 6 に示したように、人間の脳の情報処理では、モデルベースシステムとモデルフリーシステムという 2 タイプの意思決定システムが動いていると考えられる。モデルフリーシステムは、事象と報酬との関係を直接に確率的にコード化するもので、大脳基底核がその機能を担っており、モデルベースシステムは、事象と報酬との関係を内的処理を介してコード

⁷ 例えば https://www.tilburguniversity.edu/sites/default/files/download/Pastorello%20-%20Qlearning_3.pdf

化するもので、前頭前野がその機能を担っていることが分かってきた。

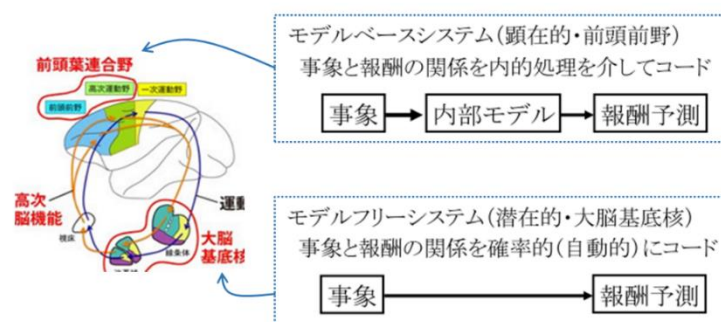


図6 脳の情報処理におけるモデルベースシステムとモデルフリーシステム
[論文⁸をもとに作成]

また、行動経済学の分野では、2002年にノーベル経済学賞を受賞した Daniel Kahneman が著書「ファスト&スロー」で示した、人間の意思決定を担う2つのシステム（System 1 と System 2）というアイデアが有名である。System 1 は即応的で、高速、直感的、無意識的、非言語的、習慣的な意思決定を担うのに対して、System 2 は熟考的で、低速、論理的、意識的、言語的、計画・推論型の意思決定を担う。

脳情報処理の2つのシステムではモデルフリーシステムが、そして、行動経済学の2つのシステムでは System 1 が即応的知能であり、現在の深層学習（あるいは深層強化学習）に類似する。そして、人間の場合は、それと異なる熟考的知能システムがもう一つ動作しているということは、現在の深層学習の限界を克服する第4世代 AI を実現していく上で、大いに参考になる。

コラム② NeurIPS 2019 での Yoshua Bengio による基調講演

NeurIPS（Conference on Neural Information Processing Systems：神経情報処理システム会議）は、機械学習分野のトップランク国際会議である。第3次 AI ブームもあり、最近の参加者数の増加は著しく、2018年の参加者数は約8,500名、それも参加申し込みサイトがオープンしてわずか11分38秒で売り切れたという。そのため2019年は抽選制が導入されたが、参加者数は12,000名を超えた。このような大規模イベント化した NeurIPS 2019 における基調講演の一つは、カナダのモントリオール大学教授 Yoshua Bengio による「From System 1 Deep Learning to System 2 Deep Learning」であった（この講演の動画や資料は <https://youtu.be/T3sxeTgT4qc> で見ることができる）。現在の深層学習は System 1 に相当し、将来の方向性は System 2 の深層学習だというのが、この講演のメッセージである。System 1・2 というのは、本文にも書いた Daniel Kahneman のコンセプトを意味する。Bengio はさらに、このような方向性は古典的な記号主義への回帰ではない、また、アテンションや意識が重要な役割を果たす、といった考えも示した。

コンピューター科学分野のノーベル賞と言われる ACM チューリング賞は、2018年「深層学習革命の父たち」3名に授与された。その一人が Yoshua Bengio である。他の2名はカナダのトロント大学教授で Google のエンジニアリングフェローも務める Geoffrey Hinton と、米国ニューヨーク大学教授で Facebook の AI ラボ所長でもある Yann LeCun である。

本プロポーザルを作成している時点で、このような注目の高い国際会議・講演者から、まさに本プロポーザルで掲げた通りの方向性が語られたことから、今後急速に取り組みが活性化、競争が激化していくだろうと考えられる。

⁸ https://www.jstage.jst.go.jp/article/jpssj/42/2/42_2_29/_pdf

（１）Society 5.0 人間中心社会への貢献

第4世代AIは、「人間中心のAI社会原則」を満たし、安全・高信頼で、人間との親和性の高いAIである。このような第4世代AIが実現され普及することで、人間とAIが共生・共進化する人間中心社会がもたらされる。

（２）わが国の AI 研究戦略の強化

米国と中国が AI 分野の 2 大国となった状況において、わが国の国際競争戦略をどうとらえるかについては第 4 章で詳しく述べるが、2019 年 6 月に決定されたわが国の「AI 戦略 2019」では、戦略的に強化すべき方向性として「高信頼・高品質 AI」「実世界適用 AI⁹」を重視している（図 7）。本プロポーザルでは「実世界で安全性・頑健性を確保できる融合 AI 研究」を重要な研究開発課題として掲げており、第 4 世代 AI の研究開発によって、上記の方向性を AI の基礎理論・基本アーキテクチャの面から支えることを意図している。

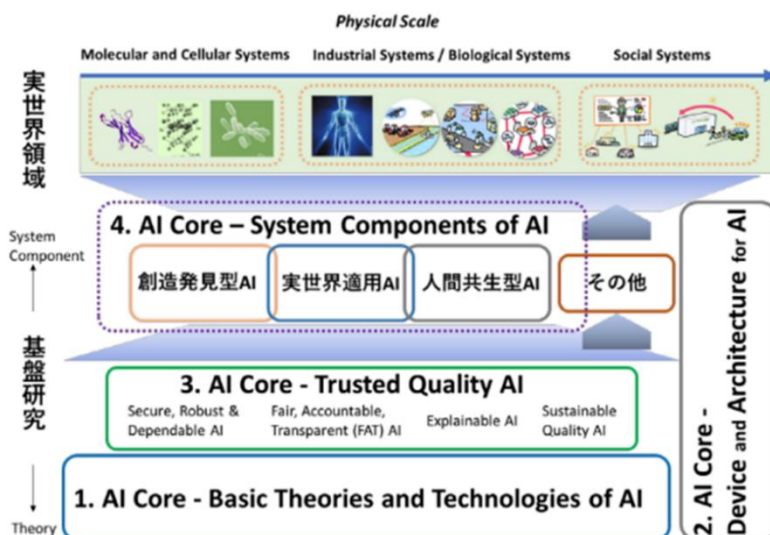


図7 「AI戦略2019」¹⁰⁾におけるAI研究開発の全体構成図

また、第 4 世代 AI への移行は競争の土俵が変わることを意味し、わが国にとって、新たな土俵での国際競争で先行できるチャンスになると考えたい。

9 米国の GAF A 等は、インターネット上のサービスの運営を通して、サイバー世界のビッグデータを集め、そのデータから学習する AI で大きな優位性がある。これに対して、ものづくりの現場等のような実世界での行為・振る舞いから実世界ビッグデータを集めて活用する AI ならば、日本が優位性を確保できると考えている。

¹⁰ <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/tougou-innovation/pdf/aisenryaku2019.pdf>

（３）AI 産業応用の拡大

AI 産業応用の視点から第 4 世代 AI の利点を挙げると、まず、実世界コンテキストでの言語やジェスチャー等も含むマルチモーダルによる指示・応答の汎用性が高まり、人間との親和性も高まる。また、教師なしでも知識獲得・成長、文脈・常識も解釈できるため、新たな応用の開発や新たな場面への適用が容易になる。そして、説明性・安全性・信頼性が確保され、安心して使える。

このような利点によって、既存の AI 応用産業の開発や運用の効率化に加えて、さらに広がる産業応用シーンとして、以下のようなものが考えられる。

- ロボットがさまざまな場面で使えるようになる。
- 人間とのインタラクションがより自然で適切なものになり、さまざまな場面で AI アシスタントが使われるようになる。
- 熟練者の知識・スキルの継承、教育応用で効果が高まる。

2-3. 科学技術上の効果

第 3 世代 AI の深層学習が即応的知能の AI だったのに対して、第 4 世代 AI は即応的知能から熟考的知能までをカバーする仕組みが実現される。このような第 4 世代 AI の実現および 2 種類の知能の性質の理解が進むことによって、学術的に以下のような発展が見込まれる。

- 記号接地問題等の AI 分野の基本的な問題へのアプローチが進み、AI 研究の次のブレークスルーが生まれ得る。
- 画像・言語等、扱うデータ種別毎の研究から、それらの境界のない総合的な研究に重点が移行する。その具体的な例として AI×ロボット研究が活発化する。
- 現在は深層学習のアクセラレーターや省電力化に向かっている AI チップ/ハードウェア開発は、第 4 世代 AI で新たなパラダイムが生まれる。
- 脳における言語処理機構や脳・精神疾患の理解にもつながる可能性があり、AI 研究と脳科学・計算精神医学の共進化も期待される。

第 4 世代 AI の研究開発はいま立ち上がりつつある研究テーマであり、国際的にもさまざまなアプローチから有望な方式が模索されている段階である。第 4 世代 AI では、米国・中国が先行しているということはない。むしろ、国内では 2018 年初頭から「深層学習の先にあるもの―記号推論との融合を目指して―」と題した公開シンポジウムが開催されており、第 4 世代 AI に向けた検討に、比較的早い段階から取り組んできている。第 4 世代 AI の研究開発を加速することで、わが国の AI 分野の国際競争力を高められるはずである。

また、国際的に研究開発をリードする研究者に期待されるのは、皆が取り組んでいる要素技術の改良で戦うというフェーズから抜け出し、新たな概念を生み出し、新しい学問分野を切り拓くような姿勢である。第 4 世代 AI の研究開発に取り組むということは、そのような高い視座・志を有する研究者の育成にもつながるはずである。

コラム③ 東大公開シンポジウム「深層学習の先にあるもの―記号推論との融合を目指して―」

本シンポジウムは、中島秀之（現在 札幌市立大学 学長、当時 東京大学大学院情報理工学系研究科 先端人工知能学教育寄附講座 特任教授）らによって、2018 年 1 月 22 日に第 1 回、2019 年 3 月 5 日に第 2 回が開催された。中島秀之のほか、麻生英樹（産総研）、松尾豊（東大）、尾形哲也（早大／産総研）、山川宏（ダウンゴ／WBAI）、國吉康夫（東大）、谷口忠大（立命館／パナソニック）、浅井政太郎（東大）らが講演している（所属は当時のもの）。プログラムの詳細は下記 URL 参照。

第 1 回 <http://park.itc.u-tokyo.ac.jp/FAIRE/event/>「深層学習の先にあるもの-記号推論との融合を/

第 2 回 <http://park.itc.u-tokyo.ac.jp/FAIRE/event/>「深層学習の先にあるもの-記号推論との融合を-2/

なお、第 2 回の講演動画は東大 TV https://today.tv/contents-list/2018FY/beyond_deep_learning で公開されている。

第 1 回の開催趣旨説明文には「現在深層学習（Deep Learning）が AI に革命をもたらしています。深層学習は機械学習のための大変強力な道具ですが、それだけで AI システムの全てが実現できるわけではありません。ボトムアップの機械学習とトップダウンの推論システムの融合により強力な AI システムが構築できると考えていますが、その具体的手段はまだ確立されていません。現在、その融合に関心を持つ研究者たちによるワークショップ形式の議論を公開で行うことにより、日本の AI 研究の未来像を示したいと考えています。」と書かれている。すなわち、国内では、AI 分野のリーダー的な存在の人たちが、2 年以上前にこのような方向性を掲げて議論を進めていたのである。また、この第 1 回のシンポジウムに参加したことが、本プロポーザルをまとめようとするきっかけとなった。

3. 具体的な研究開発課題

第1章で述べたように、第4世代AIの目指す方向性は「深層学習（即応的AI）と知識・記号推論（熟考的AI）の融合による、社会に適合し、人に寄り添って成長する次世代AI」である（図1）。この実現に向けて取り組むべき重要な研究開発課題は、次の4つである（図2）。

1. 教師なしでも知識獲得・成長できる融合AI研究
2. 実世界で安全性・頑健性を確保できる融合AI研究
3. コンテキストに応じ適切な推論・アクション可能な融合AI研究
4. 知能の要件・原理の探究に基づき、即応的知能と熟考的知能を統一的に扱う融合AI研究

これらの取り組みの中核にあるのは、知覚・運動系、帰納型を起点とする即応的知能の仕組み（深層学習）に、言語・論理系、演繹型を中心とする熟考的知能の仕組み（知識・記号推論）を融合する「融合AI」である。融合AIのアプローチをベースに、第3世代AIの限界（2-1-1）を克服するとともに、社会からの要請としての信頼性や人間との親和性も確保する（2-1-2）。

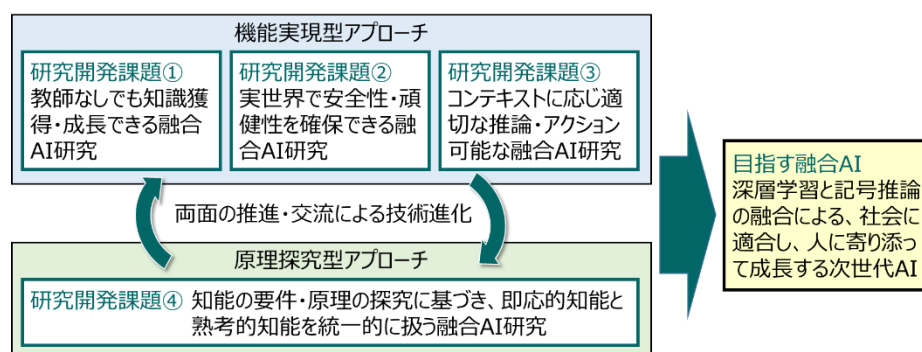


図8 4つの研究開発課題と取り組み方

4つの重要な研究開発課題のうち、研究開発課題1～3は機能実現型の取り組みであり、研究開発課題4は原理探求型の取り組みである。機能実現型の取り組みは、2-1-1で述べた第3世代AIの限界の克服に重きを置いている。この機能実現型の取り組みだけでは、個別の問題が解決されても、問題毎のばらばらな解決法になりがちであり、原理探求型の取り組みも進めながら、それら2通りの取り組み方の間で成果を取り込み合い、相乗効果を生むことで技術進化を加速し、最適な融合形を見いだすことを狙う（図8）。

以下、研究開発課題1～4のそれぞれについて説明する¹¹。

3-1. 研究開発課題1（機能実現型）：教師なしでも知識獲得・成長できる融合AI研究

この研究開発課題は、現AIが抱える「学習に大量の教師データや計算資源が必要」という問題を、融合AIの仕組みで克服しようというものである（図9）。

この問題克服に向けた技術シーズとして、予測学習や自己教師学習の研究が挙げられる。

予測学習では、(1)環境とアクションにより、どのような結果になるかを予測する、(2)実際の結

¹¹ 3-1節から3-4節の中で取り上げた技術シーズ例の補足説明を、付録2の（1）に載せている。

果を観測し、予測した結果と実際の結果の差異から学習する、というステップを繰り返す。予測学習では、教師データを事前に用意する必要がなく、時間差で次々と教師データに相当する結果が観測でき、学習をどんどん進めていくことができる。

また、自己教師学習の一つの方法として、自然言語処理の分野では、学習に用いる文の一部をマスクし（隠し）、マスクされた箇所を周囲の情報から推定するというタスクの形で学習する方法が用いられている。マスクをした箇所のテキストが何であるかは分かっているから、人手でわざわざ答えを作らなくても、教師ありのケースのように学習を進めることができる。

しかし、現状、予測学習・自己教師学習が適用できるケースは非常に限定的である（比較的単純な動作制御の問題や、自然言語テキストの言語モデル構築の問題等）。これをより広く一般性のある技術に発展させることは、大きな技術チャレンジである。また、これらの例では、教師データを用意する必要はないという面では問題克服に結びついているが、計算資源の面では、逆に、いっそう大量の資源が必要になってしまっている。教師データだけでなく必要な計算資源も抑え込めるかが、いっそう難しい技術チャレンジである。

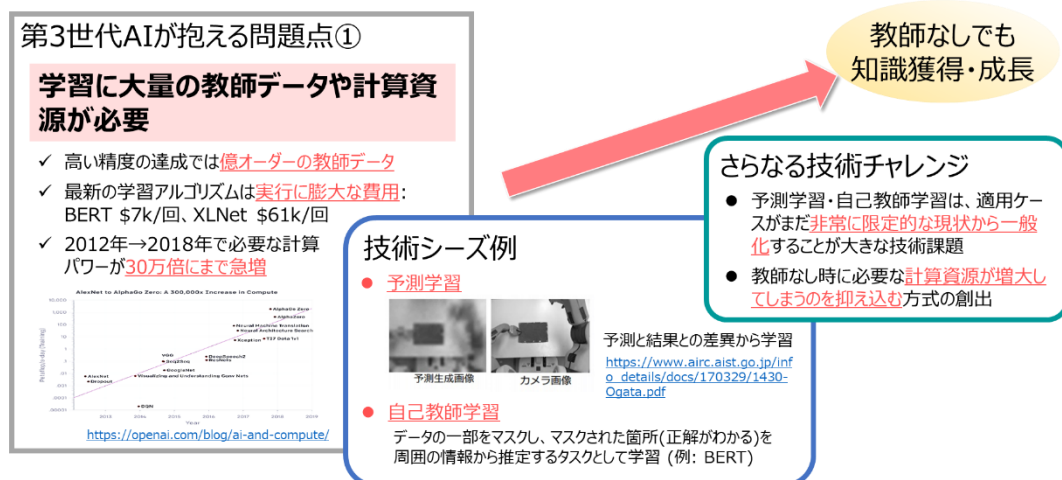


図9 研究開発課題1への取り組み

コラム④ NIPS 2016 での Yann LeCun による基調講演

NIPS 2016 (コラム②で取り上げた NeurIPS は以前 NIPS と略されていた) では、「深層学習革命の父たち」の一人である Yann LeCun (コラム②参照) が「Predictive Learning」と題して講演を行った。

<https://drive.google.com/file/d/0BxKBnD5y2M8NREZod0tVdW5FLTQ/view> (講演資料)

<https://channel9.msdn.com/Events/Neural-Information-Processing-Systems-Conference/Neural-Information-Processing-Systems-Conference-NIPS-2016/Predictive-Learning> (講演動画)

この講演の中で LeCun は、図10のスライドを用いて、「知能をケーキに例えるならば、教師なし学習はケーキ本体であり、教師あり学習はケーキの飾り、強化学習はケーキ上のサクランボぐらいである。私達はケーキの飾りやサクランボの作り方は分かっていたがケーキ本体の作り方は分かっていない」と語り、次の大きなチャレンジは教師なし学習・予測学習 (Unsupervised/Predictive Learning) であると強調した。



図10 知能をケーキに例えると

3-2. 研究開発課題2（機能実現型）：実世界で安全性・頑健性を確保できる融合 AI 研究

この研究開発課題は、現 AI が抱える「学習範囲外の状況に弱く、実世界状況への臨機応変な対応ができない」という問題を、融合 AI の仕組みで克服しようというものである（図 11）。

この問題克服に向けた技術シーズとして、Safety Envelope の考え方が挙げられる。これは、演繹的ロジックにより安全範囲を設定し、機械学習に基づく振る舞いがその範囲内だけに収まるように制限することで、システムの安全性を確保しようというアプローチである。

また、深層学習で扱うような観測データを、演繹論理へ変換しようという取り組みもある。観測データから演繹論理に変換・汎化することで、動作保証や説明を可能にするという試みである。

しかし、現状、これらは応用毎に作り込まねばならない面が多く、今後、スケーラビリティや一般化が求められる。さらに、演繹論理への変換は、トイワールド（現実世界に比べて単純化された問題）あるいは限定条件下で可能性が検討されている段階で、大規模・汎用化が求められる。

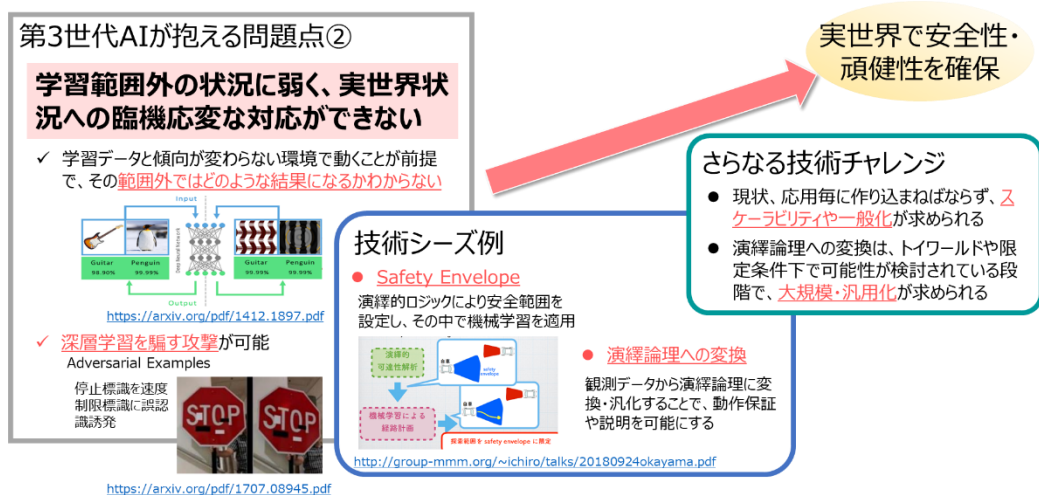


図 11 研究開発課題 2 への取り組み

3-3. 研究開発課題3（機能実現型）：コンテキストに応じ適切な推論・アクション可能な融合 AI 研究

この研究開発課題は、現 AI が抱える「パターン処理は強いが、意味理解・説明等の高次処理はできていない」という問題を、融合 AI の仕組みで克服しようというものである（図 12）。

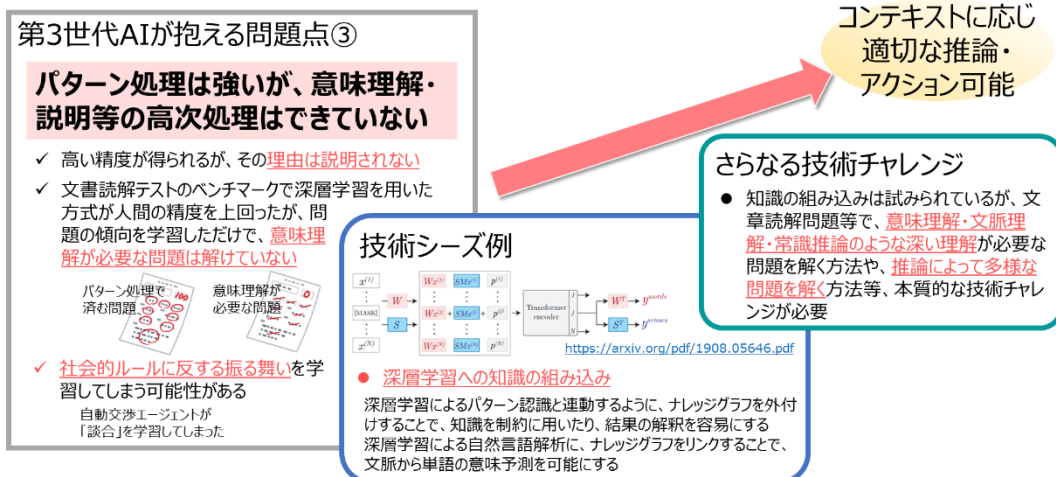


図 12 研究開発課題 3 への取り組み

この問題克服に向けた技術シーズとして、深層学習に知識を組み込むアプローチが見られる。

その一つは、深層学習によるパターン認識と連動するように、ナレッジグラフ（知識体系）を外付けすることで、知識を制約に用いたり、結果の解釈を容易にしたりできるというものである。また、深層学習による自然言語解析に、ナレッジグラフをリンクすることで、文脈から単語の意味予測を可能にするという試みも行われている。

しかし、知識の組み込みによって、知識を制約に用いたり、解釈性を高めたりすることは試されているが、文章読解問題等で、人間には解けるが AI には難問とされるものが依然として多く残っている。すなわち、意味理解・文脈理解・常識推論のような深い理解が必要な問題を解く方法や、推論によって多様な問題を解く方法等、本質的な技術チャレンジが必要である。

3-4. 研究開発課題4（原理探究型）：知能の要件・原理の探究に基づき、即応的知能と熟考的知能を統合的に扱う融合 AI 研究

3-1 節から 3-3 節では、機能実現型の研究課題 1~3 について述べたが、このような現在の AI の問題を解決しようとする取り組みでは、それぞれの問題解決に特化された融合方式となりがちである。つまり、教師データなしの学習方式、安全性・頑健性を確保する方式、コンテキストに応じた推論・アクション方式等がばらばらに開発され、本来の即応的知能と熟考的知能の最適融合形にならないのではないかと懸念される。第4世代 AI というべき、次の世代の AI としては、現在の AI の問題として挙げたものすべてを解決できるような、汎用性の高い融合方式を目指すべきである（図13）。

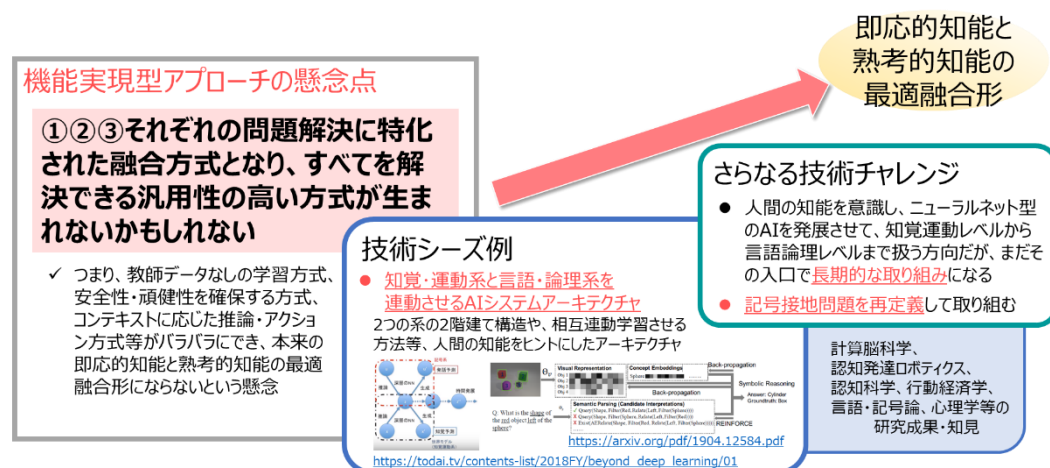


図13 研究開発課題4への取り組み

このような即応的知能と熟考的知能の最適融合形を目指した取り組みの技術シーズとして、知覚・運動系と言語・論理系を連動させる AI システムアーキテクチャの研究がある。2つの系を単純に並べたものではなく、2つの系を共通潜在構造でつないだ2階建てモデルや、2つの系を相互連動学習させる方法等、人間の知能の構造や振る舞いをヒントにして、2つの系を融合させたアーキテクチャが検討されている。

これらは、人間の知能（即応的知能と熟考的知能の両面）を意識し、人間の脳を参考にしたニューラルネット型の AI を発展させて、知覚・運動レベルから言語・論理レベルまで扱う方向が主流

になりそうだが、現状はまだその入口に立った段階である。計算脳科学（計算論的神経科学）や認知発達ロボティクスのような、人間の脳情報処理を解明しようとする研究分野の成果や知見を取り込んだり（あるいは共同研究等も行ったり）、認知科学、行動経済学、言語・記号論、心理学のような人間の思考・論理や言語操作に関わる研究成果・知見も踏まえたりして、長期的に取り組んでいくことが必要である。

このような原理探求型の取り組みでは、知覚・運動系と言語・論理系とを結びつけることから、AI の基本問題の一つと言われる記号接地問題（シンボルグラウンディング問題）がスコープに入ってくる。しかし、コラム⑤に示したように、記号接地問題は問題設定自体が適切でなく、記号創発問題として扱うべきという見方もある。また、記号には、実世界に指し示すものが物理的に存在するものから、物理的な対象物が存在しない抽象的概念まで、性質の異なる記号があり、それらを区別し、問題を複数段階に切り分けるべきであり、問題を再定義して取り組むことが必要と考える。

コラム⑤ 記号接地問題および記号創発ロボティクス

まず、記号接地問題（シンボルグラウンディング問題）とは何かであるが、中島秀之（コラム③参照）は、日本大百科全書（ニッポニカ）において次のように書いている（一部抜粋）。

シンボルグラウンディング問題：

人工知能（AI）の知識表現において、そこで使われる記号を実世界の実体をもつ意味に結び付けられるかという問題。「記号接地問題」ともいう。哲学者のスティーブン・ハルナッド Stevan Harnad（1945～）が AI には意味が理解できないという論証の一環として提示した問題。（中略）最近ではディープラーニング（深層学習）によって記号と画像の関係を学ばせ、記号表現を画像に落とすことができるようになってきているので、一部の記号接地は学習可能になりつつある。

〔出典〕https://japanknowledge.com/contents/nipponica/sample_koumoku.html?entryid=1164

記号接地問題は、AI の基本問題の一つとも言われるのだが、そもそも問題設定が適切でないという指摘がある。つまり、「記号接地問題」というと、先に記号世界があり、その要素と実世界のものを対応付けるように考えられてしまうが、実際は実世界のものにどうラベル（記号）を付けるかは創発的で、社会・環境毎に多様性があるから、「記号創発問題」として捉えるのが適切だという考えである。

「創発」（emergence）は、Michael Polanyi がシステムの階層性について用いた言葉で、特に、下位のシステムが上位のシステムを生み、その上位のシステムが下位のシステムの境界条件・制約条件を与えるというような様相を表す。言語には、ラベル付けの恣意性と、範疇化・分節化の恣意性がある。同じ実体について日本語では「りんご」、英語では「apple」とラベル付けされているというのは前者の例である。一方、日本語の「青」と英語の「blue」では、該当する色の範囲が異なる（英語で「green」と形容されるものを日本語で「青」と形容することがある）というのは後者の例である。このように言語（場合によったら地域や文化・環境等）によって範疇化・分節化が異なり得るというのは、ラベル（記号）が創発によって形成されるためだと考える。

このような立場で取り組まれているのが「記号創発ロボティクス」である。これは、身体を基盤とした主体が環境と相互作用することで概念や言語を獲得していく過程・原理を、機械学習やロボティクスの技術を用いて実現することを通して探る研究分野である。関連して「認知発達ロボティクス」という研究分野があり、これは認知発達過程の全般を対象として、知能の解明を構成論的アプローチで進めているのに対して、記号創発ロボティクスは、同様のアプローチで概念・記号の獲得・創発過程にフォーカスしている。これらは、日本発の研究分野として発展したことも注目に値する。

〔参考文献〕谷口忠大「記号創発問題 一記号創発ロボティクスによる記号接地問題の本質的解決に向けて一」（人工知能学会誌 31 巻 1 号、2016 年 1 月）

4. 研究開発の推進方法および時間軸

AI 技術開発は激しい国際競争状況にあり、国の AI 戦略のもとで先行する研究投資プログラムも進められている。このような状況において、本プロポーザルの戦略的位置付けを明確化しておく必要がある（4-1 節）。その上で、この研究開発推進の時間軸を示す（4-2 節）。さらに、次に来る第 4 世代 AI の研究開発で先行するため、研究リソースの強化について考える（4-3 節）。

4-1. 戦略的位置付けの明確化

まず、国際競争状況を踏まえたわが国の競争戦略における位置付けについて述べる。

AI 技術開発における米国・中国・欧州・日本の国際競争戦略を図 14 にまとめた。米国と中国が圧倒的大規模投資をもって AI 技術開発を推進している状況である。この状況にあってわが国は、2019 年に「人間中心の AI 社会原則」「AI 戦略 2019」を策定し、研究開発面では「Trusted Quality AI」（高信頼・高品質 AI）を打ち出し、AI 品質を競争力につなげようという点に特徴がある。また、従来から米国 GAFA がサイバー世界の AI で圧倒的なポジションを取っていることに対して、わが国は製造業・健康医療・モビリティ等を含む実世界適用 AI で対抗しようという取り組みも、国の戦略の中で進められてきた。

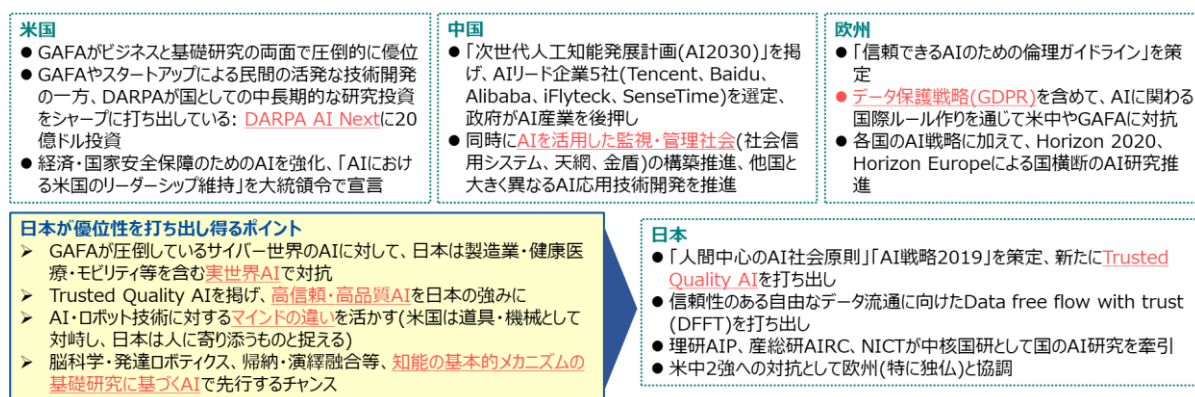


図 14 AI の国際競争戦略と日本が優位性を打ち出し得るポイント

このように国の戦略においてわが国が優位性を打ち出そうとしている「高信頼・高品質 AI」「実世界適用 AI」に、本プロポーザルもまた直接貢献する。

また、第 4 世代 AI への移行は競争の土俵が変わることを意味する。第 4 世代 AI への動きは、まだ始まったばかりであり、わが国にはこの新たな土俵での国際競争で先行できるチャンスがある。図 14 の優位性を打ち出し得るポイントに挙げたように、わが国は脳科学や発達ロボティクス等、知能の基本メカニズムの基礎研究に蓄積がある。また、AI・ロボットに対する日本的なマインド¹²があり、第 4 世代 AI の研究開発において、日本らしい AI の強みを生み出せる可能性がある。

¹² 日本では、AI・ロボットに友達・仲間のように親しみを持つ傾向があるのに対して、海外では AI・ロボットが人間に対峙する存在(道具的であったり、特には人間を恐れさせる敵であったり)と見られることが多々ある。この違いから、日本独自の技術発展が生まれる可能性がある。

次に、既に進められているわが国の AI 研究推進体制や研究投資プログラムとの関係を踏まえた位置付けについて述べる。

わが国の AI 研究推進体制では、国の AI 戦略に基づき、図 15 に示すように、文部科学省系の理研 AIP（理化学研究所革新知能統合研究センター）、経済産業省系の産総研 AIRC（産業技術総合研究所人工知能研究センター）、総務省系の NICT（情報通信研究機構）の AI 関連センターという 3 拠点が設けられている。文部科学省系の基礎研究は、機械学習の先端研究を行う拠点としての理研 AIP と、骨太で層の厚みを目指すファンディングを行う AIP ネットワークラボ（CREST・さきがけ等の JST 戦略的創造研究推進事業を含む）が、一体的に推進されている。

現在の探索フェーズから急速に競争フェーズに移行すると考えられる第 4 世代 AI 研究は、AIP ネットワークラボ（JST 戦略的創造研究推進事業）の枠組みを使い、幅広い研究者層から立ち上げるのが適する。それを国内 AI 研究 3 拠点とも連携して骨太化していく。

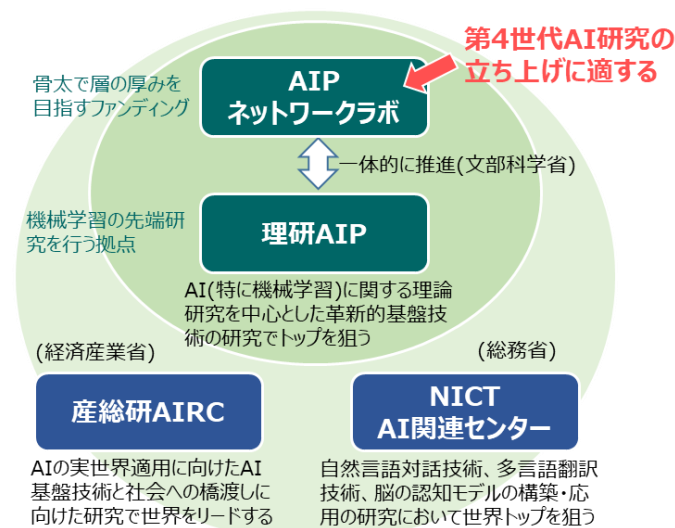


図 15 国内 AI 研究 3 拠点との関係

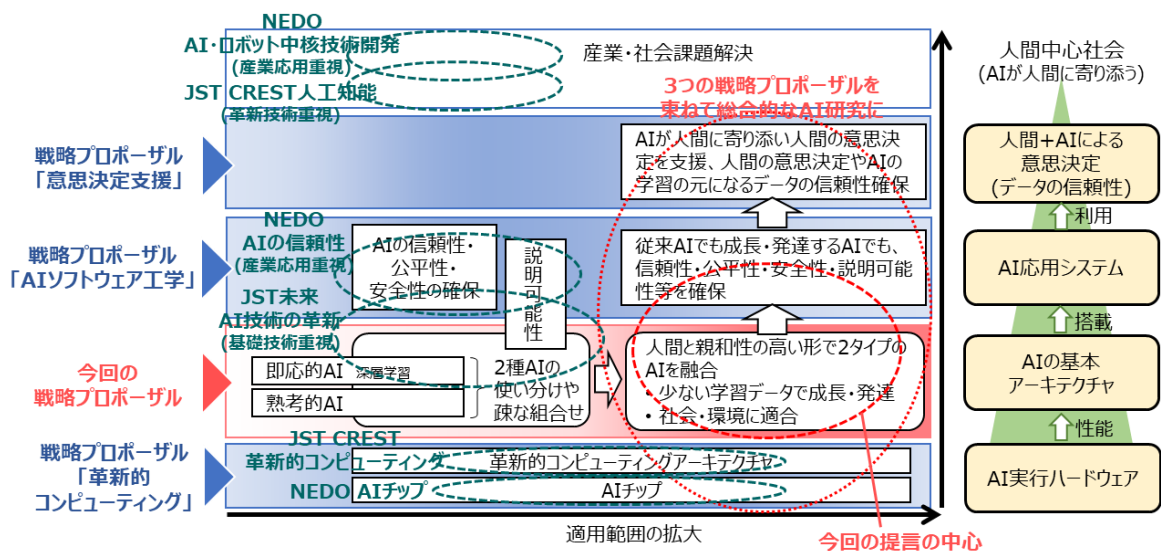


図 16 AI 関連の国内先行プログラムとの関係

また、AI 関連の国内先行プログラムとの関係および連携について、図 16 に整理した。

図 16 の右端に示したように、AI が人に寄り添う人間中心社会に向けた技術レイヤーとして、AI 実行ハードウェア、AI の基本アーキテクチャ、AI 応用システム、人間+AI による意思決定（およびデータの信頼性）という 4 レイヤーを考えたとき、本プロポーザルは AI の基本アーキテクチャのレイヤーに該当する。

これまで、他の 3 レイヤーについても、それぞれ既に戦略プロポーザルを発信してきた¹³。これらを束ね、連携させて研究開発を推進することで、AI 原理・アーキテクチャ、AI システムの品質・信頼性、人間・社会との関係を総合的に追求する AI 研究体制が形成できる。社会における AI のあり方や倫理的・法的・社会的問題（ELSI）、AI と人間との関係等を考える際にも、このような総合的な視点から考えることが望ましい。

4-2. 研究開発推進の時間軸

第 4 世代 AI の研究開発は、現在の探索フェーズから急速に競争フェーズに移行すると見られる。そのため、推進プログラム（例えば JST 戦略的創造研究推進事業）を早急に立ち上げ、推進することが望ましい。

第 3 章で述べたように機能実現型の研究開発課題（1、2、3）と原理探求型の研究開発課題（4）があるが、それぞれの時間軸は次のように異なるものとしてマネジメントすべきであろう（図 17）。

- 機能実現型の研究開発課題：3-5 年程度で成果を実応用に展開しつつ、原理探求型の成果も取り込み、段階的に進化させる。
- 原理探求型の研究開発課題：10 年かけて長期的に取り組むが、機能実現型の実績・効果も踏まえ、相乗効果の中で進化させる。

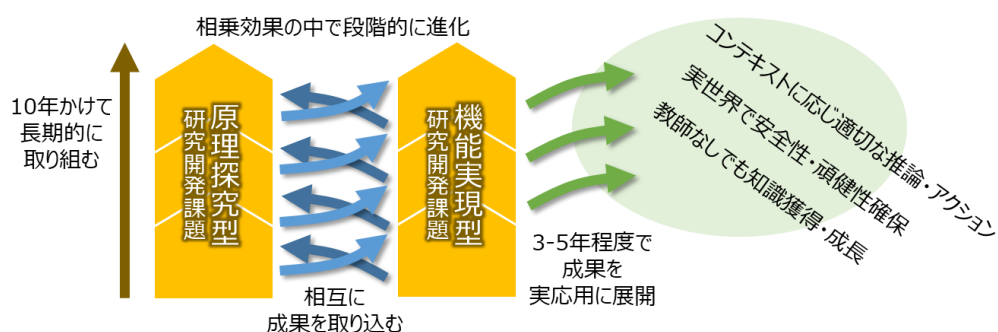


図 17 研究開発推進の時間軸

現在の AI が抱える問題への対処は、市場や産業界から既に求められていることである。そのため、機能実現型の研究開発課題については、問題軽減や部分解決であっても、実応用への早い展開が求められる。しかし、問題自体が簡単なものではないため、ある程度のところで行き詰まるであろう。そのとき、原理探求型の研究開発が少しずつでも進展しているならば、その成果や

¹³ 他の 3 レイヤーの戦略プロポーザルの正式名称は、人間+AI による意思決定のレイヤーが「複雑社会における意思決定・合意形成を支える情報科学技術」（2018 年 3 月）、AI 応用システムのレイヤーが「AI 応用システムの安全性・信頼性を確保する新世代ソフトウェア工学の確立」（2018 年 12 月）、AI 実行ハードウェアのレイヤーが「革新的コンピューティング～計算ドメイン志向による基盤技術の創出～」(2018 年 3 月)である。 <https://www.jst.go.jp/crds/report/report01/index.html> 付録 1 の検討の経緯（1）でもこれらの関係を説明している。

知見がヒントとなって、機能実現型の研究開発の行き詰まり打破につながるかもしれない。なお、この機能実現型の取り組みは、早い成果展開が求められるが、対処療法的なレベルで解決できるものではなく、問題の本質をきちんと定式化・抽象化して捉えることが重要である。

一方、10年かけて長期的に取り組む原理探求型の研究開発の側も、機能実現型の取り組みからヒントを得るかもしれない。例えば、3つの機能実現型の研究開発のそれぞれで多少なりともゲインが得られたならば、それらの共通要因や効果的な要因を見極めることが、原理探求型の研究開発の方向性を考えていく上で有用な情報になるはずである。

このような形で、機能実現型の研究開発と原理探求型の研究開発の間で、相互に成果を取り込み合い、相乗効果を生むことで技術進化を加速させる。

4-3. 研究リソースの強化策

新しい第4世代 AI の研究開発で先行できるように、研究開発を推進する研究リソース（人材、データ、計算機）の強化が必要である。人材、データ、計算機の3面について、懸念事項を踏まえた強化策を表2にまとめた。

(1) 人材面

産業界は性能の高さやビジネスでの競争面、大学は取り組みやすさや論文成果の出しやすさの面から、深層学習の研究開発に人材が偏重している。この状況の中で、第4世代 AI に新たに取り組む研究者層を厚くしていく必要がある。ここで、AI リーダー層は第4世代 AI の方向性の重要性を認識しており、若手の取り組みの活性化がポイントになる。戦略的ファンディングや学会ムーブメント施策等によって、活性化を促進したい。

また、原理探求型と機能実現型の取り組みの交流や、AI 研究者と人間知能に関わる研究者（脳科学、発達ロボティクス、認知科学、行動経済学、心理学等）との連携を活性化することが重要であり、そのためのマネジメントの役割が大切になる。

加えて、要素技術にフォーカスした研究開発だけでなく、AI システムアーキテクチャの設計や、実世界インタラクションを含めたシステム開発等の能力も重要になってくる。純粋な学術研究者だけではない人材の確保・育成も必要である。

表2 研究リソースの強化策

種類	懸念事項	強化策
人材	● 産業界は性能の高さやビジネスでの競争面、大学は取り組みやすさや論文成果の出しやすさの面から、深層学習の研究開発に人材が偏重	● 若手の取り組みを強化。戦略的ファンディングや学会ムーブメント施策によって活性化 ● 原理探求型と機能実現型の取り組みの交流、AI 研究者と人間知能に関わる研究者との連携を活性化するためのマネジメント ● システムアーキテクチャ設計・開発能力のある人材の確保・育成
データ	● AI 研究は大規模な実データのあるところで進展するが、第4世代 AI 研究に必要な実世界における行為の連鎖等を記録したエクスパリエンスデータの大規模構築は世界的にほとんど未着手	● 重点産業ドメイン(製造業・ロボット・教育・医療等)を定め、産官学で連携して大規模データ構築・活用で先行 ● 既存応用からデータを取得するというよりは、新しいリモート系インタラクティブ応用を試験的にスタートさせて、研究用の実データを大規模収集する方策も検討
計算機	● 機械学習を用いた最先端アルゴリズムの研究開発には、大規模な計算資源が不可欠で、大学や研究室単独ではその確保が極めて難しくなっている	● 産総研の「ABCI」、理研の「富岳」「RAIDEN」等の計算資源の共同利用と継続的な増強が重要

（２）データ面

AI 研究は大規模な実データのあるところで進展するが、第 4 世代 AI 研究に必要なエクスペリエンスデータの大規模構築は世界的にほとんど未着手である。その構築で先行することが、研究開発の優位性に結び付く。エクスペリエンスデータとは、実世界における行為の連鎖に関わるデータの束（五感や発話を含む行為者や環境の状態の観測データ群）である。

重点産業ドメイン（製造業・ロボット・教育・医療等）を定め、産官学で連携して大規模データ構築・活用で先行するような動きを作りたい。その際、既存応用からデータを取得するというよりは、新しいリモート系インタラクティブ応用を試験的にスタートさせて、研究用の実データを大規模収集する方策も検討したい。

（３）計算機面

機械学習を用いた最先端アルゴリズムの研究開発には、大規模な計算資源が不可欠で、大学や研究室単独ではその確保が極めて難しくなっている。この問題に対して、産業技術総合研究所（産総研）の「ABCI」、理化学研究所（理研）の「富岳」「RAIDEN」等の計算資源の共同利用を促進すべきであり、また、計算資源の継続的な増強が重要である。

付録1. 検討の経緯

国立研究開発法人科学技術振興機構（JST）研究開発戦略センター（CRDS）では、2019 年度の戦略スコープ策定委員会において、戦略プロポーザルを作成すべきテーマの候補として、本テーマを選定し、検討チームを発足させた。本検討チームは 2019 年 6 月から活動を開始し、2020 年 2 月まで検討を進めてきた。その間、有識者インタビューやワークショップも開催し、本テーマの研究開発状況の把握や研究課題・方向性の議論を深めてきた。

また、CRDS ではテーマ候補の抽出に先立ち、隔年で研究開発の分野俯瞰をまとめている。その一環として、システム・情報科学技術分野については、2016 年から 2019 年にかけて、AI 分野俯瞰に基づき、3 つのテーマを抽出して戦略プロポーザルを作成した。3 つのテーマのうちの最後の一つが今回の戦略プロポーザルとなったものである。

以下、検討の経緯として、まず 3 つのテーマを抽出した背景と今回のテーマの位置付けを説明した上で、今回の戦略プロポーザルの検討過程で実施した有識者インタビューやワークショップの概要を示す。

（1）AI 分野俯瞰に基づくテーマ設定

図 18 の左半分は AI 分野の時系列俯瞰図である¹⁴。横軸は年代、縦軸は取り組みの広がり（理論・応用・社会）の広がり（革新・拡大）を表し、赤ラインは理論の革新の広がり、青ラインは応用の革新の広がり、緑ラインは社会との関係の広がり（拡大）を示している。本稿の冒頭でも述べたように、AI は 3 回目のブームにあるが、いずれもブームを牽引したのは理論の革新であった。第 1 次ブームは探索技術、第 2 次ブームはルールベース（エキスパートシステムの技術）、第 3 次ブームは機械学習技術が牽引した。しかし、そこに新たな展開として、第 2 次ブームの頃から実用化が始まり、第 3 次ブームでは AI が社会に広がり、社会との関係という面から論じられることが多くなった。

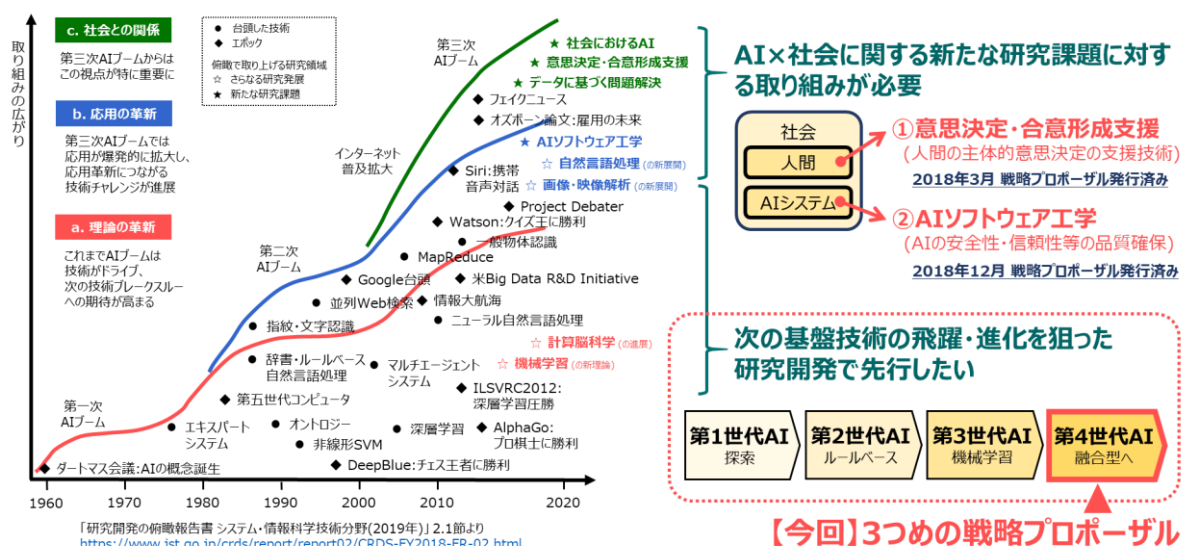


図 18 AI 分野俯瞰に基づく戦略プロポーザルのテーマ設定

¹⁴ 詳細は「研究開発の俯瞰報告書：システム・情報科学技術分野（2019 年）」の 2.1 節に記載している。
<https://www.jst.go.jp/crds/report/report02/CRDS-FY2018-FR-02.html>

そこで、図 18 の右半分に示したように、これからの戦略的な研究投資として 2 つの切り口が重要になると考えた。一つは、AI と社会との関係が広がることで、そこに新たな研究課題が生まれており、その研究課題に対する取り組みを強化しなくてはならないというものである。そして、もう一つは、これまでの 3 回のブームが技術・理論の革新によって牽引されたならば、次の技術・理論の革新はどこへ向かうのか、それに伴う AI 基盤技術の飛躍・進化を狙う研究開発で先行したいというものである。

このような切り口から、CRDS では 3 つの戦略プロポーザルをまとめた。上記の 1 つめの切り口、すなわち、AI と社会との関係から新たに生まれた研究課題への取り組みについては、2018 年 3 月に「意思決定・合意形成支援」に関する戦略プロポーザル¹⁵、2018 年 12 月に「AI ソフトウェア工学」に関する戦略プロポーザル¹⁶を発行した。上記 2 つめの切り口、すなわち、次の AI 基盤技術の飛躍・進化を狙う研究開発については、今回の「第 4 世代 AI」に関する戦略プロポーザルを作成した。

このような位置付けで、今回の「第 4 世代 AI」に関する戦略プロポーザルを作成したが、他の 2 件の戦略プロポーザルの位置付け・狙いについても、参考のために、簡単に記載しておく。

AI と社会との関係から新たに生まれた研究課題を 2 つの側面に分けて考えた。すなわち、社会の中に人間と AI システムがいるので、人間の側と AI システムの側のそれぞれから新たな課題が生まれていることに着目し、上で述べた 2 つの戦略プロポーザルをまとめた。

まず人間の側を考えると、情報の氾濫、社会のシームレス化、フェイク情報の流通等の状況下、人間の認知限界や認知バイアスも絡んで、人間の主体的な意思決定が難しくなりつつある。この問題に対して「意思決定・合意形成支援」に関する戦略プロポーザルでは、AI 技術で人間の主体的な意思決定をどう支援し得るか、人文・社会科学との学際的な取り組みの必要性も含めて、研究開発の方向性を示した。

次に AI システムの側を考えると、判定結果の理由が分からないというブラックボックス問題、差別や偏見のある判定を出してしまうバイアス問題、誤認識を誘発する攻撃が可能だという脆弱性問題、振る舞いが確率的で学習範囲外のケースで何が起こるか分からない品質保証問題等の懸念が生じている。このような問題に対して「AI ソフトウェア工学」に関する戦略プロポーザルでは、AI 応用システムの安全性・信頼性を確保できるようなシステム開発方法論・技術体系の確立が必要であることを提言した。

(2) 有識者インタビュー

本プロポーザルの作成にあたり、研究内容や推進体制、研究シーズ等について意見をうかがうため、関連する研究領域に高い専門性を有する有識者への個別インタビュー、複数人の方々との意見交換会、半日をかけたワークショップ等を実施した。2019 年 7 月～2020 年 1 月に実施し、以下の方々からお話を聞いた（50 音順、敬称略、所属・役職はインタビュー実施当時）。

合原 一幸 東京大学 生産技術研究所 教授

¹⁵ 戦略プロポーザル「複雑社会における意思決定・合意形成を支える情報科学技術」
<https://www.jst.go.jp/crds/report/report01/CRDS-FY2017-SP-03.html>

¹⁶ 戦略プロポーザル「AI 応用システムの安全性・信頼性を確保する新世代ソフトウェア工学の確立」
<https://www.jst.go.jp/crds/report/report01/CRDS-FY2018-SP-03.html>

麻生 英樹	産業技術総合研究所 人工知能研究センター 副研究センター長
石濱 直樹	宇宙航空研究開発機構 研究開発部門 第三研究ユニット 主幹研究開発員
市瀬 龍太郎	国立情報学研究所 情報学プリンシプル研究系 准教授
乾 健太郎	東北大学 大学院情報科学研究科 教授
植田 一博	東京大学 総合文化研究科 教授
牛久 祥孝	オムロンサイニックス株式会社 Principal Investigator
尾形 哲也	早稲田大学 理工学術院 基幹理工学部 教授
川人 光男	国際電気通信基礎技術研究所 脳情報通信総合研究所 所長
北野 宏明	ソニーコンピュータサイエンス研究所 代表取締役社長
國吉 康夫	東京大学 大学院情報理工学系研究科 教授
佐倉 統	東京大学 大学院情報学環 教授
芥子 育雄	福井工業大学 工学部 教授
須藤 修	東京大学 大学院情報学環 教授
谷口 忠大	立命館大学 情報理工学部 教授
辻井 潤一	産業技術総合研究所 人工知能研究センター 研究センター長
銅谷 賢治	沖縄科学技術大学院大学 神経計算ユニット 教授
長井 隆行	大阪大学 大学院基礎工学研究科 教授
中島 秀之	札幌市立大学 学長
橋田 浩一	東京大学 大学院情報理工学系研究科 教授
樋口 知之	中央大学 理工学部 教授
藤吉 弘亘	中部大学 工学部 教授
松尾 豊	東京大学 大学院工学系研究科 教授
丸山 宏	Preferred Networks PFN フェロー
森川 幸治	パナソニック株式会社 テクノロジーイノベーション本部 副主幹研究長
山川 宏	全脳アーキテクチャ・イニシアティブ 代表
山口 高平	慶応義塾大学 理工学部 教授
鷲尾 隆	大阪大学 産業科学研究所 教授

(3) ワークショップ

本プロポーザルの作成にあたり、次の通り、科学技術未来戦略ワークショップを開催した。

【ワークショップタイトル】深層学習と知識・記号推論の融合による AI 基盤技術の発展

【開催日時】2020 年 1 月 30 日（木） 13:30～18:30

【開催場所】東京都千代田区五番町 7 K's 五番町 JST 東京本部別館 2 階セミナー室

【開催趣旨】深層学習が第 3 次 AI ブームを牽引している。画像認識、文書読解、囲碁・ポーカー等、さまざまな特定タスクで人間を上回る結果を出して話題になり、分類・予測・異常検知等の用途で、さまざまな産業応用も広がっている。その反面、大量の教師データや計算リソースが必要であること、想定外の状況での振る舞いが分からないこと、理由の説明が難しいこと等、深層学習の限界も指摘されるようになった。

このような限界を克服する次世代 AI の方向性として、深層学習に記号推論を融合し、認識・行動のレベルから言語・推論のレベルまでを扱える仕組みが検討されつつある。ここでは、深層学習と知識・記号処理の単純な組み合わせ・併用ではなく、より本質的な融合が必要になる。

そこで、本ワークショップでは特に、次の 2 つの論点について掘り下げる。

- ① 次世代 AI の中核的な技術チャレンジは何か？
- ② それをもたらす社会・産業インパクトは何か？

【アジェンダ】

- 13:30～14:00 CRDS からの趣旨説明
- 14:00～14:30 麻生英樹先生（産総研）からの発表と質疑
- 14:30～15:00 尾形哲也先生（早大）からの発表と質疑
- 15:00～15:15 休憩
- 15:15～15:45 乾健太郎先生（東北大）からの発表と質疑
- 15:45～16:15 橋田浩一先生（東大）からの発表と質疑
- 16:15～16:45 長井隆行先生（阪大）からの発表と質疑
- 16:45～17:00 休憩
- 17:00～18:30 総合討議

【報告書】

「科学技術未来戦略ワークショップ報告書：深層学習と知識・記号推論の融合による AI 基盤技術の発展」

JST CRDS のワークショップ報告書の Web サイトに掲載（2020 年 3 月末予定）

<https://www.jst.go.jp/crds/report/report05/index.html>

付録2. 国内外の状況

(1) 融合 AI への取り組み事例、技術シーズの分類

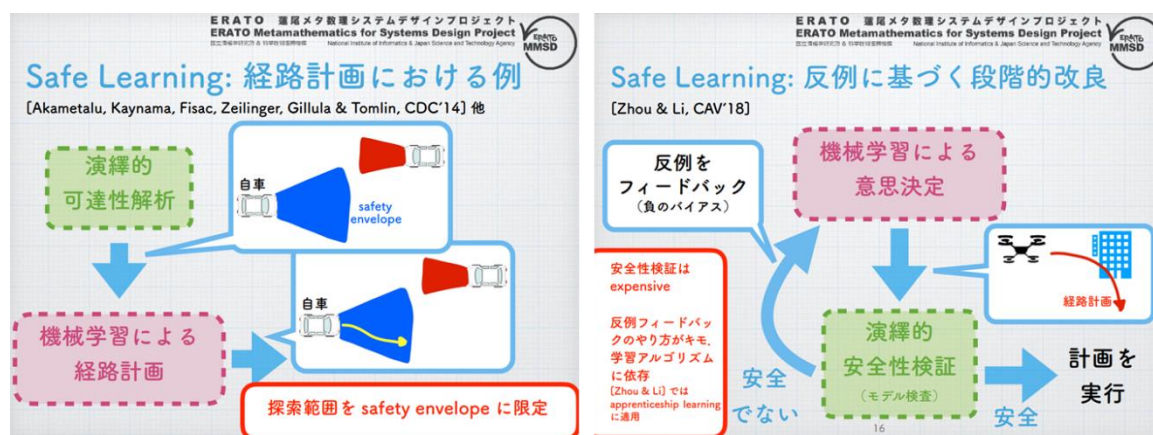
本プロポーザルでは、技術的な方向性として、知覚・運動系、帰納型を起点とする即応的知能の仕組み（深層学習）に、言語・論理系、演繹型を中心とする熟考的知能の仕組み（知識・記号推論）を融合する「融合 AI」を示した。このような性質の異なる 2 通りの仕組みを組み合わせる考えは、以前からあり、かなり疎な組み合わせ方から密な融合形を目指したもので、いろいろ試みられている。以下、それら取り組み事例を 6 つのタイプに整理して説明する。

● 【タイプ1】疎な組み合わせ

1 つめは帰納型と演繹型の疎な組み合わせである。このタイプは、これまでも多数の取り組みがあるが、大きく分けると 2 通りの考え方がある。

その一つは、従来型の演繹的なプログラミングで作られたシステムの枠内で、探索を効率化するためや、評価関数やスコアリングを最適化するために機械学習を使うというものである。DeepMind の AlphaGo や IBM の Watson では、このような方法が使われている。統計的機械翻訳と言われていた時代の機械翻訳システムも該当する。

もう一つは、機械学習モジュールの振る舞いを外側から検証して、問題あるケースは回避するという形態である。例えば、安全性を確保するという目的で **Safe Learning** という考え方がある（図 19）。図 19 左は、まず演繹的に安全な範囲を決めて、その中で機械学習を動かすという組み合わせ方であり、図 19 右は、機械学習で何か結果を出した後で演繹的に検証するという組み合わせ方である。



<http://group-mmm.org/~ichiro/talks/20180924okayama.pdf>

図 19 Safe Learning

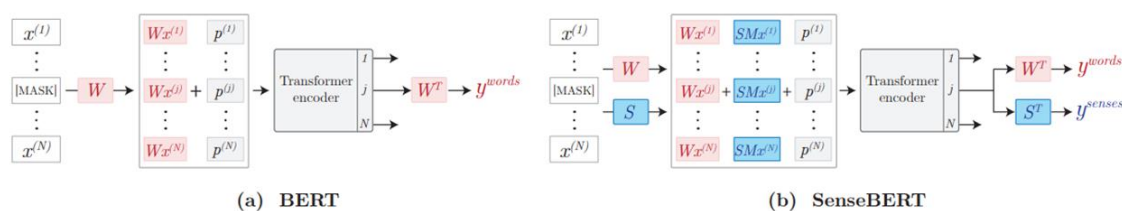
● 【タイプ2】深層学習への知識の組み込み

2 つめのタイプは深層学習に知識を組み込むというものである。

自然言語処理は知識・ルールベースのアプローチが主流だったが、いまでは深層学習を用いた方式に置き換わり、解析精度が向上している。しかし、やはり常識推論や文脈理解等の難しい問題は依然として解けていないし、深層学習によって大量のテキストデータから帰納的に作られる言語モデルだけでは限界がある。そこで、深層学習ベースの自然言語処理方式に、外部知識を取

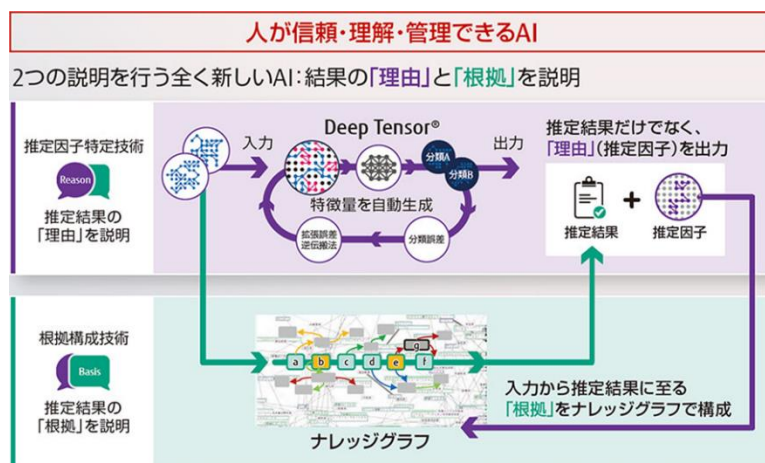
り込むアプローチが盛んに検討されている。AI21 Labs¹⁷が発表した SenseBERT はその一例である。SenseBERT は、最新のニューラル自然言語処理技術（双方向 Transformer による事前学習言語モデル）BERT の中に意味ネットワーク WordNet を組み込むことで（図 20）、コンテキストを考慮した単語の意味予測をできるようにしようというものである。

また、ブラックボックス的でなぜそのような判定結果を出したのか、理由を解釈することが難しい深層学習に、ナレッジグラフを組み合わせることで、その解釈性を高めようという取り組みもある。富士通研究所では、深層学習を用いた Deep Tensor にナレッジグラフを組み合わせ、その間の対応をうまくとれるようにすることで、深層学習の結果の解釈性を高めている（図 21）。ゲノム医療における遺伝子変異と疾患の関係の解析に適用するに際して、論文やデータベースから抽出した既知の知識をナレッジグラフ化して用いている。



<https://arxiv.org/pdf/1908.05646.pdf>

図 20 SenseBERT



<https://blog.global.fujitsu.com/jp/2018-12-27/01/>

図 21 Deep Tensor + ナレッジグラフ

● 【タイプ3】シミュレーションと帰納的手法の組み合わせ

3 つめのタイプはシミュレーションと帰納的手法の組み合わせである。シミュレーションは、対象物や対象系のモデルに基づいて仮想的に模擬動作をさせるものであり、演繹的なアプローチである。このシミュレーションに、観測データに対する統計分析・機械学習等の帰納的手法を組み合わせるという取り組みが行われている。

気象・海洋等の現象の予測・分析を中心に広く用いられている手法であるデータ同化は、これ

¹⁷ AI21 Labs はスタンフォード大学教授の Yoav Shoham が設立し、イスラエルに本社がある。Yoav Shoham は、IJCAI 2019 で Award for Research Excellence を受賞し、SenseBERT についても講演した。

に該当する。データ同化は、ある未知のパラメーターを含んだ方程式（モデル）に基づいたシミュレーションの結果を、実際の観測値を用いて補正することで、モデルの振る舞いをより現実のものに近づける。仮想世界のシミュレーションと現実世界の観測データを結びつけることで、現象の予測や解釈の精度を高める。

また、シミュレーションと機械学習の融合については、NEC-産総研連携研究室での取り組み事例がある（図 22）。シミュレーションと機械学習を組み合わせることで、希少事象、複雑系、特殊・極限状態等、データが取れない世界やとても取りにくい世界における設計・計画等を高度化・最適化することが可能になる。例えば、非常時のような未経験の状況においても、類似条件での経験や一般論・常識等を活用して対策案を立案・検証する等、より適切な意思決定が可能になる。また、類似事例のあまりない新製品設計のケース等でも、物理的原理からの補間等により、少ない事例から機能や性能を予測・最適化することが可能になる。

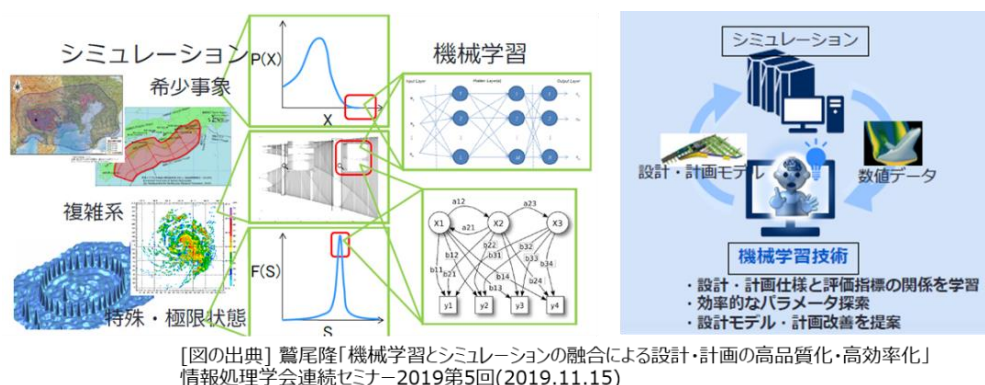
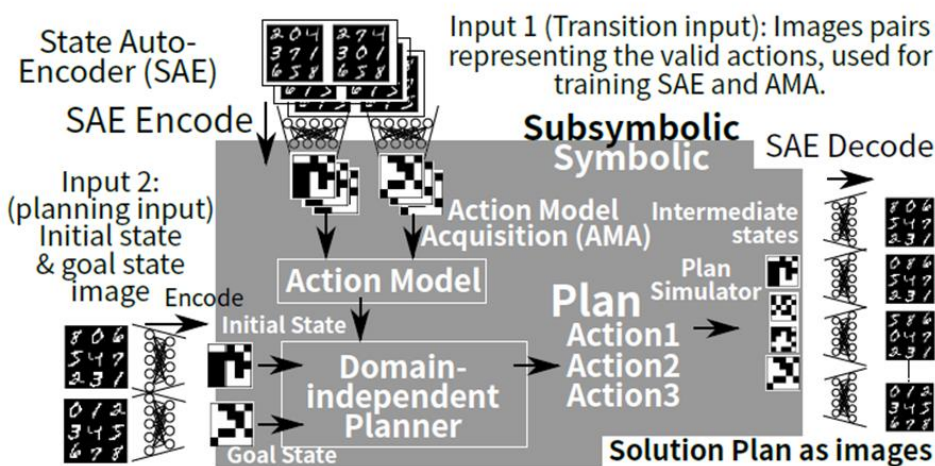


図 22 シミュレーションと機械学習の融合

● 【タイプ4】演繹世界への変換

前述のタイプ2は深層学習の側に知識を組み込むものだったが、逆に演繹の世界に持ってくるタイプのものもある。最近発表された IBM の事例では、画像をオートエンコーダで一階述語論理に変換して、既存のソルバを使ってプランニングするという方法をとっている（図 23）。現状は簡単なパズル問題に適用したという段階だが、初期状態とゴール状態も画像データとして与え、初期状態からゴール状態に至る計画を、既存ソルバを用いて生成する。



<https://arxiv.org/pdf/1902.08093.pdf>

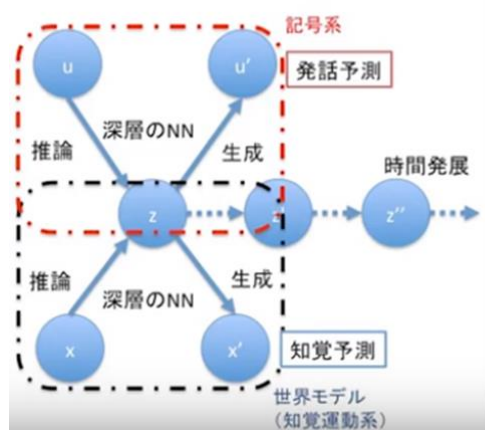
図 23 一階述語論理変換

また、大阪大学の鷺尾・元田らによる科学的法則式の発見の試みもこのタイプ 4 に該当する。機械学習によって大量データから帰納的にルールを見つけることができるが、それは実験で測定された範囲だけをカバーする経験則でしかない。演繹推論や外挿に使えるような科学的法則式は、客観性、普遍性、再現性、健全性、簡潔性、数学的許容性を満たす必要がある。経験則から科学的法則式に格上げするため、能動的な観測を通して、客観性や再現性等を高めるという方法が示されている¹⁸。

● 【タイプ5】ニューロ系とシンボル系・推論系の融合

5 つめのタイプは、ニューロ系とシンボル系あるいは推論系を融合するというものである。即応的知能と熟考的知能を融合させるイメージに近く、研究開発課題 4 に示した原理探求型の密な融合のアプローチとみなせる。

コラム③で取り上げた「深層学習の先にあるものー記号推論との融合を目指してー」シンポジウムにおいて、松尾豊（東京大学）が発表した知覚運動系と記号系の 2 階建てモデルがこのタイプに該当する（図 24）。2 階建ての上側は発話予測、下側は知覚予測に相当する。上下で潜在構造を共有し、2 つの予測問題のマルチタスク学習の形をとることによって連動し、学習の高速化も図られる。また、下からの駆動だけでなく、上からの駆動も行う仕組みによって、人間が行う「想像」に相当する振る舞いが実現され得る。



[図の出典] 「深層学習の先にあるもの」シンポジウム(2)での講演
https://today.tv/contents-list/2018FY/beyond_deep_learning/01

図 24 知覚運動系と記号系の 2 階建てモデル

また、MIT の Neuro-Symbolic Concept Learner もこのタイプである（図 25）。画像や環境・空間の認識と質問応答（QA）という 2 系統を持ち、画像・空間系は教師あり学習、QA の方は強化学習を用いる。これら 2 系統のマルチタスクのカリキュラム学習を通して、視覚的概念、単語、意味解析を学習していく。これによって、大量の学習データを与えなくても、より効率よく学習できるという。まだ積み木の世界で試されているレベルだが、2 系統の連動・融合が試みられている。

¹⁸ 鷺尾隆・元田浩による論文「属性変量の尺度認知に基づく構成的法則発見手法」（認知科学 5 巻 2 号、1998 年）、「スケールタイプ制約に基づく科学的法則式の発見」（人工知能学会誌 15 巻 4 号、2000 年）等で示されている。なお、同著者の別論文では、受動的な観測で得られたデータへの一部拡張も試みられている。

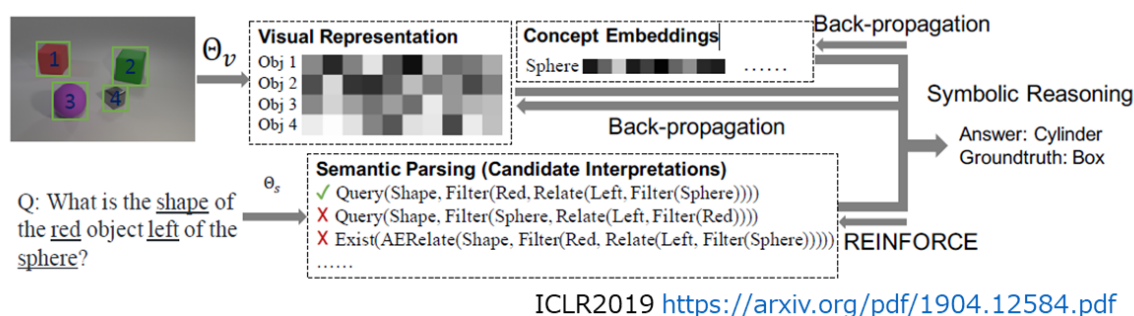
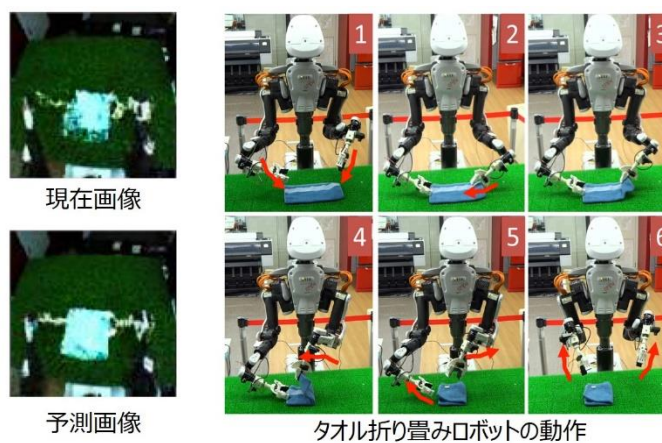


図 25 Neuro-Symbolic Concept Learner

さらに、予測学習もこのタイプに相当する技術である。予測学習では、①環境とアクションにより、どのような結果になるかを予測するステップと、②実際の結果を観測し、予測した結果と実際の結果の差異から学習するステップという2つのステップを繰り返す。予測学習では、教師データを事前に用意する必要がなく、時間差で次々と教師データに相当する結果が観測でき、学習を進めていくことができる。このとき、帰納的に得られたモデルで予測するというレベルもあるが、物理モデルを用いたり、演繹的な知識を組み合わせたりして、演繹的な意味合いの強い予測になると、帰納型と演繹型の融合とみなすことができる。予測学習を適用したタオル折り畳みロボットが尾形哲也研究室（早稲田大学および産業技術総合研究所）で開発されている（図 26）。



[出典] <https://ieeexplore.ieee.org/document/7762066>

図 26 予測学習を用いたタオル折り畳みロボット

● 【タイプ6】記号創発ロボティクス

記号創発ロボティクスは、コラム⑤で述べたように、身体を基盤とした主体が環境と相互作用することで概念や言語を獲得していく過程・原理を、機械学習やロボティクスの技術を用いて実現することを通して探る研究分野である。研究分野としての基本理念・スタンスを示しており、タイプ6として並べたが、タイプ1からタイプ5とはやや位置付けが異なる。実装の形としては、タイプ5に近いものになると思われる。

(2) Neuroscience-Inspired AI

2-1-3 で述べたように、人間の知能に関する研究から得られる知見は、第4世代AIの研究開発、

特に研究課題 4 の参考になる。人間の知能、脳の情報処理機構の解明を目指す研究分野は、分析的なアプローチによる計算脳科学（計算論的神経科学：computational neuroscience）と、構成論的アプローチによる認知発達ロボティクスがある。後者については、上記タイプ 6 およびコラム⑤で触れたので、ここでは計算脳科学の知見に基づく AI である Neuroscience-Inspired AI について述べる。

Google DeepMind の創立者 CEO である Demis Hassabis は、もともと脳科学の研究者であり、彼ら書いた Neuroscience-Inspired AI に関する論文¹⁹がよく知られている。この論文では、脳科学の研究成果が既に AI で活用された事例として、深層学習、強化学習、アテンション、エピソード記憶、ワーキングメモリ、継続学習が挙げられている。さらに、脳科学の研究成果・知見が今後 AI に活用されると期待されるものとして、以下が挙げられている。

- ・ 物理的世界に関する直感的な理解： 空間・数・物体であることに関する知識、世界モデル。推論や予測を手助けするメンタルモデル構築につながる。
- ・ 効率的な学習： 人間は少ない事例から事前知識を用いた推論により新しい概念を学習できる。メタ学習。
- ・ 転移学習： 人間は少ない文脈から新しいドメインに知識を汎化・転移できる。
- ・ 想像と計画： 人間はシミュレーションを用いたプランニングにより長期予測に基づいて行動選択。
- ・ 仮想的脳分析： 計算脳科学の分析法を AI モデル（ブラックボックス）に適用。

また、国内では、新学術領域研究「人工知能と脳科学の対照と融合」²⁰（2016 年 6 月～2021 年 3 月）が進められており、その領域代表である銅谷賢治（沖縄科学技術大学院大学）が、松尾豊（東京大学）との共著論文²¹において、AI のさらなる進化に役立つような新たな脳科学の知見として、以下を挙げている。

- ・ エネルギー効率： AlphGo の消費電力は 250kW に対して人間の脳は 20W。Neuromorphic Computing（スパイク通信、ばらつき・ノイズ耐性等）。
- ・ データ効率： 人間は深層学習のような膨大な教師データを必要としない。世界モデルと脳内シミュレーション、経験の再構成、メタ学習。
- ・ 自律性： 目標・報酬系の内発的形成（現 AI では人間から与えられる）。
- ・ 社会性： 暴走を回避する仕組み、社会ルールや相互監視による抑制等。

（3）国際動向と注目プロジェクト

前出の図 14 では、AI の国際競争戦略を概観した。この図 14 に示した通り、米国は、GAFA（Google、Amazon、Facebook、Apple）がビジネスと基礎研究の両面で圧倒的な優位性を持っており、GAFA やスタートアップが活発な民間技術開発を推進している。その一方、DARPA（Defense Advanced Research Projects Agency：米国国防高等研究計画局）が国としての中長期

¹⁹ Demis Hassabis, et al. (2017) “Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence” (Neuron 95)
[https://www.cell.com/neuron/fulltext/S0896-6273\(17\)30509-3](https://www.cell.com/neuron/fulltext/S0896-6273(17)30509-3)

²⁰ <http://www.brain-ai.jp/jp/>

²¹ 銅谷賢治・松尾豊（2019）「人工知能と脳科学の現在とこれから」（BRAIN and NERVE 2019 年 7 月号）
https://groups.oist.jp/sites/default/files/imce/u194/Papers/Doya_Matsuo_2019_bn.pdf

的な研究投資をシャープに打ち出している。中国は、AI リード企業 5 社 (Tencent、Baidu、Alibaba、iFlyteck、SenseTime) を選定し、政府が AI 産業を後押ししている。それに加えて、AI を活用した監視・管理社会 (社会信用システム、天網、金盾) の構築を進めており、他国と大きく異なる AI 応用技術開発が見られる。欧州は、GDPR (General Data Protection Regulation : 一般データ保護規則) のようなデータ保護戦略によって GAFA に対抗しようとしている。わが国は、前述の「人間中心の AI 社会原則」や「AI 戦略 2019」を策定し、研究開発面では「Trusted Quality AI」(高信頼・高品質 AI) を打ち出し、AI 品質を競争力につなげようという点に特徴がある。

このような国際動向・競争戦略において、第 4 世代 AI に通じる研究開発に積極投資をしていて注目されるのは米国の DARPA である。そこで、以下では、DARPA の関連プロジェクトについて概要を述べる。

● AI Next Campaign²²

DARPA から 2018 年に発表された。次世代 AI 研究に 20 億ドル以上の大型投資を実施する。

この中で DARPA は、次の世代の AI を「第 3 の波」と呼んでいる。すなわち、第 1 の波は Handcrafted Knowledge で、エキスパートシステムのような人手で構築した知識を用いる AI、第 2 の波は Statistical Learning で、深層学習のようなデータからモデルを作る AI、そして、第 3 の波は Contextual Reasoning である (図 27)。これは文脈を理解して推論する AI で、人間と AI の共生が促進される。これによって、複雑でタイムクリティカルな環境におけるより良い意思決定を促進したり、大規模・不完全かつ矛盾した情報を共有することを可能にしたり、安全かつ高度な自律性にて無人のシステムが重要なミッションを実行できるようにしたりする。

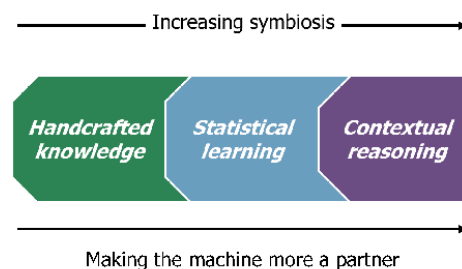


図 27 AI の第 3 の波

ターゲットとする研究領域として、以下のようなものが挙げられている。

- **New Capabilities** : AI 技術を進化させて新たな能力を付加。運用展開前のソフトウェアシステムに対する長期品質保証等 DoD における重要なビジネスプロセスの自動化。
- **Robust AI** : AI 技術を高信頼性が要求される分野に適用可能とするために、解析的・実証的な研究開発による AI の故障モードの理解。
- **Adversarial AI** : 人間ならだまされないような機械学習データの改変による欺瞞、データの破損、ソフトウェアに対するサイバー攻撃への対策。
- **High Performance AI** : 最先端のデジタルプロセッサに比べて 1000 倍高速化と 1000 倍の電力効率を示す AI アルゴリズムのアナログ処理。AI に特化したハードウェアデザイン。

²² <https://www.darpa.mil/work-with-us/ai-next-campaign>

ラベル付けされたトレーニングデータの要件を大幅に削減することによる機械学習の非効率性解消。

- **Next Generation AI** : 自らの行動を説明できる AI システム、常識的な知識を獲得し、それにより判断を行う AI システム。

● **Machine Common Sense (MCS) プログラム**²³

AI に一般常識を理解させることにより、新たな状況を理解、行動の合理性を監視、人と効果的にコミュニケーション、経験を新たな状況に適用等を実現するための MCS プログラムが 2018 年より実施されている (2018~2021)。

AI に一般常識を理解させようとする従来の取り組みとして、Cyc : Commonsense Knowledge Base (1985~現在) が挙げられる。これは、人間の常識を構成する膨大な知識をコンピューターが読み取り可能な形式で構造化しようとする試みである。35 年間にわたってデータが積み上げられつつあるが、シンボルによって厳密に定義された概念では人間が抱く概念の機微さや自然言語の曖昧さに対応できない、個々の状況に合わせたオントロジーの調整が常に必要となる、といったシンボリックロジック特有の問題が指摘されている。

このような問題は、人間の認知で見られるような、柔軟かつ知覚に基づいた概念表現が AI に欠如しているためと考えられる。DARPA MCS プログラムにおいては、以下の 2 つのアプローチに注力することにより、一般常識の問題に取り組もうとしている。

- **Foundations of Human Common Sense** : 小児の認知発達の理論に基づき、子供のよう
に経験から学習し、物体 (直感的な物理現象の把握)、場所 (空間ナビゲーション)、エー
ジェント (意図を持ったアクター) に対する認識のコアドメインを模倣する計算機モデル
を構築する。このため、参加チームには AI と発達心理学双方の専門知識が期待される。
構築したモデルは、0~18 ヶ月の人間の子供の認知発達マイルストーンと比較して評価さ
れる。
- **Broad Common Knowledge** : 研究司書のようにウェブを読むことにより学習し、常識
現象に関する自然言語および画像ベースの質問に答えることができる常識知識リポジトリ
を構築する。このサービスは、2018 年の平均的なアメリカ人成人の一般的な知識を模倣し、
Allen Institute for Artificial Intelligence (AI2) の常識ベンチマークにより評価される。

これらの取り組みにより、AI は以下の能力を獲得することが期待される。

- センサーまたはデータ入力を分析および解釈する必要のある AI システムは、常識を活用して、現実世界のシーンや状況を理解するのに役立つ。
- 常識により、特に新しい状況で、AI システムのアクションと決定の妥当性を監視およびチェックする機能を提供する。
- 人間のコミュニケーションと理解はすべて背景に常識の存在を前提としている。人間と効果的にコミュニケーションし協働するために、マシンは人間に似た基本的なレベルの常識を持っている必要がある。

²³ <https://www.darpa.mil/program/machine-common-sense>

- ・ 再利用可能な常識的な知識は、AI システムが新しいドメインを学習し、膨大な専門トレーニングやプログラミングなしで新しい状況に適応するための基盤を提供する。

● Lifelong Learning Machines (L2M) プログラム²⁴

現実の環境でパフォーマンスを継続的に学習および改善できる次世代の適応型人工知能システムを開発することを目的とした L2M プログラムが 2018 年より DARPA で実施されている(2018～2021)。

今日の機械学習システムには、新しい状況に遭遇したときに継続的に学習したり適応したりできないという制限があるが、この L2M においては、過去学習したことを忘れることなく、システムが継続的に新しい状況に適応していけるような、まったく新しい機械学習手法の実現を目指している。L2M システムの中核となる能力は以下の通りである。

- ・ 継続的学習： システムは作業を実行しながら学習することができる。
- ・ 新しいタスクや環境への適応： 習得したタスクを忘れることなく、新たな状況にスキルを応用できる。
- ・ ゴール指向の知覚： ミッション的な観点から入力信号を理解する。
- ・ 選択的可塑性： 安定性と可塑性のバランスをとる。
- ・ 安全性とモニタリング

これらを実現するため、コンピューター科学者と生物学者とが連携した分野融合的なアプローチにより、以下の 2 つの課題に取り組んでいる。

- ・ 過去の経験の結果を継続的に適用し、「得られた教訓」を新しいデータや状況に適応させることができる機械学習フレームワークを開発する。
- ・ 生物システムがどのように学習し適応するかを探求し、その成果を機械学習システムに応用することを目指す。

例えば University of California, Irvine では、海馬と大脳皮質の二重記憶構造の研究から、入力を既存の記憶と比較することによって潜在的な結果を予測することができる機械学習システムの作成を目指している。

Tufts University では、サラマンダーのような動物の再生メカニズムを調べることで、環境の変化に適応するために構造と機能を変更することができる柔軟なロボットを目指している。

Columbia University's Engineering School は、自身の重みを出力することを学習することによって自分自身を複製する自己複製ニューラルネットワークの構築を目指している。これは、自らのパラメーターに関する予測をネットワークに注入することにより、明示的な最適化をせずにネットワークを学習させることができる。

²⁴ <https://www.darpa.mil/program/lifelong-learning-machines>

付録3. 専門用語説明

- **機械学習 (Machine Learning)**

データの背後に潜む規則性や特異性を発見することにより、人間と同程度あるいはそれ以上の学習能力をコンピューターで実現しようとする技術である。教師あり学習、教師なし学習、強化学習といったタイプがあり、各タイプについて、さまざまな方式（深層学習、サポートベクトルマシン、決定木、回帰分析、ベイジアンネットワーク他）が開発されている。

- **深層学習 (Deep Learning)**

多層ニューラルネットワーク (Deep Neural Network) を用いた機械学習技術である。深さは数百層（従来は3～5層程度）、幅は数百万ノード（従来は数百ノード）になる。

- **ナレッジグラフ (Knowledge Graph)**

専門分野等の知識を体系的に表現するフレームワークである。概念間の関係をグラフ形式で表現する。

- **記号接地問題 (Symbol Grounding Problem)**

AI の知識表現において、そこで使われる記号を実世界の実体をもつ意味に結び付けられるかという問題である。コラム⑤参照。

- **計算脳科学 (計算論的神経科学: Computational Neuroscience)**

脳を情報処理システムとして捉えて、脳の機能を調べる研究分野である。

- **認知発達ロボティクス (Cognitive Developmental Robotics)**

人間の乳幼児のように発達・学習するロボットを設計することを通して、認知発達の原理を探る研究分野である。対象を観察・分析することで解明しようとする分析的アプローチに対して、システムを作って解明しようとするアプローチは構成論的アプローチと呼ばれる。

■戦略プロポーザル作成メンバー■

総括責任者：木村 康則	上席フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
リーダー：福島 俊一	フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
メンバー：東 良太	フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
井上 貴文	フェロー	(ライフサイエンス・臨床医学ユニット)
奥山 隼人	主査	(未来創造研究開発推進部)
小林 容子	主任調査員	(戦略研究推進部)
坂本 明史	主任調査員	(戦略研究推進部)
嶋田 義皓	フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
的場 正憲	フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
山田 直史	主査	(経営企画部)

※お問い合わせは、下記までお願い致します。

CRDS-FY2019-SP-08

戦略プロポーザル

第4世代AIの研究開発

— 深層学習と知識・記号推論の融合 —

STRATEGIC PROPOSAL

Research and Development on the Fourth Generation of AI
- Deep Learning and Knowledge/Symbolic Reasoning Integration -

令和 2 年 3 月 March 2020

ISBN 978-4-88890-675-3

国立研究開発法人科学技術振興機構 研究開発戦略センター
Center for Research and Development Strategy, Japan Science and Technology Agency

〒102-0076 東京都千代田区五番町 7 K's 五番町
電 話 03-5214-7481
E-mail crds@jst.go.jp
https://www.jst.go.jp/crds/
©2020 JST/CRDS

許可無く複写／複製をすることを禁じます。
引用を行う際は、必ず出典を記述願います。

No part of this publication may be reproduced, copied, transmitted or translated without written permission.
Application should be sent to crds@jst.go.jp. Any quotations must be appropriately acknowledged.

ATTAATC A AAGA C CTAAC T CTCAGACC
CT CTCGCC AATTAATA
TAA TAATC
TTGCAATTGGA CCCC
AATTCC AAAA GGCCTTAA CCTAC
ATAAGA CTCTAACT CTCGCC
AA TAATC

978-4-88890-675-3

AAT A TCTATAAGA CTCTAACT CTAAT A TCTAT
CTCGCC AATTAATA
ATTAATC A AAGA C CTAAC T CTCAGACC
AAT A TCTATAAGA CTCTAACT
CTCGCC AATTAATA
TTAATC A AAGA C CTAAC T CTCAGACC
AAT A TCTATAAGA CTCTAACT
ATTAATC A AAGA C CT
GA C CTAAC T CTCAGACC

0011 1110 000
00 11 001010 1
0011 1110 000
0100 11100 11100 101010000111
001100 110010
0001 0011 11110 000101

