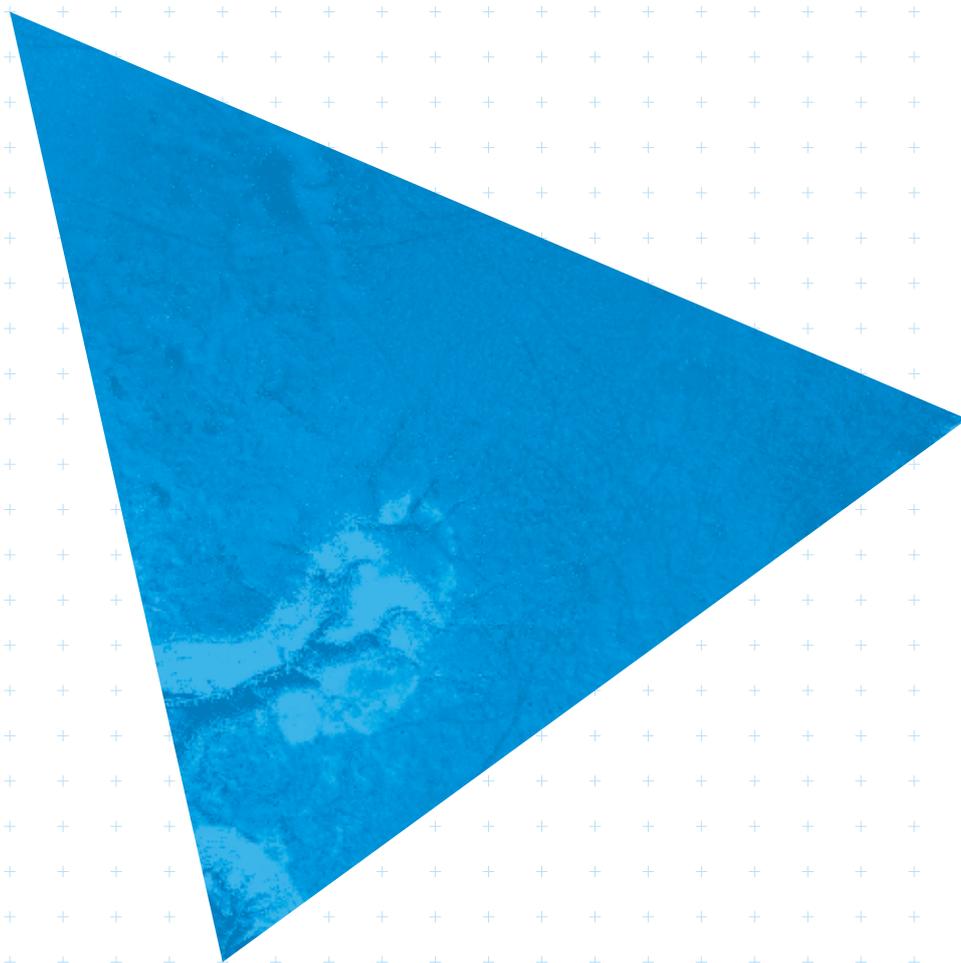


科学技術未来戦略ワークショップ報告書

# 脳型 AI アクセラレータ

～柔軟な高度情報処理と超低消費電力化の両立～

2020年11月28日（土）開催



# エグゼクティブ・サマリー

本報告書は、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）が令和2年11月28日に開催した科学技術未来戦略ワークショップ（WS）「脳型AIアクセラレータ～柔軟な高度情報処理と超低消費電力化の両立～」に関するものである。

近年、画像認識、音声認識・翻訳、自動運転、病気の診断、新材料探索、デバイス設計など様々な用途に人工知能（AI）技術が用いられるようになってきている。これらの用途は、これまでコンピュータが行ってきた単純な計算やプログラムされた演算・画像処理・制御とは質的にも異なる、認識・予測・判断といった人間に近い高度な情報処理が重要になっており、AI技術のさらなる高度化や低消費電力化が期待されている。一方、機械学習・深層学習などの脳機能の単純化したモデルが作られる基になった脳科学やライフサイエンス・医療分野では、脳の病気の原因解明など脳の研究が進んでおり、分子レベルからニューロン・細胞、神経ネットワーク、脳全体に至る様々な階層での脳の機能が明らかになりつつある。現在の情報処理の担い手であるCMOS集積回路は微細化の限界に直面し、従来型（ノイマン型）のコンピュータによる高性能化・高効率化は困難になりつつある中で、今後は脳科学の知見を生かして人間の脳の構造や機能を模倣し、柔軟で高度な情報処理を低消費電力で行うハードウェア技術の開発が必要になると考えられる。

本ワークショップは、柔軟な高度情報処理を超低消費電力で行う脳型AIアクセラレータに関して、我が国の科学技術の強化に有効な研究開発戦略策定の一環として開催した。ここでは、脳型AIアクセラレータの研究開発として今後取り組むべき重要な研究開発課題や、それを実施する研究開発の体制・仕組みなどに関するCRDSの仮説を提示し、高度で効率的な情報処理を要求する応用分野の現状と技術的課題、高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理科学の研究動向、次世代のAIチップ開発の現状、などについて話題提供を基に、総合討論で我が国が注力すべき脳型AIの研究領域や、脳科学、数理科学、情報科学、ナノテクノロジー・材料分野などの異分野を連携させる仕組み、アカデミアと産業界の連携の仕組み、コミュニティ形成、人材育成、国際連携などについて議論した。

CRDSの仮説として、①現状の深層学習や第4世代AI研究の課題の解決に資するように、日本の強い脳科学、数学・数理科学、材料・デバイス技術と情報科学を強力に連携させて、AI処理のハードウェア化を目指す研究開発を進めること、②脳の細胞や神経回路などの構造や機能を模倣した情報処理モデルを構築するとともに、その動作に適する材料・デバイス・回路の研究開発を進めていくこと、③これらを統合して脳型AIアクセラレータとして実現していくことで、新たな産業の創製、人工知能研究、脳科学、材料・デバイス・回路研究の強化に繋がること、などを示した。また、スパイクング・ニューロンモデルなどこれまで提案されているモデルによるニューロモルフィックシステムや物理リザーバーコンピューティングなどの高度化を目指す短期的な研究開発目標と、脳の高次機能も含めた脳活動の新たな知見から情報処理モデルを構築し、新たなアルゴリズム、回路・アーキテクチャ、デバイス・材料の創出を目的とする長期的な研究開発に取り組む必要があることや、脳科学、数学・数理科学、情報科学、ナノテクノロジー・材料分野の研究者が日常的な情報交換・意見交換ができる研究環境・研究開発拠点や新たなコミュニティの形成、ハードウェアの設計・試作ができる海外も含めたエコシステムの構築、などが必要なことを示した。

話題提供としては、まず高効率・高度情報処理に対する要求に関して、人工知能技術開発のための高速計算基盤「ABC1」、リザーバーコンピューティングとエッジAIへの応用、予測誤差最小化モデルを基盤としたロボット動作学習、が紹介された。次の脳科学、人工知能、数理科学の研究動向に関しては、情報処理の活用に向けた脳科学分野の進展、脳のふるまいに倣う人工知能技術“ゆらぎ学習”研究開発への取り組み、高次

元ビッグデータ活用のための数理論、が紹介された。3番目のAIチップ開発に関しては、ブレインモルフィックコンピューティング、新デバイス材料のAIチップへの応用、強誘電体FeFETを利用したリザーバーコンピューティング、が紹介された。

総合討論では、CRDSの骨子案や話題提供の発表と質疑、事前アンケート結果を踏まえて、我が国が注力すべき脳型AIの研究領域、脳科学、数学・数理科学、情報科学、ナノテク・材料技術の異分野を連携させる仕組み、アカデミアと産業界との連携の仕組み、コミュニティ形成、海外連携に関して議論を行った。その結果、以下のような方向性が示された。

- ・人間らしい知能を考える上では身体性が重要であり、身体込みで脳を考える必要がある。多くのセンサからの情報を処理するデバイスの開発は大きなチャレンジとなる。
- ・環境に柔軟に即応する一つの方法として、脳のリザーバーと身体のリザーバーとで相互作用させるようなリザーバーコンピューティングがある。
- ・脳型AIの魅力的な応用としてスマートロボット、サービスロボットがある。
- ・量子コンピュータにおける量子優越性のように、脳型コンピュータを使えば、ある点で古典的コンピュータを抜けるという定量的評価指標が必要である。
- ・新しいデバイスからアルゴリズム、計算論に持っていく方向と、数論的に計算論を考えて、アルゴリズム、デバイス開発へ展開する方向の両方の流れが必要である。
- ・ニューロモルフィックキットを配布し様々な人に試してもらおう等の裾野を広げる方向も必要である。世界に展開すれば面白いアプリケーションが多数集まる。
- ・情報系研究者と脳科学研究者との相互の翻訳屋、ブリッジ役が重要である。数学・数理科学の研究者がその役割を担うことができる。
- ・企業から大学・国研へのアクセスが容易になるように、既存の枠組みと連携して全体を束ねる方がよい。
- ・オープンイノベーションは重要だが、全てを海外にオープンにすると日本の独自のアイデアが海外にまねされ、すぐにチップ化・実用化される可能性があるため、ハードウェアやデバイスのコア技術についてはクローズにすべき。

ワークショップでの議論を踏まえ、CRDSでは今後国として重点的に推進すべき研究領域、具体的な研究開発課題を検討し、研究開発の推進方法も含めて戦略プロポーザルを策定し、関係府省や関連する産業界・学界等へ提案する予定である。

## 目次

---

<b>1</b>	<b>ワークショップの開催趣旨と骨子案の説明</b>	<b>1</b>
	曾根 純一、馬場 寿夫 (JST-CRDS).....	
<b>2</b>	<b>高効率・高度情報処理に対する要求</b>	<b>8</b>
2.1	人工知能技術開発のための高速計算基盤「ABCI」 小川 宏高 (産業技術総合研究所).....	8
2.2	リザーバー・コンピューティングとエッジ AI への応用 山根 敏志 (日本 IBM).....	13
2.3	予測誤差最小化モデルを基盤としたロボット動作学習 尾形 哲也 (早稲田大学/産業技術総合研究所).....	19
<b>3</b>	<b>高度情報処理に向けた 脳科学、人工知能、数理学の研究動向</b>	<b>25</b>
3.1	情報処理の活用に向けた脳科学分野の進展 豊泉 太郎 (理化学研究所).....	25
3.2	脳のふるまいに倣う 人工知能技術“ゆらぎ学習”研究開発への取り組み 加納 敏行 (日本電気/大阪大学).....	33
3.3	高次元ビッグデータ活用のための数理研究 合原 一幸 (東京大学).....	40
<b>4</b>	<b>AI チップ開発</b>	<b>46</b>
4.1	ブレインモルフィックコンピューティング 堀尾 喜彦 (東北大学).....	46
4.2	新デバイス材料の AI チップへの応用 秋永 広幸 (産業技術総合研究所).....	55
4.3	強誘電体 FeFET を利用したリザーバーコンピューティング 高木 信一 (東京大学).....	61
<b>5</b>	<b>総合討論</b>	<b>67</b>
	<b>付録</b>	<b>74</b>



# 1 | ワークショップの開催趣旨と骨子案の説明

曾根 純一、馬場 寿夫 (JST-CRDS)

人工知能 (AI) 技術は深層学習の登場以来、気がつかないうちに我々の生活の様々な場面に入り始め、今後も大きく発展し我々の生活を大きく変えていくと予想される。これまでの経緯を振り返ると、ニューロサイエンス (脳科学) が深層学習、強化学習等をはじめ、AI 技術の研究開発に多くのヒントを与えてきた。一方、脳科学も最近大きく発展しつつあり、そこからもっと多くのことをAIは学ぶことができるはずだと確信している。脳の機能は、イオンを媒体とする生化学反応によって引き起こされるが、これを生命体と違った環境、例えばシリコンという材料上の電子回路で実行することで、桁違いの高性能化が可能となり、人間をはるかに超える能力を生み出すことによって、多くの有用な産業応用が生まれてくると考えている。量子コンピュータの技術領域で見られるように、新しいアルゴリズムやアーキテクチャによっては、演算を効率的に実行するための新たな物理現象、新たな材料・デバイスが必要とする可能性もでてくる。AIを中心とする情報科学と脳科学、材料・デバイスを中心とする電子工学、これらが出会うところでどんな新しい展開が生まれるか、というのが今回のワークショップ開催の趣旨である。そのような先端分野で活躍されている方々に集まっていただいて脳型AIの可能性を徹底的に議論し、それを現実のものにするには今後何をなすべきなのかを浮き彫りにしていきたいと考えている。JSTとしては、議論を通じて得られた知識、情報、知恵をベースに国への研究開発提言に結びつけていきたいと思っている。

今回のワークショップの基になったJSTでの調査活動について、背景、国内外の動向、調査の概要と提案の方向性、そこから得られる研究開発課題、推進方法について簡単に紹介する。

背景説明として図1-1に柔軟な高度情報処理の要求を示す。高度な情報処理の要求に対し、最近では機械学習、深層学習による人工知能技術の進展がある。将棋や囲碁の分野でプロ棋士を打ち負かしたり、自動運転、顔認証、科学技術分野でのデータ科学を活用した第4の科学、といった応用で活用されたりしている。このような深層学習に対しては、次のステージへの新たな技術が期待されている。一方で、人工知能にとってまだ難しい問題も顕在化している。例えば、外界についての直感的な理解が難しいことや、学習に対して非常に時間がかかってしまう、あるいは膨大なデータが必要になってしまう、といった問題がある。これらは今後解決していかなければいけないが、人間の脳に注目してみると、様々な解決策を持っているのではないかと考えられる。脳の特徴としては、様々な経験を生かして少ない学習量での判断や予測、その場での判断、環境に適するように神経ネットワークを構築したり脳機能の再生を行ったりする可塑性の機能、がある。また、記憶と処理の一体化がなされて、情報処理を超並列に低消費電力・低エネルギーでやっている。高度な情報処理技術を創製するためには、このようは脳の特徴はやはり学んでいかなければならない。

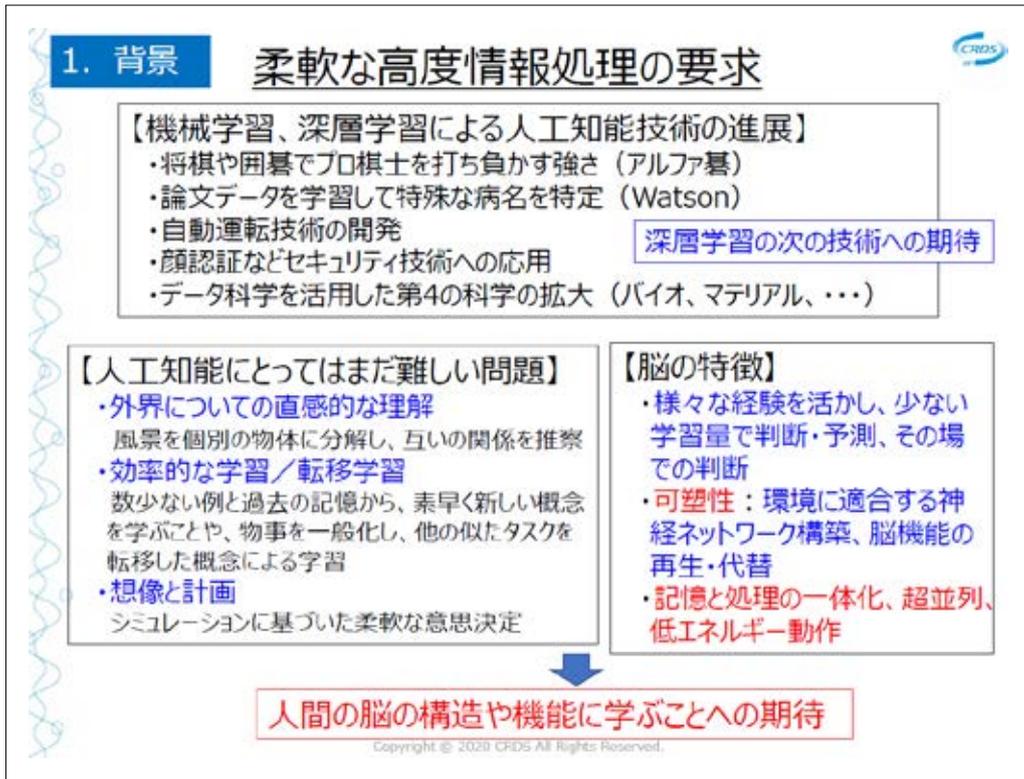


図 1-1 柔軟な高度情報処理の要求

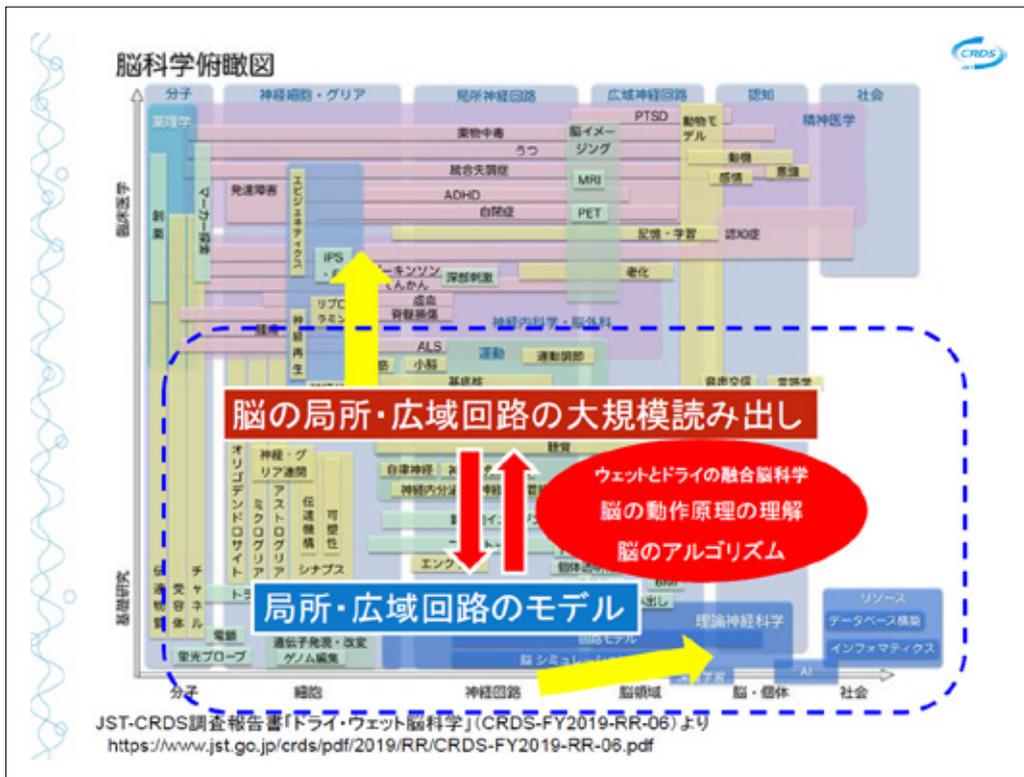


図 1-2 脳科学の俯瞰図

国においても、「AI戦略2019」が2019年に公表され、その中で世界をリードできる次世代AI基盤技術の確立といった項目で、研究開発への期待が述べられている。その研究開発の項目としては、「1. 基礎理論」、「2. AIのためのデバイス・アーキテクチャ」、「3. 高品質かつ信頼できるAI」、「4. AIのシステム・コンポーネント」が挙げられており、2番目のAIのためのデバイス・アーキテクチャについては、様々なステージの他の項目に対して横断的に技術をつくっていくことが述べられている。このようにデバイス研究の重要性は述べられているが、その具体的な内容については記載されていないので、我々としてはそこに対応できるようにしたいというのが、今回のワークショップ開催の一つの目的でもある。

図1-2は脳科学分野の俯瞰図である。縦軸には基礎研究から臨床医学まで、横軸には分子から社会に至るまで、かなり幅広いスケールで書いてあるが、我々としては右下の部分、脳の知識を情報処理に生かしていくというところに注目している。脳の知識を情報処理に生かしていくとともに、そこから得られる知見を脳の理解にも繋げていくことを期待している。

海外では、このような脳科学の知見を情報処理に結びつけていく研究は10年ほど前から進められている。アメリカにおいては、DARPAにおいてSyNAPSEプログラムにおいて、ニューロモルフィックチップの開発がなされ、実際にIBMはTrueNorthというチップを開発した。また、ヨーロッパでも脳の処理の再現を目的に、様々な脳の機能を理解していくことと、情報処理につなげていく活動が、幾つかのプロジェクトを経て現在までつながっている。日本はやや遅れて、新学術領域「人工知能と脳科学：人工知能と脳科学の対照と融合」（2016年～）および「脳情報動態学：脳情報動態を規定する多領域連関と並列処理」（2017年～）がスタートしている。また2017年には、AIの技術を産業界に伝えていく試みとして「AI橋渡しクラウド」が発足し、脳機能を情報処理につなげていくWPI「ニューロインテリジェンス国際研究機構」が発足している。新たなコンピューティングに関しては、内閣府のSIP（第2期）、経産省・NEDOの「AIチッププロジェクト」、文科省・JSTの「革新的コンピューティング」が2018年からスタートしている。学会関係に注目すると、これまで人工知能に関しては情報処理学会、あるいは人工知能学会がリードしてきたが、2019年からデバイス・材料関係の応用物理学会でも「AIエレクトロニクス」というセッションが新たに発足し、デバイス・材料研究を人工知能に結びつけていこうという活動が活発化してきている。

図1-3は我々が今回行ってきた調査の全体像である。真ん中に脳型AIアクセラレータと書いてある領域があり、ここにはニューロモルフィックコンピューティング、リザーバーコンピューティング等、中心になる技術が記載されている。これを支える技術分野として、周辺に脳科学、数学・数理科学、情報科学（深層学習、次世代人工知能、回路・アーキテクチャ等）、ナノテクノロジー・材料がある。ナノテクノロジー・材料のところには、高効率で低消費電力のデバイス、それに使える材料、新たな物理現象などが含まれる。このような関連技術に対して調査を行うとともに、上部に記載している研究のアウトプットとして魅力的な応用分野（左側がクラウド側、右側がエッジ側）についても調査を行ってきた。

このような調査から見てきた道筋を、図1-4に簡単にまとめておく。上部に脳科学の分野、下部に脳科学を活用した情報処理の分野を記載している。この間には脳機能の計測と解明、情報処理のモデル化などがある。これらを結ぶ研究の流れの一つは脳機能の理解であり、もう一つは高度情報処理への活用である。このような二つの流れは違っても、脳の様々な階層において理解していくことは共通に行われており、ニューロン・シナプスレベル、神経回路レベル、脳組織、脳全体といった階層に注目した研究開発が進められている。

これまでは主にソフトウェアにこのような脳科学の知見を実装していくことが行われており、高性能コンピュータ上でソフトにより脳の一部の動作を再現したり、情報処理に適用していくことが行われてきた。一方、今回我々が提案するのはもう少し右側の部分であり、ニューロン・レベルや神経回路レベルを中心に、これに

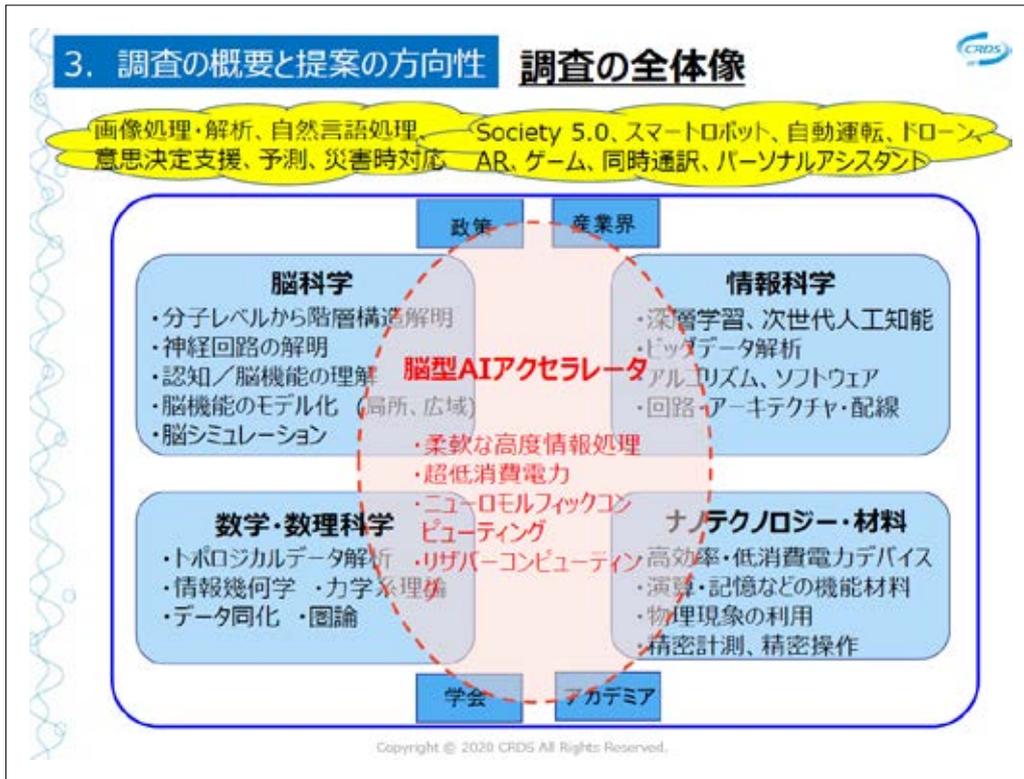


図 1-3 調査の全体像

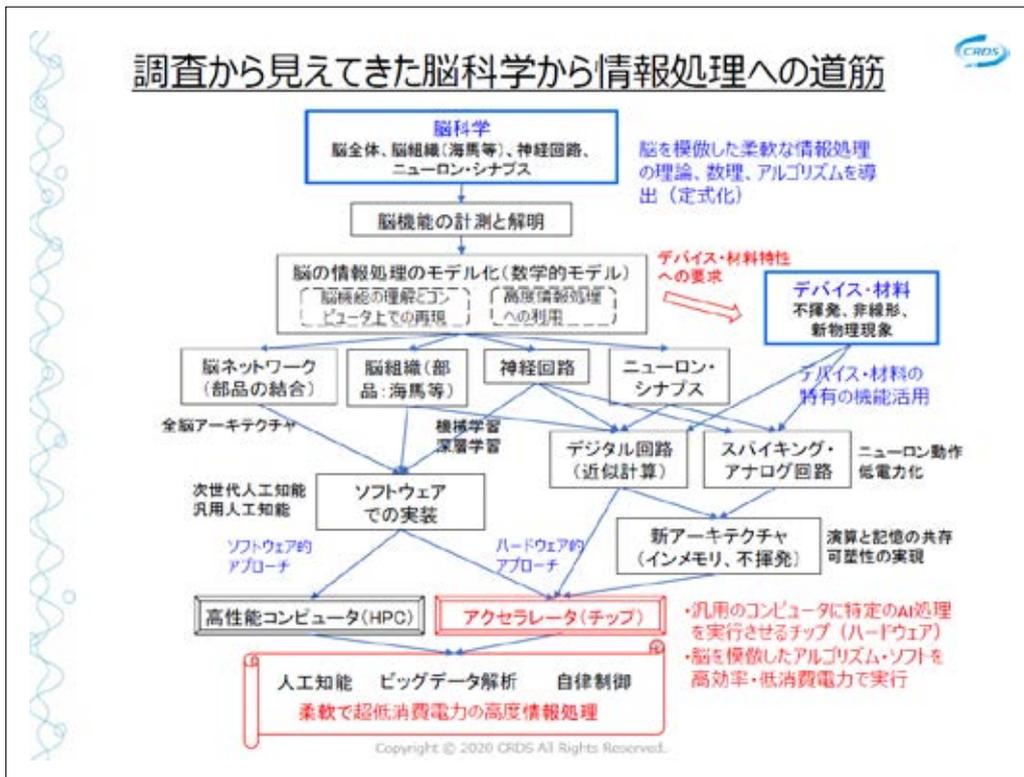


図 1-4 調査から見えてきた脳科学から情報処理への道筋

ヒントを得た新たな回路やデバイスを見つけ、それらから新しいアーキテクチャを構築し、それをアクセラレータという実際のチップに落としていくものである。このような流れが大事だと考えて調査を行ってきた。この中で、デバイス・材料技術が重要になると考えているが、すでにあるデバイス・材料を使うだけではなく、脳のモデルからデバイス・材料への機能要求を出してもらい、それに対して新たにデバイス・材料を研究開発していくこともやっていく必要があると考えている。

このような研究に対する日本の戦略について、我々の考えを簡単に述べる。応用分野として目指すべきところは、実世界あるいはエッジ側であり、今後重要になると考えている。日本はセンサ技術、ロボット技術、デバイス・材料技術で強みを有しており、産業的にも強いので、世界をリードすることも可能と思われる。また、脳科学、数学・数理科学においてもトップクラスの人が存在する。このような学術分野の連携を加速することによって、高効率なデバイス・チップを開発して、実世界AIの強化を図ることが日本にとって重要だと考えている。

図1-5はこれまでAI関係でCRDSが提言した戦略プロポーザルをまとめた図である。この中で、我々の一つのターゲットとしては、第4世代のAIの課題に関して、その解決に資する技術をつくっていくことであり、重要な方向性ではないかと考えている。第4世代AIの課題として、多くの計算資源が必要であること、実世界への臨機応変な対応が必要であること、などが述べられているので、まずはこれらを中心に組み込んでいくのがよいのではないかと考えている。これらの課題に対してはもちろんソフトウェア的な提案がなされているが、今回の提案がそれと相補的な形になり、全体として日本のAI戦略を先導できるようになればよいと考えている。

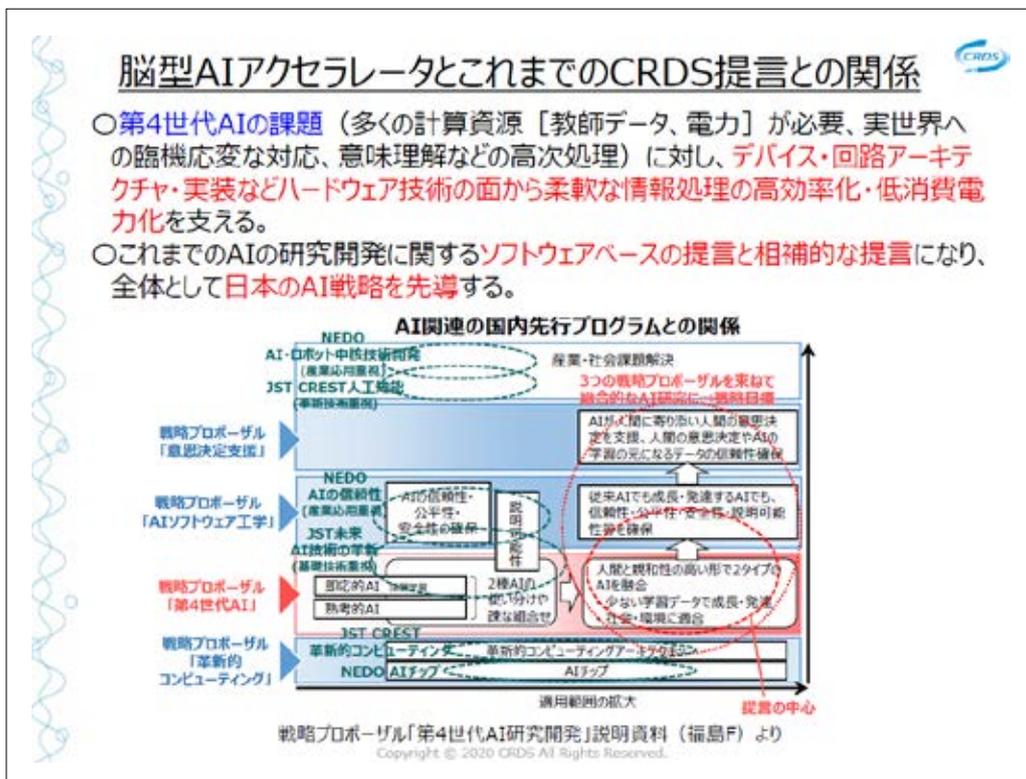


図1-5 脳型AIアクセラレータとこれまでのCRDS提言との関係

図1-6は我々の現状での仮説についてまとめたものである。仮説の1番目は上で述べたように、第4世代のAI技術の課題を解決するというところで、日本の強い技術を集めてハードウェア化を目指した研究開発をしていくのが重要ということである。2番目は、それを進める上で、脳の細胞や神経回路などの構造や機能を模倣した（ヒントを得た）情報処理モデルをつくることと、それに適する材料・デバイス・回路を開発していくのが必要ということである。これを図1-6の下の方でもう少し詳しく説明する。脳科学から出発していくような流れ①と、逆方向に材料・デバイスから回路、さらにその上のほうに行く流れ②の2つが重要と考えている。3番目は、この2つの研究開発を統合して、脳型アクセラレータとして実現していくものであり、これにより産業の創製が進み、それぞれの学術分野の強化につながることを期待している。

研究開発課題としては、大きく分けて以下の3つになる。おおよそ30名の方にインタビューした中から得られた具体的な内容があるが、煩雑になるのでここでは省略する。

- (1) 脳科学の新知見の獲得とその数理モデルを用いた新たな情報処理技術の開発、および新たな数理モデルを効率的に実行できる物理現象・材料探索とデバイス化
- (2) 超低消費電力で記憶・演算可能な回路アーキテクチャ・デバイス材料技術の開発
- (3) 脳型アクセラレータの開発

図1-7に研究課題も含み、時間軸も含んだ形で研究開発の進め方を示す。左側には脳科学、数理モデリング、回路アーキテクチャ、デバイス・材料といった分野があり、これらの研究開発を統合していくような形で研究開発を進めていき、最終的には脳型AIアクセラレータの開発に結びつけていくものである。また、得られた知見を人工知能研究へ展開することや、脳機能の理解に結びつけていくこと、高効率な低消費電力回路やデバイス技術へ展開することなどが考えられる。

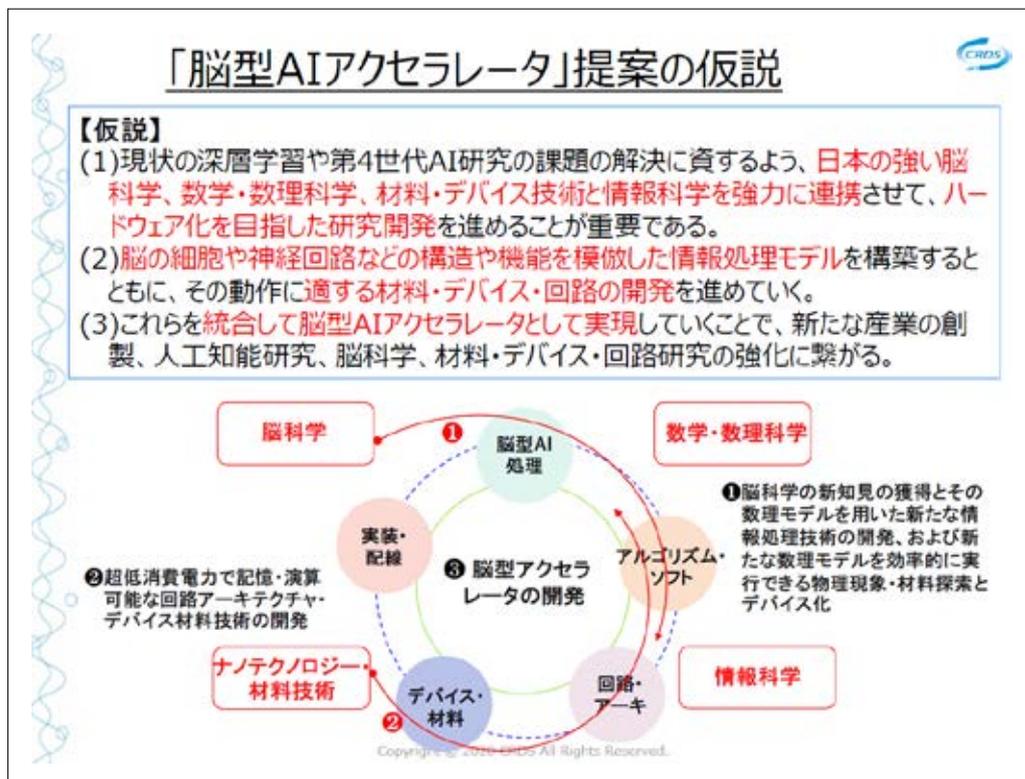


図1-6 「脳型AIアクセラレータ」提案の仮説

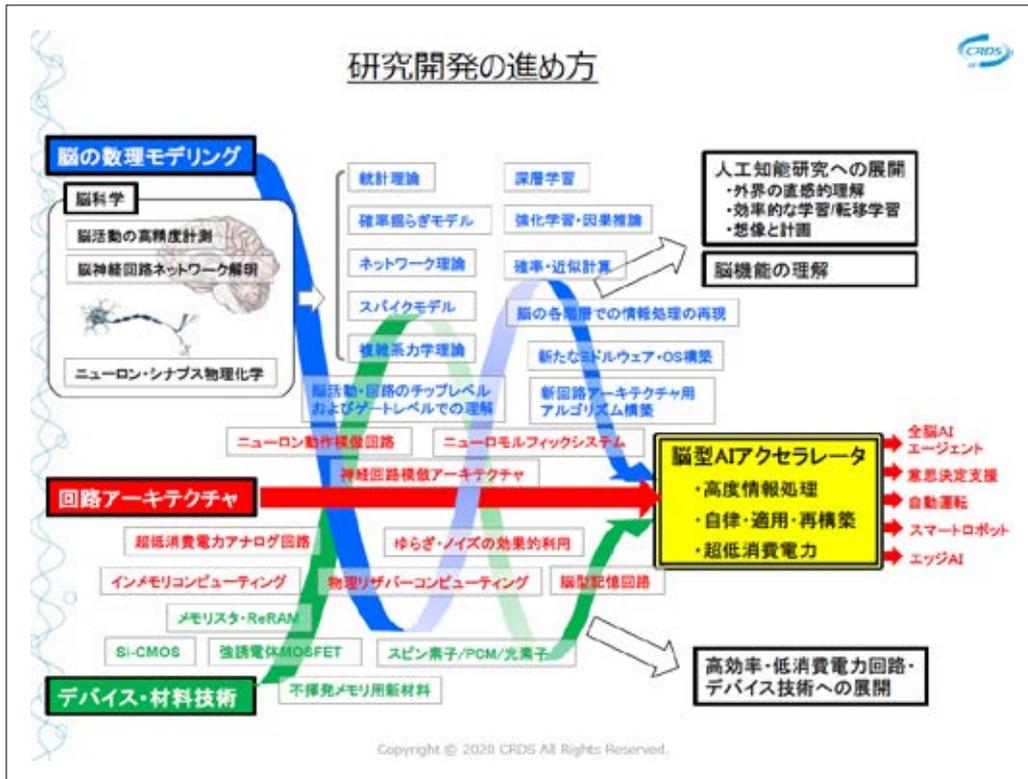


図1-7 研究開発の進め方

推進方法についてはまだ議論中であるが、大事と思われるものを幾つかピックアップして紹介する。まず、脳科学と情報科学との密な連携が必要であり、材料・デバイス関係のハードウェア開発のエコシステム（実際にチップを作製する上での仕組み）も重要と考えている。また、異分野の連携、および産業応用を見据えたコミュニティの形成も重要である。情報処理学会、人工知能学会、応用物理学会など関連する学会で新たなコミュニティの形成が必要と考えている。さらに、人材育成（特に若い人の人材育成）、海外との連携、などもこの研究を進めるには不可欠になると考えている。

## 2 | 高効率・高度情報処理に対する要求

### 2.1 人工知能技術開発のための高速計算基盤「ABCI」

小川 宏高（産業技術総合研究所）

我々は最新のコンピュータ技術による産学官にまたがる高速計算基盤「ABCI」（AI橋渡しクラウド：AI Bridging Cloud Infrastructure）を構築し、プロセッサレベルや計算システムレベルでの利用や、計算の方法論の研究開発としても利用できるサービスを提供している（図2-1-1）。今後も典型的な市販のGPUをベースとして高速計算インフラを構築し、我が国における産学官のそれぞれのプレーヤーもしくは産学官の連携によるAI研究開発を推進・加速するオープンイノベーションプラットフォームにしていきたい。利用者は、個別のGPUを個別の課題に使うこともでき、高い計算能力を活用したAI技術の研究開発・実証、社会実装の推進、AI技術の最重要課題への挑戦等の目的にも利用できる。

**AIST**  
世界最大級・超省電力・オープンAIインフラストラクチャ

- 経産省「人工知能に関するグローバル研究拠点整備事業」（H28二次補正）の一環として整備
- 我が国における産学官によるAI研究開発を加速するオープンイノベーションプラットフォーム
- 高い計算能力を活用したAI技術の研究開発・実証、社会実装の推進、AI分野の最重要課題への挑戦が目的
- 今年度末を目前に性能・容量を2倍に拡張予定（R1補正）、現在鋭意設計中

**2018年8月1日運用開始**

図2-1-1 高速計算基盤「ABCI」

このシステムは、2018年8月に運用を開始しており、運用開始から2年を越えて、300以上のグループ、プロジェクトで利用され、利用者数は2020年3月末時点で約1,700名である。プロジェクトで見ると、半数弱が産総研と産総研が行う共同研究に使われており、それ以外に外部の大学、企業、国研、財団等で利用されている。利用者数としては、8割から8割5分が外部の利用者となっている。AIスタートアップから中小企業、日本を代表する大企業にまで利用しており、大学、国研でも利用が進んでいる。利用分野としては、主要分野であるAIアルゴリズム、画像・動画認識、自然言語理解、創薬、医療、シミュレーションなどなじみのある分野がある一方で、ロングテールな個別の応用分野にも広がりを見せている（図2-1-2）。

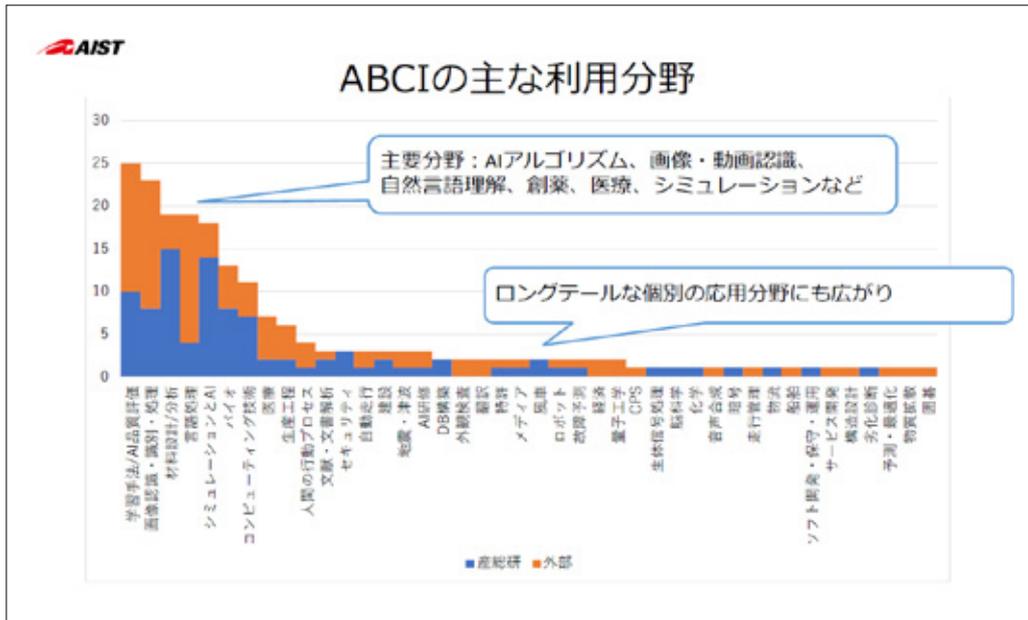


図2-1-2 「ABCI」の主な利用分野

ABCIのシステムの構成要素としては、図2-1-3に示すように2ソケットのXeonスケーラブルプロセッサのシステムに、NVIDIA Tesla V100というGPU 4基を搭載しており、それ以外に384GBのメモリなどを搭載している。サーバーは、細長いものを上下に重ね合わせた長い弁当箱のような形態をしたものになっている(図2-1-3右側)。これをビルディングブロック(計算ノード)として、一つのシャーシに計算ノードを2台入れ、一つのラックに17台のシャーシを収め、ABCIのシステムは32ラックを並べたものになっている。全体で1,088台の計算サーバー、4,382基のGPUがあり、2.3メガワットの電力を消費する巨大システムになっている。

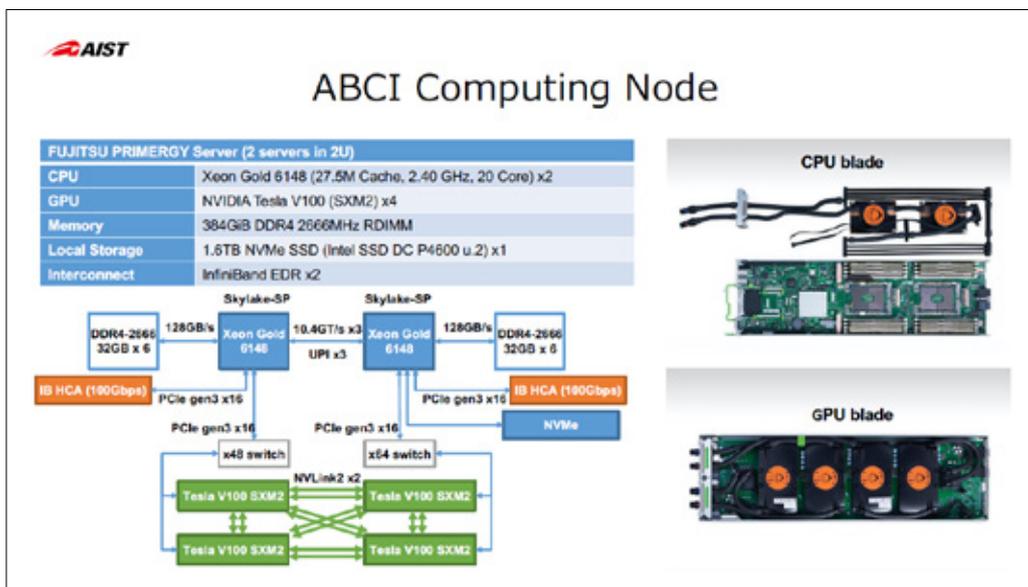


図2-1-3 「ABCI」構成

2  
高効率・高度情報処理に対する要求

システムを高効率に冷却することが課題の一つであったため、このシステムを東京大学柏木キャンパスに設置し、産総研柏センターとして整備してきた。冷却のポイントとしては、外部に冷却水を製造するパッシブ冷却塔を備えていることであり、この能力だけでシステム全体を冷却している。図2-1-4の右側に示すように、夏の高温多湿の季節であっても製造する水の温度の最大値は32℃であり、冷却水循環装置（CDU）を介した二次冷却水を使って計算サーバーを冷却する。冷却し切れなかったものは、ファンでホットアイルに放出され、コンテナの上部にあり同じ冷却水を使って冷却する簡易型の冷房機（ファンコイルユニット）で冷却する。このような冷却システムで、データセンター全体の消費電力をIT機器による消費電力で割ったPUEの値は年間平均で1.1を切るレベルになっている。すなわち、このシステムを利用するのに2.3メガワット使うが、冷却には最大で230キロワットしか使用しない。

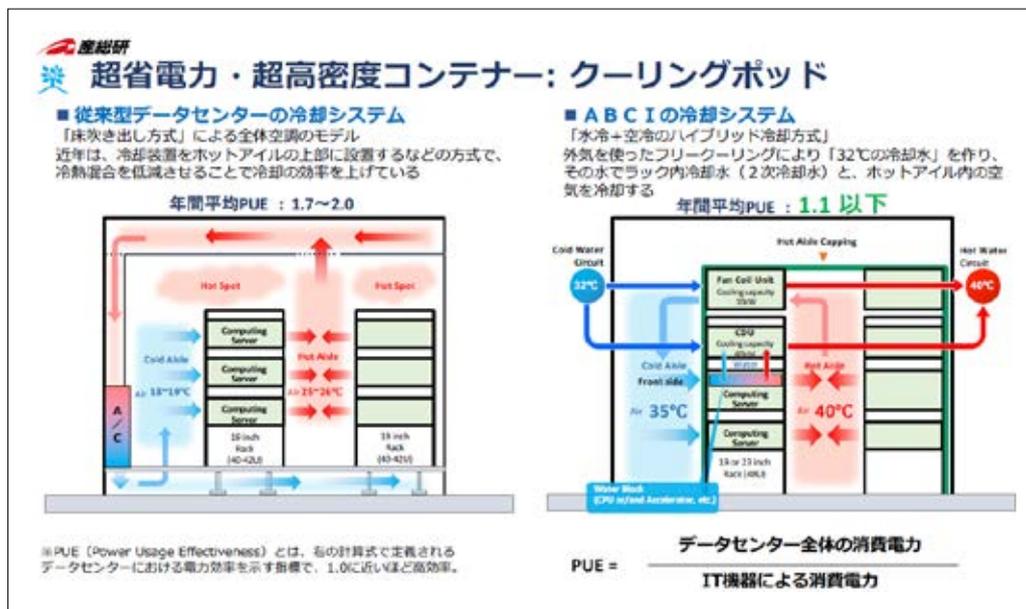


図2-1-4 「ABC I」冷却システム

このシステムは、人工知能技術の研究開発を始め、コンピュータ囲碁、圍場に現れる害獣の検出など個別のフィールド向けのアプリケーション、新型コロナウイルス対策、など様々なことに利用されているが、ABC I独自の活動として、MLPerf Trainingなど現実的な問題設定をした大規模なベンチマーク性能評価を行っている。MLPerf Training benchmarksは、データセットをもとに機械学習を行って、Quality Targetを達成するモデルを学習するというベンチマークである。スパコンの評価に用いられるTOP500やHPCGと比較すると、はるかに現実的な問題設定がなされている。例えば、開始時点で挙げたデータセットは、外部のファイルシステム上に指定された形式で格納された状態で開始する、というレギュレーションがあり、計算性能だけでなく、並列化効率、ストレージI/O、ネットワーク性能が総合的に問われるものである。

一番有名なのは、イメージネットを使った画像の分類タスクである（図2-1-5）。2015年に出されたときにはGPUサーバーで29時間程度かかった。その後、グーグルやフェイスブック、プリファードネットワークス、テンセントなどが高速化に挑んでいる。2019年7月時点ではABC Iで記録した70秒が最速の記録をつくった。しかし、1年後にはグーグルがこの記録を更新してトップになっている。

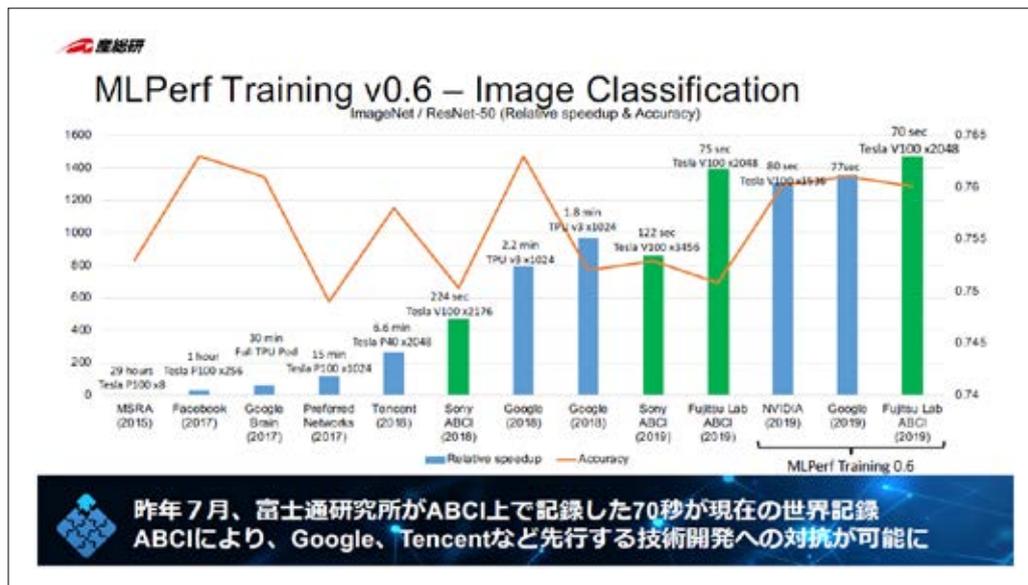


図2-1-5 「ABCI」性能評価例

MLPerf Trainingよりもさらに大規模な機械学習の科学応用のベンチマークが企画されている。イメージネットの場合は、トレーニングに使用するデータは100ギガバイト程度であったが、その何十倍も大きい。例えば、CosmoFlowでは5.1テラバイトのデータを使い、DeepCAMでは8.8テラバイトのデータを使用する。CosmoFlowは、宇宙空間に分布する暗黒物質の3次元シミュレーション結果から、宇宙論的パラメータ4つを予測する機械学習モデルをトレーニングする。それぞれ論文が国際会議SC18で発表され、リファレンスコードが公開されている。DeepCAMは、地球規模の気候予測シミュレーションデータの中から、異常気象現象を特定する機械学習モデルをトレーニングするものである。これは一昨年ゴードンベル賞を獲得したローレンスバークレーの論文をもとにしたベンチマークになっており、コード自体も公開されている。この結果はASCで公表されており、我々のシステムは、他のGPUシステムに対して、CosmoFlowでは20倍、DeepCAMでは12倍以上の高速処理を達成している。これは、ABCIが多数のGPUを備えるシステムというだけでなく、GPUの処理性能に見合ったかなりリッチなファイルI/Oとネットワーク性能を備えるシステムとして設計されていることと、このシステム設計上の利点とMLPerf Trainingなど大規模実行の技術的知見を生かして他社に先駆けて大規模実行を実現できたことによる。特に、DeepCAMでは、2つのグループしか応募していない。理由は、実行時間そのものが長く、また実際に大規模に実行すること自体が困難な課題だったためと推定される。

ABCIは、今年度末を目処にアップグレードを予定している。現在のシステムは、ボルダーベースのサーバーであるが、次期サーバーは、NVIDIA A100という最新のGPUを搭載した計算ノード120のものを追加投入することになる。従来システムとABCI 2.0は同じデータセンターの中で稼働させることになるが、FP64、FP32、FP16等で高性能な計算ができるシステムとなり、パフォーマンスのスケールアップとして1.5倍から3倍へ拡充される予定である。

**【質疑応答】**

Q：次期ABC1 2.0に対しては、高性能なGPUを使っていくという形になっているが、さらに次はどうなるのか。GPUの性能向上だけでよいか。2.3メガワットという非常に大きい消費電力に対する対策は考えられているか。

A：ABC1は、人工知能技術の研究開発や橋渡しのためのシステムとして、デファクトのチップやソフトウェアを提供することにフォーカスしている。この結果として、ユーザーベース、利用量ともに右肩上がりになっており、産総研のような公的機関が運用するシステムとしては一定の成功をおさめた。また、積和演算を主体としたディープラーニングにおいては、現時点で高性能GPUが最も電力効率の良いオプションの一つであり、今後もGPUをベンチマークとしてシステム設計を行うことになるだろう。加えて電力効率の高い高性能チップを集約する場合には、データセンターやクラウドに集約することが冷却の点でもスケールメリットの点でも経済性が高い。2.3メガワットは、こうした集約度のメトリックではない。一方、当然ながらシステムのキャパシティはデータセンターの物理的限界に依存しており、これを産総研のような公的機関で運用し続けていくことは困難だと思っている。例えば5年後を考えると、定期的なシステムのアップデートが必要で、民間のデータセンター事業者などに事業として移管していくなど、事業化と公的機関としての研究開発インフラ運用の両方を考えながら、スパイラル的に進めていかなければならない。そのように考えると、プロダクションレベルの大規模なシステムではなく、もう少しリサーチにフォーカスし、省電力に特化した小規模システムを導入するということは、当然考えなければいけない。

Q：2メガワット近く消費して、学習が速いとは言えないソフトウェアが本当の人工知能に近づくためには、大きく改良しなくてはならない。電力を下げることと、速くすることは、ある意味では同じことだが、現在のターゲットとして、まずどちらだと考えるか。

A：今はまだ全く効率よく解けていない問題が現状のインフラストラクチャーの中でもたくさんある。そもそも解けない問題もある。そういうものを改善していくソフトウェア開発を支援するインフラストラクチャーとしては、現状の電力性能を維持しつつ、基盤を提供していくことが一定程度必要と考える。一方で、需要が高まることを考えると、当然その電力のキャップのほうが早く来るので、小さい電力で多くの計算ができるシステムを進めていくことになると思う。

C：データセンター屋ではない立場でのコメントとしては、2メガワットを消費したらロボットには積めない。逆に積めるようなもので、同じことができるものが欲しい。

Q：DeepCAMは地球上の様々な気候データをベースに、AI、深層学習を使っているとのことだが、具体的にはどのような作業か。

A：シミュレーションを行ったデータとAIを組み合わせ、将来的にはシミュレーションのコストを抑えていくというアプリケーションである。ベンチマークでは、このトレーニングとは別の計算機で気候シミュレーションを行っており、その結果だけをコンテストの応募者に配布する。例えば、温度、湿度、風速といった世界中の各点におけるその時点でのシミュレーション結果のデータが得られており、例えばこの部分で台風が発生しているといったイベントを検出するディープラーニングモデルを学習するものである。

## 2.2 リザーバー・コンピューティングとエッジAIへの応用

山根 敏志 (日本IBM)

最初に、これまでの脳型のコンピューティングの代表的な例と現実の脳とのギャップという観点について述べる。図2-2-1の左に示したように、2011年、それまでの自然言語処理技術を集大成して、IBMの質問応答システム「Watson」が当時の全米クイズチャンピオンを打ち負かすという画期的な出来事があった。しかし、このシステムは15テラバイトのメモリや2,800個以上のプロセッサを用い、その消費電力は200キロワットであった。また、グーグルのAlphaGoが、囲碁の世界チャンピオンに勝つという事例があったが、これもWatsonのように大量のCPUやGPUを使用し、消費電力も100キロワット以上であった。一方で、人間の脳は、1,000億個のニューロン、100兆のシナプスという莫大なリソースを持っているが、消費電力は僅か20ワットであり、容量は1リットル程度である。これから、従来のCMOS技術によるコンピューティングと現実の脳との間には、大きなギャップがあることがわかる。

そこで、このギャップを埋めることを目標に、脳の特徴を取り入れたニューロモルフィックコンピューティングの研究が行われている(図2-2-1参照)。例えばIBM社では図2-1の中ほどに示したように、2014年にデジタルCMOSベースではあるが、TrueNorthと呼ばれるニューロモルフィックチップを開発した。このニューロモルフィックチップはクロスバーメモリの上に計算とシナプスが一体化されて、コア当たり100万個ニューロンを集積化した。

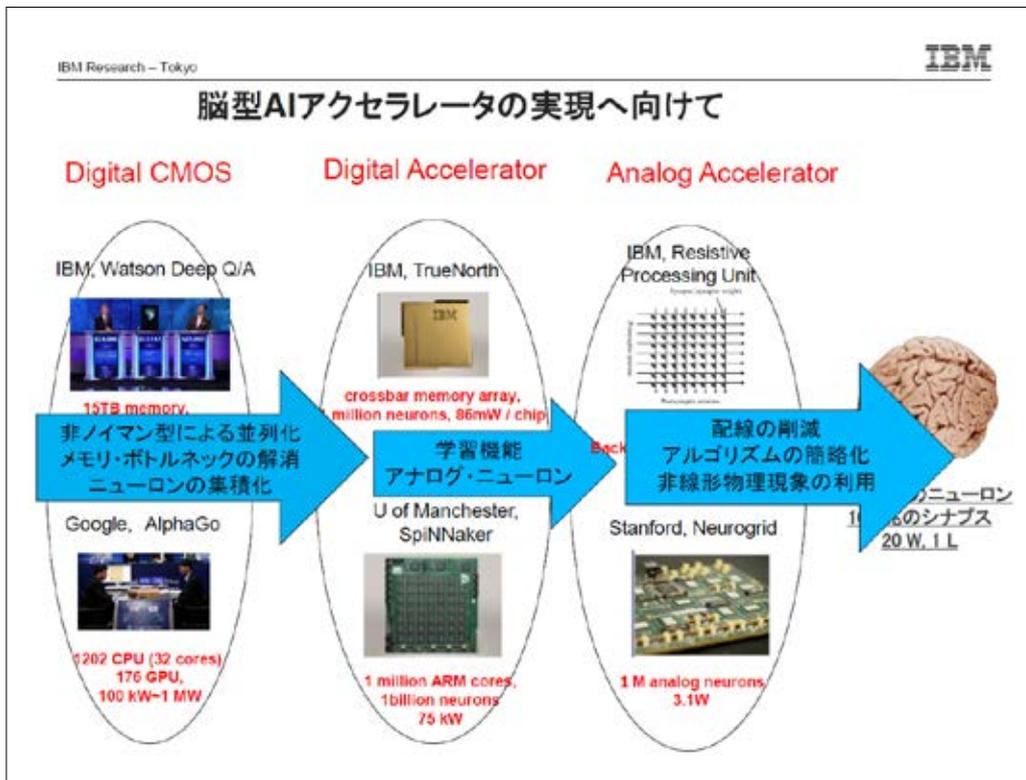


図 2-2-1 脳型AIアクセラレータ実現に向けて

しかし、これらのアーキテクチャーは、脳の最大の特徴である学習機能を持たないため、それを克服するために、アナログ回路によってデバイスそのものに学習機能を持たせる試みも行われている。例えば、IBM社では、抵抗変化メモリをシナプスの可塑性に見立てたプロセッシングユニットを開発中である。またアナログ実装としては、ニューロアナログ回路で実装したニューログリッドというものがあり、大規模な脳のダイナミクスシミュレーションに用いられている。さらに現実の脳に近づけるために、我々は脳の持つ莫大なインターコネク（相互接続）機能に注目している。脳は1ニューロン当たり1,000以上のシナプス結合を持ち、この莫大なインターコネクが脳の重要な機能を支えている。一方で、現在のプロセッサのハードウェアでは、配線の複雑さと微細化限界がボトルネックになると考えており、非線形物理のダイナミクスの利用によって、インターコネクの問題にアプローチしたいと考えている。

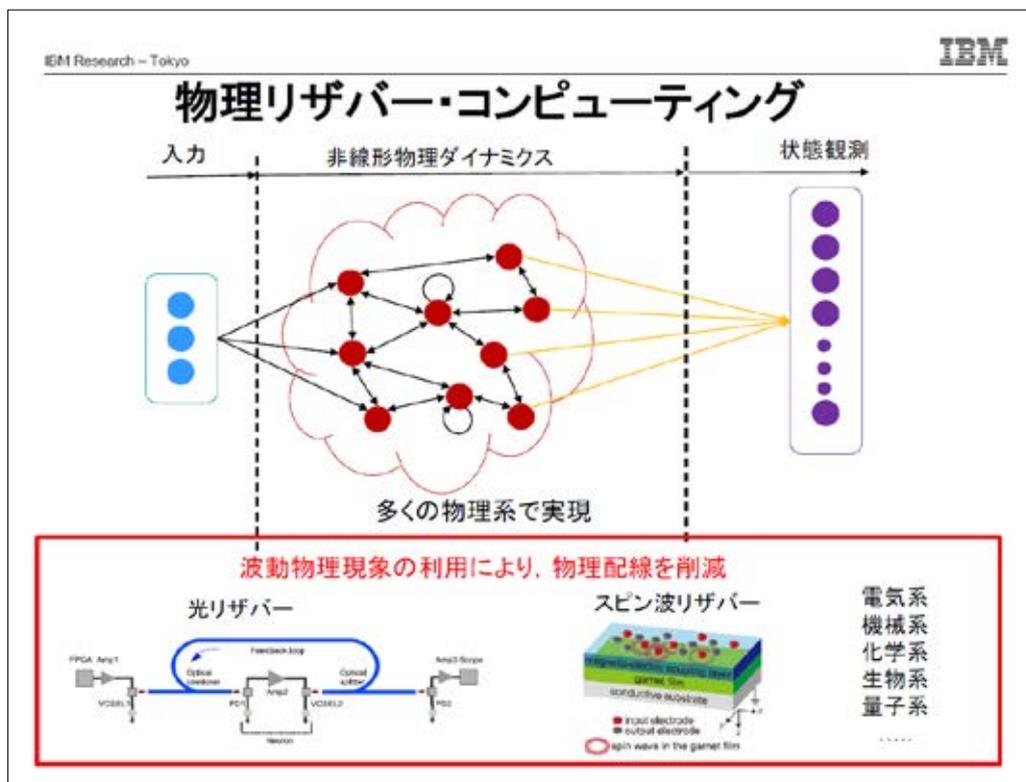


図2-2-2 物理リザーバー・コンピューティング

この考え方に沿って我々が注目しているのは、図2-2-2に示すリザーバー・コンピューティングと呼ばれるニューラルネットワークである。これは再帰的ニューラルネットワークの一種で、3つの層（入力層、リザーバー層、リードアウト層）を有する。リザーバー層は再帰的にランダム、スパースに固定されており、学習はリードアウト層のところだけで行われることを特徴とする。従って、学習自体が深層学習に比べれば簡単であり、かつメモリ容量は少なく済むので、学習コストが非常に小さく、低消費電力での操作が可能である。また機能的にはリザーバーはランダムなネットワークであり、線形分離不能のパターンを高次元特徴量空間への写像埋め込みによって、線形分離可能にするという機能を有している。さらに、リザーバー・コンピューティングが入力

2 高効率・高度情報処理に対する要求

層とリザバー層とリードアウト層に分離している点に着目すると、リザバー部を物理系で構成して、リードアウト層の操作を物理系の状態観測というように読み替えることができる。特に我々のグループでは、図2-2-2の下部に示す光とスピン波における波動物理現象を利用した物理リザバーコンピューティングデバイスを開発している。光リザバーは、面発光レーザー、電気的なアンプと、光ファイバーによる遅延フィードバックループで構成する。この光リザバーでは、ニューロンの非線形性を、アンプの非線形性によって実現する。さらに遅延フィードバックの存在によって、系の挙動が複雑化し、それをリザバーとして使うことができる。状態観測は、遅延フィードバックループ上に設けた複数の観測点を仮想的なニューロンと見なして、そこからの読み出し信号を後段の適応線形フィルターで処理する。スピン波リザバーは、磁気／電気の変換層、強磁性体ガーネット薄膜層、および導電性基板の3層構造になっており、電気的入力信号が磁気信号に変換され、強磁性体層にスピン波を発生し、そのスピン波を逆にまた変換層で観測して電気信号に変換して、外部のリードアウト層で適応信号処理を行うという仕組みになっている。これらの波動物理リザバー・コンピューティングでは、波の相互作用を用いているため、物理的な配線で情報をやりとりする必要がないため、物理配線の削減に貢献可能である。さらに、光やスピンの特徴である高速性、低消費電力性を十分に生かすことで、新しい機械学習デバイスというのを構築できると考えている。物理リザバーとしては、その他にも電気系、機械系、化学系、生物系、量子系というほとんど全ての物理・化学分野において、その非線形現象を計算資源として利用するアプローチが試みられている。

次に、図2-2-3を用いてリザバー・コンピューティングの産業応用について考えてみたい。ITインフラはクラウド／データセンター、ネットワーク、エッジという3つの柱からなるが、近年ではIoT社会の進展に伴っ

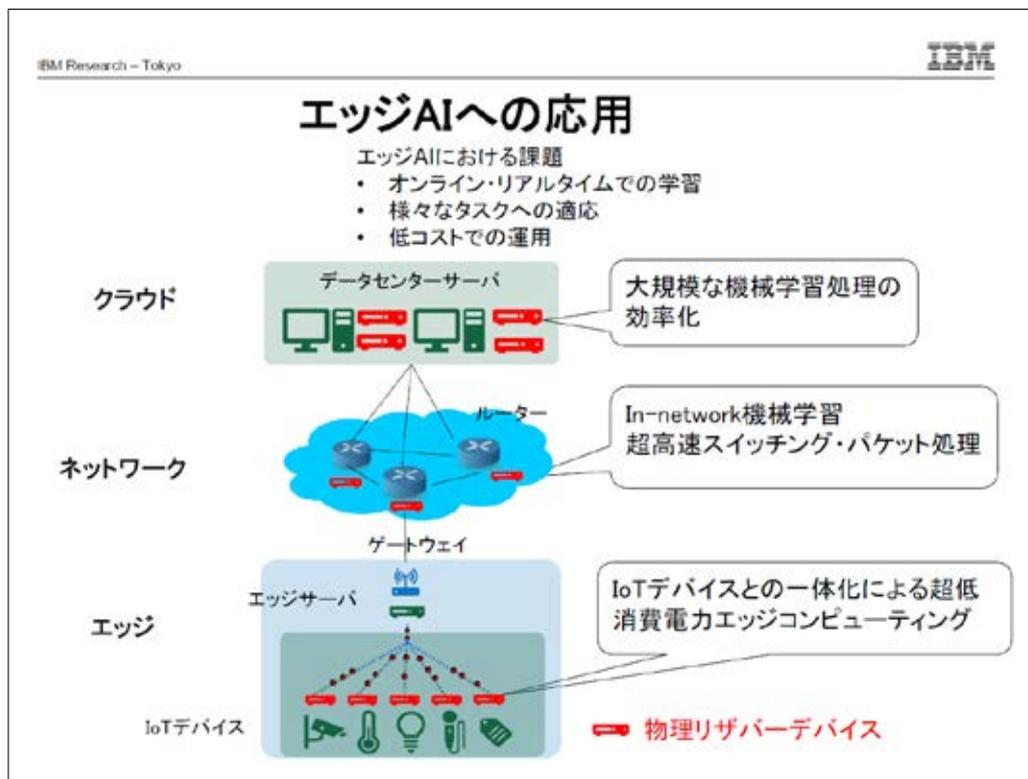


図2-2-3 エッジAIへの応用



**【質疑応答】**

- Q：現在のAIには課題が多いが、今後の一層の発展のためには、消費電力を1000倍または1万倍小さくするか、計算力を今のクラウドより1万倍程度速くするか、という2つの方向性がある。リザーバー・コンピューティングはどちらを狙っているのか。
- A：我々は主にエッジAIでの応用を念頭に置いており、とにかく低消費電力で動作させることを目標としている。最新の深層学習では、人間の能力を超えるような性能を一部のタスクでは出しているが、エッジ応用では、そちらの方向ではなく、むしろ少し性能は劣ってもいいから、超低消費電力で動かすという方向を目指していく。
- Q：物理リザーバー・コンピューティングというのは、基本的にはアナログコンピューティングの導入と考えてよいか。
- A：その通りである。
- Q：それをやることで、例えば今後15年で1万倍の電力低減は可能か。
- A：リザーバーの部分は、特にスピン波であれば1000分の1の電力低減が目指せるとは思うが、あくまでそれはリザーバーのコアの部分であって、その後段のところではデジタルの適応信号処理がある場合、そこではそれなりの消費電力が必要となる。ただし、リードアウト層では線形の適応信号処理の成熟した技術が使えるので、GPUと比較すれば消費電力は抑えられると期待している。
- Q：物理リザーバーは非常に面白いと思っているが、持ち歩いたりした場合に温度とか磁場とかに対するロバスト性は保証されるか。今の様々なAIアプリケーションは、どこかで事前トレーニングしたネットワークをコピーしてきて追加でトレーニングを行うことが一般的だが、物理リザーバーの場合にコピーはどのくらいできるのか。
- A：使っている物理コンポーネントは市販のものであり、光リザーバーに関しては特別なコンポーネントというのは使っていないので、温度耐性の問題はない。また、リードアウトの部分が完全分離しているので、オンサイトで再学習することでデバイスの劣化にもある程度は柔軟に対応できると考える。コピーの件については、通常のCMOSデバイスでは製品ごとのばらつきが問題になり、同じものを完全に作ることで自体が一つの課題である。しかし、リザーバーに関しては後段のフィルターのところで修正がある程度可能であり、完全なコピーができなくても、ばらつきにある程度対応できるということがエッジ向きと考えている。
- Q：エッジコンピューティングに使う場合に、どういう応用や機能があるのか。予測はできると考えるが、どういう応用を考えているのか。
- A：実際にシミュレーションで進めている例として、ネットワークトラフィックを観測して、どういうアプリケーションで利用しているかを判別するというタスクを検討している。アプリケーションによって、リソースの割当てを変えたりすることができる。5Gが商用化され、アプリケーション毎に動的にリソースを振り分ける機能が目玉の一つになっているので、そのようなところにリザーバーを使うことを期待している。
- Q：トラフィックを見ると何が分かるのか。
- A：トラフィックから特徴量を抽出すると、例えばこれはe-mailだとか、これはユーチューブのビデオストリーミングだとかが推定できる。また、エッジ側で情報圧縮し、それをネットワークに伝えて、クラウド側でのリードアウトによって元の情報に戻すといった使い方、あるいはM2Mネットワークで異常検出を行うなどの応用が考えられる。

- Q：リザバーには、様々な物理系が適用できるとのことだが、応用にもよるが、フィギュアオブメリットは定義できるか。例えば、それは非線形性の度合い（べき乗、エクスポネンシャルなど）によるのか。またリザバー・コンピューティングのシステムでは多入力、多出力が必要と理解したが、リザバーの物理系にどのような性能、機能を持ってきたらよりよいリザバーになるのか。そのクライテリアは何か。
- A：リザバーでは、非線形のダイナミクスが発生しており、いくつかのコントロールパラメーターを持っている。そのコントロールパラメーターの操作により非線形系の挙動が大きく変わる。それによって系の挙動を変えられるというのが1つ要件である。光リザバーの場合は、アンプのゲインを調整したり、フィードバックグループの長さを調整したりすることで、系の挙動をチューニングすることができる。スピンのリザバーでは、例えばスピン波の反射率を変えると系の複雑さが変わってくる。リザバー本体では学習は必要ないが、系のチューニングが代わりに必要であり、うまい動作ポイントを見つけないとリザバーとして機能しない。一般的に、コントロールパラメーターは複数存在する。
- Q：エッジ応用はオンサイトで利用することを狙っていると思うが、オンサイトでの学習では教師信号としてはどのようなものと考えているのか。教師なし学習はできると思うが、一般的なタスクを考えたときに、どの程度教師信号を与えていくか。
- A：この点はIoTの事業者やテレコム事業者の案件次第になってくると思う。ネットワークやエッジの場合は、事業の内容は非常に速いスピードで変わるので、データがあまり確保できず、スモールデータのケースがあると考えられる。しかし、学習のところは非常に簡略化しているので、対応できると考えている。
- Q：教師ラベルは、クラウド側で付けて配信するという考えか。
- A：そういうケースもありえる。それぞれの事業者が自分のところで抱えているデータなどにラベルを付けるケースもあると考える。
- Q：エッジ側で獲得するデータを使って学習するときのラベルは何か。また、どうやってラベルをつけるのか。
- A：事業者に正解つきのデータをある程度提供してもらおうという方式が考えられる。
- Q：リザバー・コンピューティングの研究は自分の研究室でも行っている。昨今、デバイス材料系で様々なデバイスを使ってやっているという状況だが、それぞれの研究者が自分の手持ちの技術を使ってリザバーに応用したという話が多く、応用に対して最適なりザバー、物理系を使っているかは疑問である。スピン波リザバーをIoTに使う場合、磁気的な物理現象は動作が非常に速く（ギガヘルツオーダー）、それを制御する高速な回路を作るという難しい課題がある。スピン波リザバーというのを、どういう周波数帯域で動かそうとしているのか。IoTの応用に本当に適しているのか。
- A：スピン波リザバー自体は、100メガヘルツから数十ギガヘルツ帯で動作するので、そのスピードに合わせて、入力の多重化や、マスキング処理をする必要がある。
- Q：リザバーの部分が超低消費電力であっても、その前後で結構な電力を消費することが起こりえる。全体として設計が難しいと考えるがどうか。
- A：特にADCとかDACとかを使うと、そちらの消費電力が主になることはありえる。光リザバーの場合は、なるべく後段の処理まで光で処理する。また、O-E-Oの変換をなるべく減らすために、半導体光増幅器（SOA）や光増幅器を使うなどの工夫はしていく必要がある。

## 2.3 予測誤差最小化モデルを基盤としたロボット動作学習

尾形 哲也（早稲田大学／産業技術総合研究所）

私はこれまでロボット、人工知能、発達神経科学に関わってきたが、デバイスとしての脳型AIアクセラレータに対してはユーザーという位置づけになる。今回のトピックの一つである「脳」については、脳を含めた身体との関係として私自身の研究を紹介していきたい。ディープラーニングは、画像、音声、自然言語などの様々な対象について、サイバー空間で圧倒的な能力を示しており、一部は人間を凌駕している。一方、これを実世界で使おうという研究は、現状では困難な状況にある。逆に言うと、実世界で動くということが、次の人工知能を考えると極めて重要になると考えており、そのような視点から、ロボットを実世界で知能を発揮するものとして捉えていきたい。

現在、ロボットに対するディープラーニングの応用が、様々なアプローチで盛んに進められている。一番素朴なアプローチは、ディープラーニングが得意とするパターン認識を用いて、人間が作った精緻な物理モデルに対しセンサーで得た環境情報をあてはめ、状態を推定するというものである。これによってロボットの認識能力は確かに向上するが、柔軟物の把持や流体の操作など、そもそも物理モデルの設計が困難なものが多く存在する。



図2-3-1 深層予測学習によるタオルたたみのデモンストレーション

最近注目されているアプローチが、深層強化学習を用いるものであり、センサー値と与えられた行動の組の報酬値を予測し、報酬値の最大化を目指すことでモデルフリーな学習を実現するものである。米国を中心に多くに研究が行われているが、問題は、膨大な学習、試行、探索が必要であり、ほとんどがシミュレーション上の研究である。

もう一つが、私が手掛けている深層予測学習というものである。現在のセンサー値と動作から、近未来の

センサー値と動作を予測し、その誤差を最小にするような動作をリアルタイムに生成する。これにより、実世界でのタオル畳みや、ドア開け、粉体や液体の計量など、従来のロボットでは困難だったタスクを実現できるようになった（図2-3-1）。このアプローチは様々な企業との共同研究段階に入っている。

ロボットの機械学習では、学習するときはABCIのようなクラウド上の強力な計算機的能力を活用できるが、実際に動かすときにはエッジでのコンピューティングが必要になる。エッジでの処理には、例えばNVIDIA Jetsonを用いている。エッジ側で従来のCPUを使うと30分程度でバッテリーが切れてしまうが、Jetsonを用いると数時間の動作が可能となる。このようにエッジでの計算処理の低消費電力化が進展している。

将来の展望として、複数のロボットが実世界におけるインタラクション（能動的な動作の経験）のデータを収集し、それをクラウドで集約して学習して、学習結果を再配布する、といったループの枠組みができ上がってくると考えている（図2-3-2）。



図2-3-2 エッジでのデータ収集とクラウドでの学習のイメージ

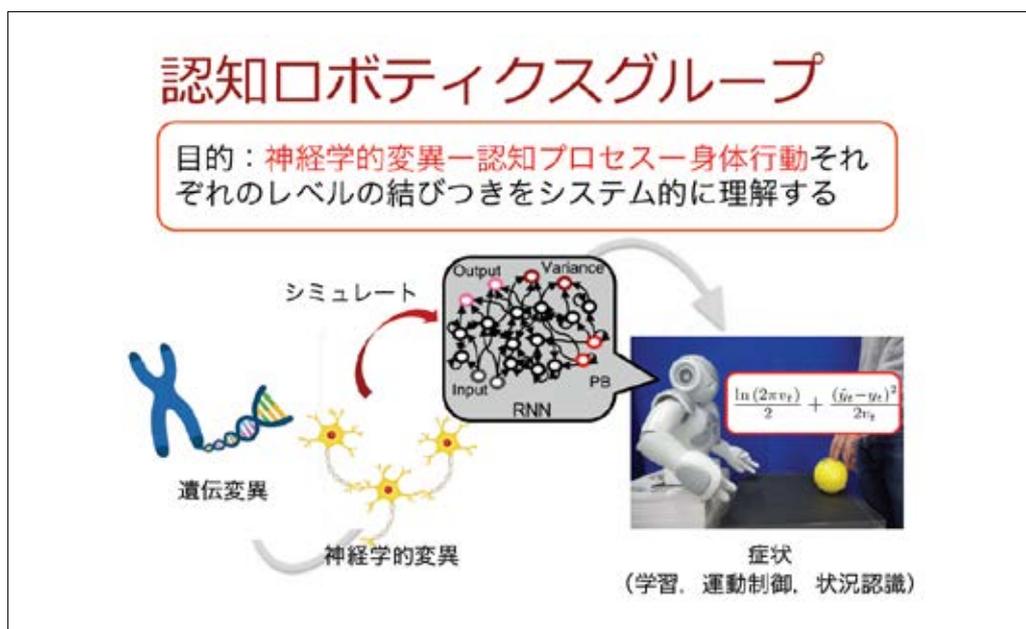


図2-3-3 認知ロボティクス研究

ディープラーニングは人間が理解不可能なブラックボックスとして認識せざるをえない部分があり、それが優れたパフォーマンスを発揮する重要なポイントである。しかしそのため、厳密には何をしでかすか予測できない。この問題に対処するためには、外部のシステムによりロボットの行動に抑制をかけたり、ディープラーニングのメカニズム（獲得する潜在空間など）を理解したりすることが必要になってくる。

私自身は、これらのアプローチに加え、身体経験をベースとした学習（身体知）など、人間の脳を意識した知能の理解が重要な要素になると考えており、これまで、大阪大学の浅田稔教授、東京大学の國吉康夫教授が提唱している、「認知発達ロボティクス」研究をベースとして、深層学習とロボットの関係を考えてきた（図2-3-3）。神経回路が持つ機能を、ロボットという実世界の身体と繋げ、人間の発達や学習プロセスとメタなレベルで共有し、理解しようとする考え方である。



図2-3-4 深層予測学習と自由エネルギー原理

例えば、我々が、ロボットの学習として着目している予測学習は、図2-3-4に示すような自由エネルギー原理の考え方を基礎としている。予測学習では、自分の行為によって生じる予測誤差を最小化するのだが、それには予測のモデルの学習を行うだけでは不十分である。なぜならあらゆる状況に対応できる「最適なモデル」の学習は、実世界で動くシステムでは不可能と考えるからである。常に不可避に生じる予測誤差に対して、実時間で行動を変えたり、自分がもともと前提としていた世界に対する認識バイアスを変えたりすることで、予測誤差を最小化しようとする刹那的なプロセスが重要となる。この時、エッジ側での実時間性計算能力が非常に重要となる。

これらの知見をもとに、神経発達障害のモデルロボットを用いた研究を行っている。例えば、ニューロンにおける興奮性と抑制性のバランスが欠けた場合、学習自体がうまくいっても生成される行動に異常が生じうることを明らかにし、国立精神・神経医療研究センターと共同で、精神医学系の国際ジャーナルで発表（&プレスリリース）を行った（図2-3-5）。

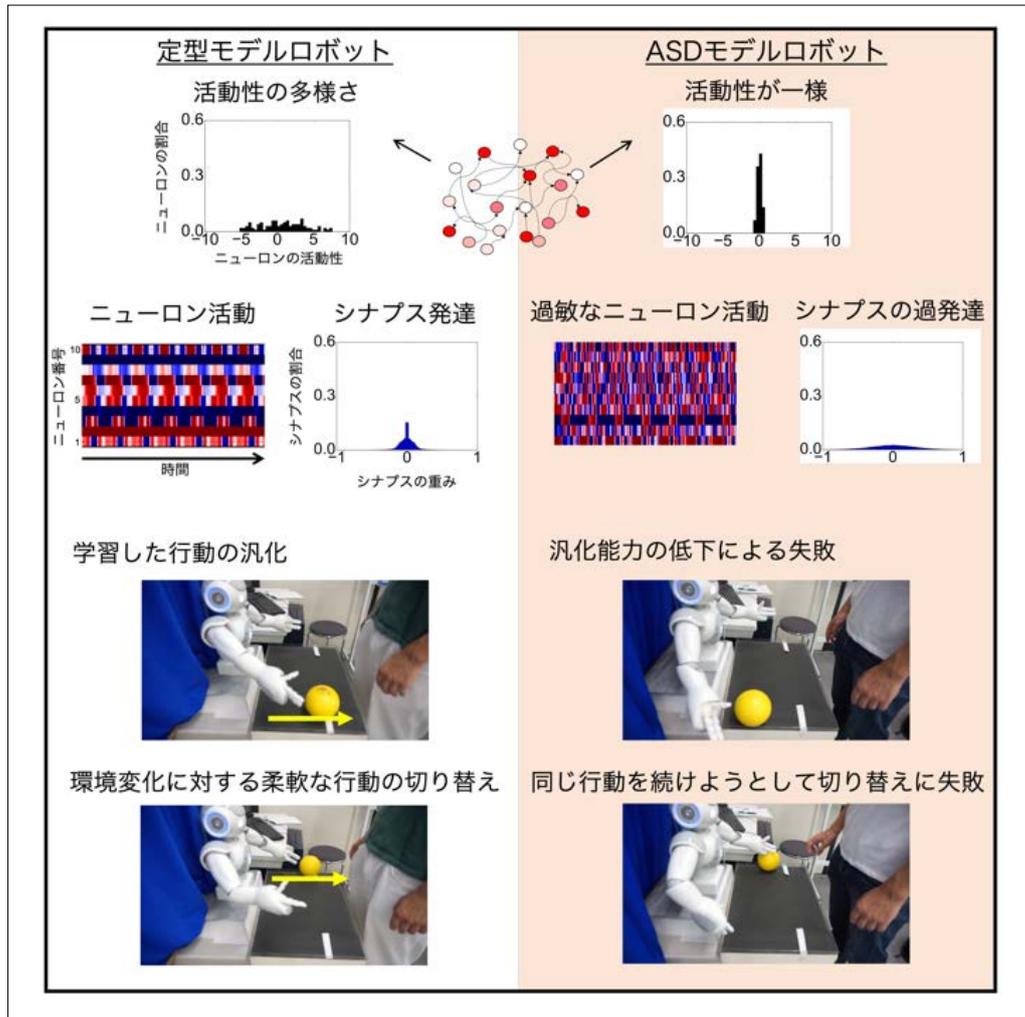


図2-3-5 ロボットを用いた神経発達障害での認知行動異常モデルの研究

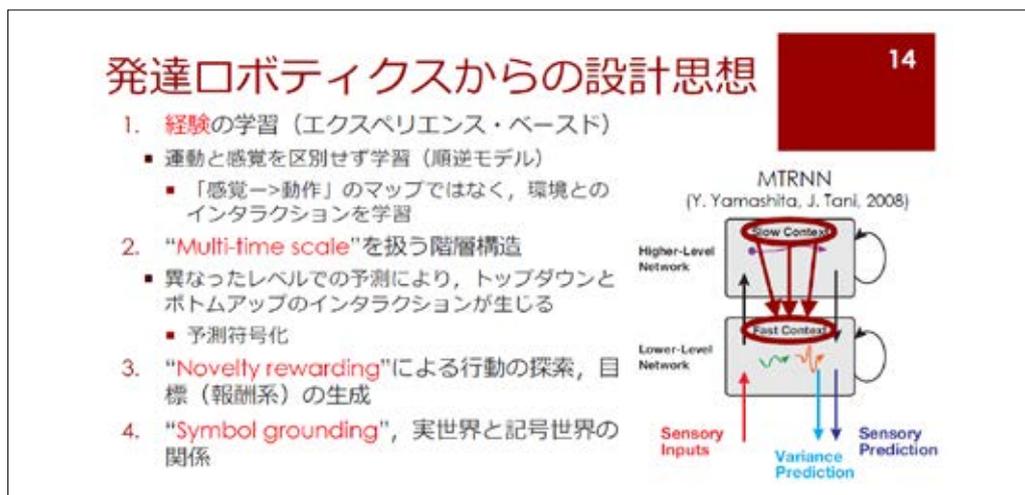


図2-3-6 発達ロボティクスからの設計思想

図2-3-6に示すように、脳や身体といったところの関係から、様々なメタなコンセプトを得つつ、発達ロボティクス研究を進めている。つまり、学習というのは、単に入力から出力へのマップではなく、身体と環境とのダイナミックなインタラクションとして、全体のシーケンスとして学習されるべきものということである。そして、そこには扱う時間スケールの違いから、ボトムアップとトップダウンという階層構造が出てくる。さらに新規性への興味（探索）、実世界と繋がるシンボルとはどんなものなのだろうかなど、様々な興味が広がっていく。ディープラーニングのモデルを盲目的にただ沢山試して性能を出す、ということではなく、人間を知ることによって得られた知見をこのようなモデル設計の指針にして研究を進めていきたい。

究極の夢は、汎用性の高いロボットをつくることである。これまでばらばらであった様々なデバイスが統合されてスマートフォンになったように、恐らくロボットも汎用性の高いシステムになっていくと考える。そのときに、まさに人間と同様に学習できるコンピューターのデバイスや、身体を含めた構造、などが重要になってくるだろう。現在ではかなり難しい課題ではあるが、これに向かっていけたらよいと思っている。

### 【質疑応答】

- Q：興奮性、抑制性のバランスが崩れたときに、認知異常、行動異常モデルができることだが、このバランスと学習能力との関係はどうか。
- A：普通は自閉傾向だと興奮性の方が強いと言われているが、我々のモデルは、興奮性、抑制性いずれが強くても類似した行動傾向が現れる。バランスを欠いたことにより過学習傾向になっているのではと考えている。
- Q：ロボットが家事手伝いといった様々なタスクに対応できるようになるには、シンボルグラウンディングの問題やフレーム問題といった人工知能の根本的な問題を解決する必要があると思うが、この辺りに関して知見はあるか。
- A：自然言語について、大量のコーパスからディープラーニングで学習すると、それなりに翻訳等是可以するが、目の前で見ているものを説明するであるとか、説明された言葉に対して、自分の行動に変換するといったことは難しい。我々は、言語系と運動感覚系を1つの大きなマルチモーダルなシステムとして捉えるというアプローチで研究をしている。現在は、言語は実世界のコンテキストに強く依存する、という立場で研究しており、実世界から離れたような形式知としてのシンボルを手に入れるには、まだ距離があると感じている。
- Q：究極的なシンボルとは、距離があるのはわかるが、家事手伝いのロボットが、家庭内のいろんな物体に対してシンボルグラウンディングができるといったところから進めていくことが、できるのではないか。
- A：まさに指摘のとおりである。身体を基盤とした認知といった「内観」の中で構造化していくことを考えている。この中でメタラーニング的な知識の転用といったこともテーマに入ってくる。液体や粉を扱うといったところから、少しずつ言語などへ応用範囲を広げていこうとしている。
- Q：脳は、入力があって出力があるようなオープンループの状態と、実世界と相互作用しながら活動しているようなクローズループの状態では、活動が異なっている。ロボットのトレーニングについても、入出力だけのオープンループの状態で行うトレーニングと、実世界の中で行動を通じたトレーニングでは異なると思うが、シミュレーション環境においても実世界に近づけるようなトレーニング方法はあるのだろうか。
- A：入力と出力について述べると、感覚入力から運動が出力されてくるという側面と、自分がやった行為によって入力が変わるという側面という両方が実世界のインタラクションでは重要であり、ロボットで

はこの両方を考えるべきだと考えている。シミュレーションの中では物体同士の接触や摩擦、変形といったものの再現が難しいため、今は実世界での学習にこだわっている。移動ロボットや自動運転などは、シミュレーターでもうまく学習できると考えているが、マニピュレーションやハンドリングについては、実世界の経験をうまく利用して学習する方が早いと考えている。

Q：予測モデルとかをつくるときに、何を予測するかというのが問題になると思うが、例えば柔軟物といったものはとらえどころがないように思われる。そのような場合、画像そのものを予測することになるのか。また、タオルの角のような特徴量は、ネットワークのどこかに学習されているのか。

A：タオルをたたくロボットは、基本的には画像（とロボット関節角度）で学習をしており、タオルの角のような情報もネットワークの中に自己組織化されていると考えている。しかし力覚（トルク）や触覚を含めるとさらに学習能力が向上する。バーチャルの世界で学習させたモデルについても、セマンティックなイメージやデプスイメージを学習させてほうが、学習能力が向上する場合がある。タスクに強く関連する情報を可能な限り多く学習に利用することが、有効だと考えている。

Q：スマートロボットを実現しようとする場合、プロセッサの低消費電力化が重要だと思われるが、今のGPU等に比べて、どの程度の低消費電力化が求められるか。

A：下がれば下がるほどうれしいとしか言いようがない。今のやり方は、オンラインで学習をするわけではないので、あまり計算を高速にする必要はないが、今後、様々なタスクに対応できるようアクチュエーションによりパワーを割く必要が出てくる可能性もあり、プロセッサにはあまり電力を割きたくはない。NVIDIAなどは、毎年バージョンアップするたびに消費電力を下げた商品を発表しており、今後もさらなる低消費電力化に期待したい。

# 3 高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理学の研究動向

## 3.1 情報処理の活用に向けた脳科学分野の進展

豊泉 太郎 (理化学研究所)

計算神経科学の立場から話題を提供する。この話題はニューロモルフィックコンピューテーションに資するのではないかと考えている。一つ目のトピックは、生物学的に妥当な独立成分分析学習則についてである。ニューラルネットワークの情報伝達を高めるようなシナプス学習則、すなわち入力側ニューロンの情報を出力側ニューロンによりよく伝えるようにシナプスが変化するという機構は脳機能の重要な要素であり(図3-1-1)、脳には進化的に実装されているのではないかと考えられている。多くの情報が混合した入力を受けた場合は、シナプス学習則を伴う回路でその統計的性質を学習し、入力情報を独立な要素に分割し表現することによって情報伝達効率を高めることができる。

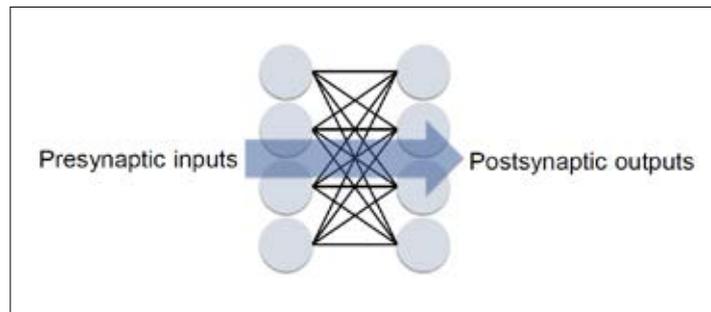


図3-1-1 シナプス学習則

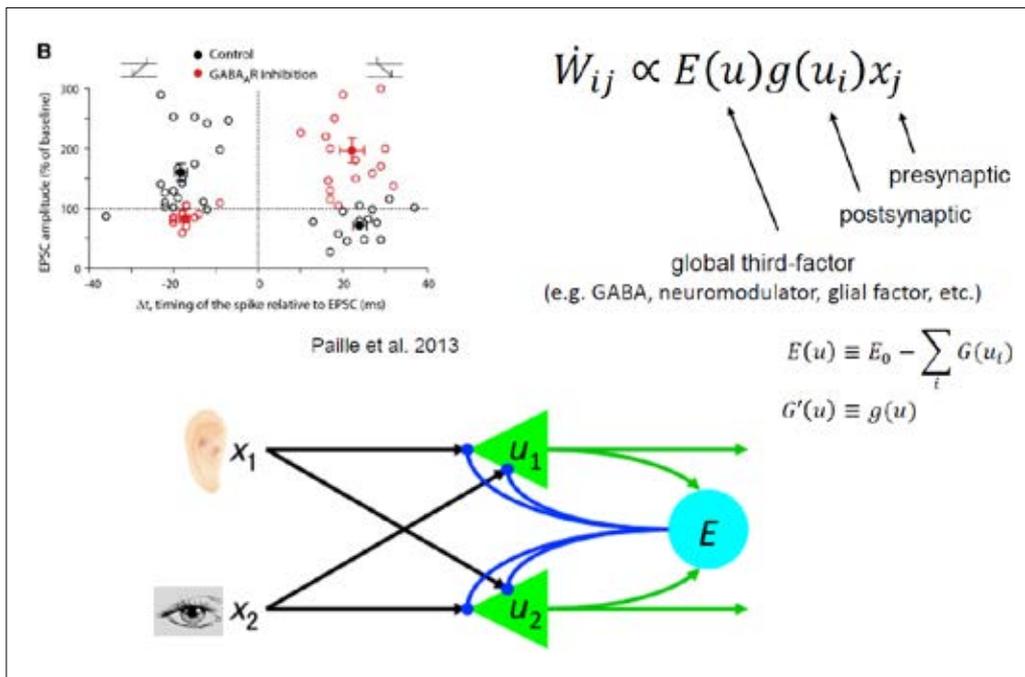


図3-1-2 広域ファクターの導入

3 高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理学の研究動向

従来提案されていた学習則では、入力要素の分割に逆行列や転置行列の計算など生物学的に実装が難しい計算が用いられていた。そこで我々は、この学習則を近似し、より生物学的に妥当な学習則を導いた。その学習則ではシナプス強度の変化は入力の活動、出力の活動、および広域ファクターの3つの項の積の式で表現される（図3-1-2）。広域ファクターは出力神経細胞の活動を非線形に足し合わせることで計算され、この広域ファクタの値に応じて、シナプス結合の強化と減衰を切り替える学習則である。生理実験でもこのような広域ファクターのオン・オフによるシナプス強度変化の切り替えが報告されており、脳の中で実際に働いている可能性を示唆する。

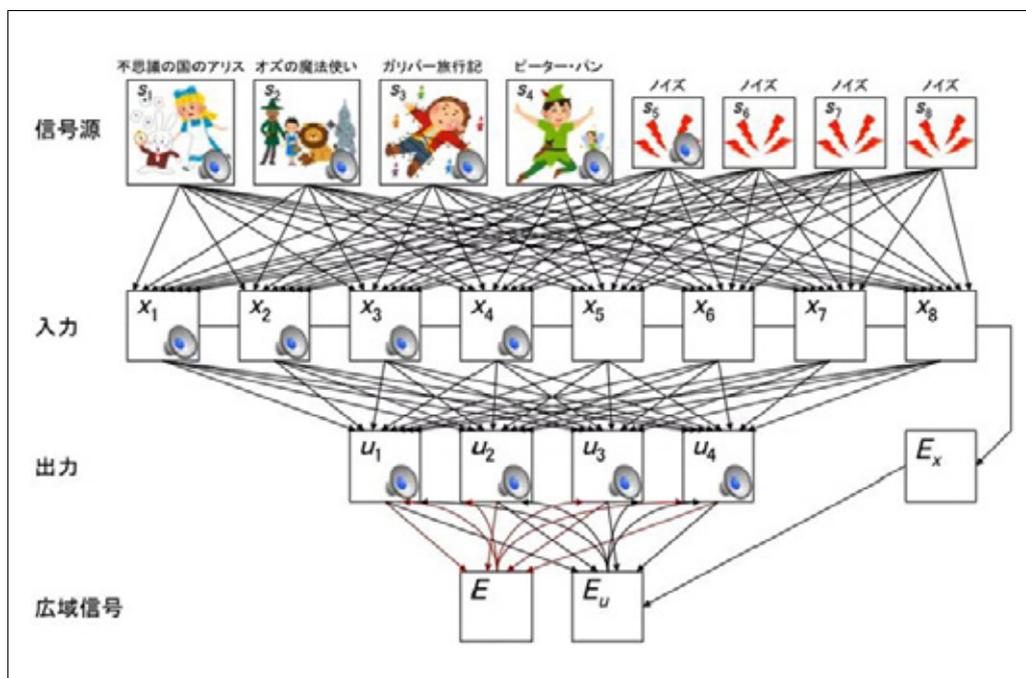


図3-1-3 広域ファクターによる独立成分の分解

この学習則を使えば、有用な計算が可能になることが示された。図3-1-3の例では独立成分の分解ができることを示す。この学習則の適用により複数の音源とノイズの混ざった入力からノイズを除去し異なる音源の分離ができた。すなわち、こうした有用な特徴量を独立した成分に分解してノイズを除去するということが、生物学的に実装可能性の高い学習則を用いて可能なことが示された。

この学習則は、非常に並列性がよく、ニューロモルフィックインプリメンテーションなどにも容易に拡張できる。従来の学習則では、図3-1-4の下段のように出力ニューロン同士の間での密な結合が必要であるが、この学習則では、図上段のように広域ファクターEが全ての出力をまとめてフィードバックするだけなので、配線数を非常に少なくすることができる。

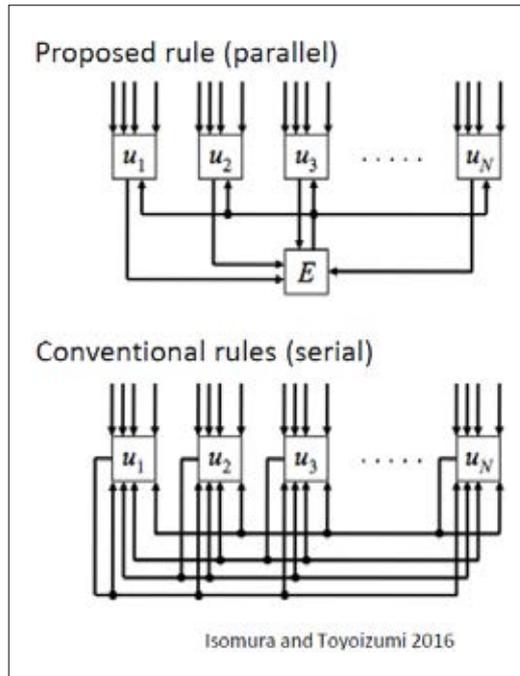


図3-1-4 新しい学習則の効率性

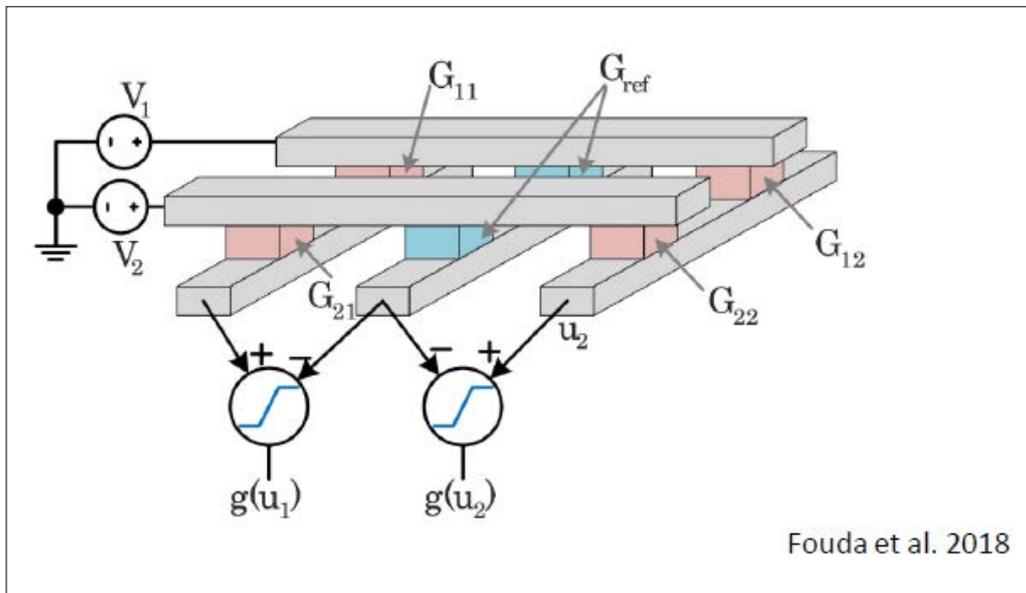


図3-1-5 モデルの実装

この学習則を実際の回路に実装した研究が発表されている。ハードウェア的な制限も多々あるものの、最小限のスケールのハードウェアではうまくいった、ということが報告されている(図3-1-5)。

以上述べた新しい学習則は、特徴抽出および並列計算に優れた特性があることが示されている。

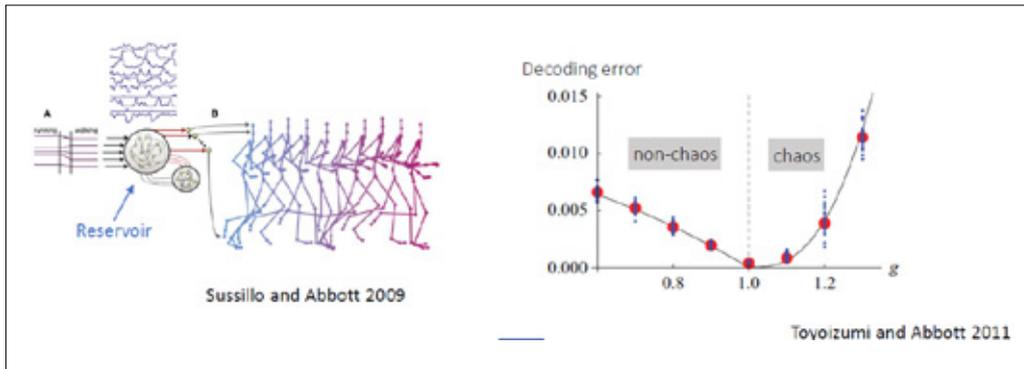


図3-1-6 神経細胞の多様性を利用したリザーバーコンピューティング

後半は「カオスの縁」をうまく使った、エネルギー効率のよい回路モデル実装について述べる。ニューラルネットワークをリザーバーに擬し、その活動を重み付けすることによって、効率良い学習が可能となった。図3-1-6はヒトの動作の学習の例である。この場合、リザーバーの内部のダイナミクスが計算性能に影響することがわかっている。シナプス結合が非常に弱い時はネットワークは非カオスな状態になり、過去の入力の影響はすぐに消えてしまう。一方シナプス結合が非常に強くなると、入力なしでもカオスのダイナミクスだけで自発的に活動するようになり、それがノイズとして働く場合がある。このふたつの状態の境界領域は「カオスの縁」と呼ばれていて、我々はネットワークが入力を表現する効率がこの状態で最も高いことを示した。この結果は従来の神経活動が実数値を取るニューラルネットワークモデルを用いて算出したものだが、エネルギー効率の観点からは疎なスパイクで神経活動を表現するネットワークモデルによる実装が望ましい。

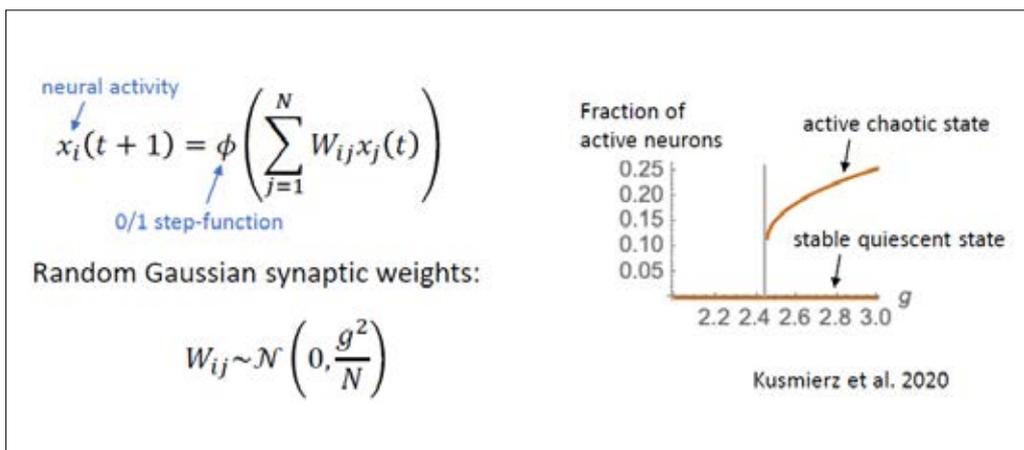


図3-1-7 ガウス分布に従うシナプス強度モデルの問題

では、このカオスの縁の状態、すなわち入力に対してネットワークが鋭敏になる状態を、0か1の離散的出力状態をとるニューラルネットワークモデルを用い、非常に疎なニューロン活動で実現できるのかということを考える。従来型のガウス結合を持つようなニューラルネットワークでは、そうした非常に疎な神経活動でカ

オスの縁を安定して実現できない、という点が問題であった。ガウス分布に従うランダムなシナプス強度を用いた場合、図3-1-7のグラフのように横軸のシナプスの強度（g）に対し縦軸の活動するニューロンの割合が非連続に転移する。シナプス強度が強い時は多数の細胞が常に活動するカオスの状態で、そこからシナプス強度を下げていくと、あるところで活動するニューロンの数がゼロのサイレントな状態に非連続に遷移する。サイレントな状態とカオスの状態の間には断絶があり連続に転移できず、カオスの縁の状態を安定に保てる構造はとれない。また、活動するニューロンの数が十分小さい状態でスタートすると、その活動はどんどん小さくなり最後はサイレントな状態に至る。なぜなら、ガウス分布をとるシナプス結合の場合、シナプス強度はみな似た強さであり、そうした同じような強さのシナプス強度を使って次のニューロンを活動させるためには、十分多いニューロンが一斉に活動する必要があるからだ。このため、シナプス強度がガウス分布をとるニューラルネットワークでは活動が疎な状態を維持することが難しく、エネルギー効率のよい状態を安定して保てない。

脳のシナプス強度の分布はガウス分布ではなくてテールの厚い分布をとることが近年報告された（図 3-1-8）。類似のテールの厚い分布は自然界でもしばしば報告されている。

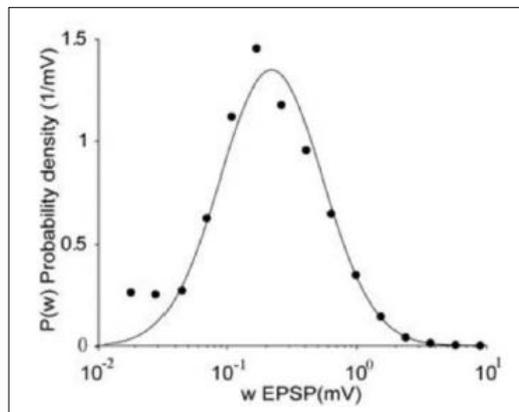


図3-1-8 実際のシナプスで見られるテールの厚い分布（横軸は対数）

例えば、地震の大きさの分布では、ほとんどの地震は小さいが、桁違いに大きな地震もごく少数ある、というべき分布をとることが知られている。このようなべき分布に従うランダムなシナプス強度を使って上のモデルを実装すると、サイレント状態とカオス状態の転移が連続になり、安定してカオスの縁を実現できることがわかった（図3-1-9）。このように、このモデルではエネルギー効率よく入力に対して鋭敏なネットワークの状態「カオスの縁」を保持できるという利点がある。さらに、カオスの縁では入力に応じて生じる一連のネットワーク活動のサイズ（活動するニューロンの数）の分布がべき分布をとることも示せた。つまり、入力によって少数のニューロンを活動させたとき、その影響は大体が小さくすぐ消えるが、たまに連鎖反応的に発展し大規模な活動となる場合がある。この現象は「雪崩現象」と呼ばれ、実際の神経回路の実験でも報告されている現象だ。このことは、実際の脳の神経回路ネットワークのダイナミクスを理解する上でも、このモデルが重要であることを示唆している。そして、カオスの縁と雪崩現象という、今までは別々のものと考えられていた臨界現象が、実は1つの臨界現象の2つの側面を示しているのではないかと考えている（図3-1-10）。

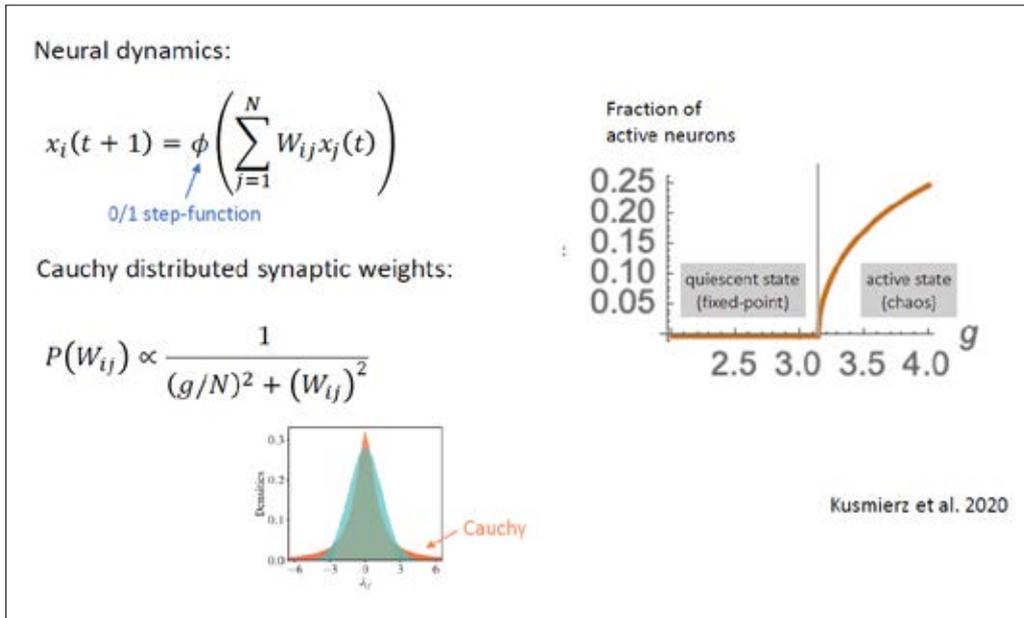


図3-1-9 テールの厚いシナプス強度分布による連続したカオスの縁

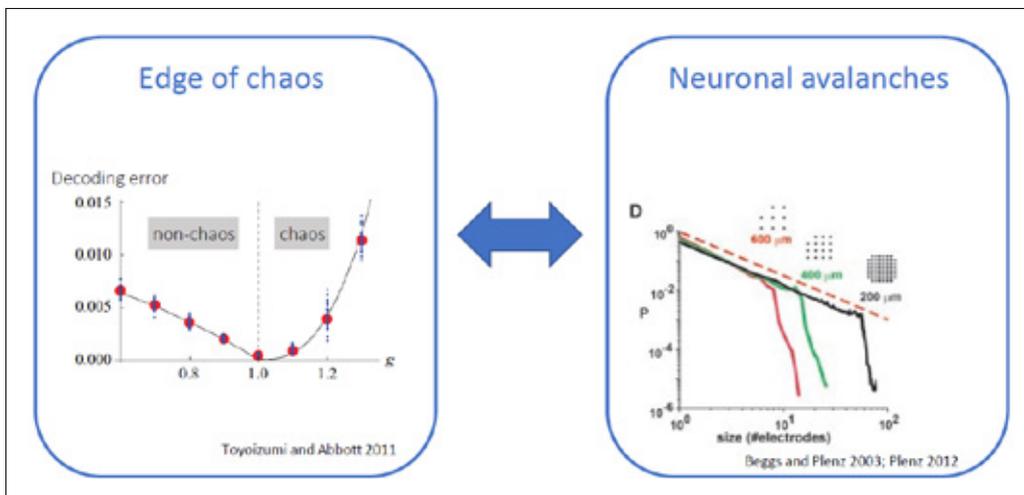


図3-1-10 カオスの縁と雪崩現象

【質疑応答】

Q：前半の、広域ファクターを入れた学習則は、応用が独立成分分析（ICA）だけでは面白くない。他にも使えるのではないか。

A：ICAの応用だけでも面白い点があると考えている。今回は線形のICA、すなわち線形に混ぜ合わさった信号を分離するという話をしたが、その拡張として信号が非線形に混ぜ合わさっている場合でも分離できる状況があることが分かった。非線形な信号の混合は自然界ではよくある。例えばふたつの視覚オブジェクトが前後に存在すると、奥のオブジェクトは遮られて見えなくなる。このふたつのオブジェ

クトの視覚への寄与は非線形な足し合わせと考えられるが、これらソースを分離することができれば、非常に強力な手法になると考える。現在、このような非線形ICAを検討していて、類似の学習則による特徴抽出とICAにより、感覚入力背後にある重要な隠れ変数が推定できることを見出している。

- Q：カオスの縁について、カオスの消え方に興味がある。カオスの縁が不連続のときの分布と連続のときの分布はバイファクション解析で見た時にどう違うか。
- A：これは理論的解析なので、素子数無限大の極限で解析していて、個々の素子がどう変わるかというバイファクション解析とは解析の性質が異なるが、オーダーパラメーターに落として一つの変数に縮約したときの分岐は、ガウスモデルで不連続な場合がサドルノード分岐で、連続な場合がピッチフォーク分岐になっている。しかし、縮約したモデルでなくて実際の高次元のダイナミクス変数がどのような分岐をするかは、素子数無限大の極限を取っているのだから、分かりにくい。
- Q：カオスの縁について、シナプス強度分布がログノーマルになるということだが、これを例えばリザーバーのシナプス強度に適用すると性能がよくなる可能性はあるか。
- A：それはまさに言いたいことである。リザーバーのよし悪しを計る指標として、小さい入力をちゃんと検出できるかという指標があるが、これはカオスの縁で非常によくなる。通常のガウス分布を取るようなリザーバーだとカオスの縁は安定して実現できないが、ログノーマルを取るようなリザーバーを使うと、カオスの縁の状態をより安定して実現することができるということを述べた。
- Q：そのリザーバーをつくる時には、スパイクニューロンである必要があるか。
- A：今回の解析は簡単のため、0か1の離散的出力状態をとるニューロンモデルを用いた。ただ、発表した論文の中ではより一般的なスパイクニューロンモデル（リーキー・インテグレート・アンド・ファイア・モデル・ニューロン）を用いたシミュレーションを行っており、テールの厚いシナプス強度分布モデルで連続な転移が実現しやすいという結果を得ている。もちろん、実数値を取るニューロンモデルであればカオスの縁はもっと簡単に実現できるが、実数ニューロンモデルは常に全体がコミュニケーションしてなければいけないため、電力消費が多い。エネルギー効率の観点からは、0か1の離散的状態をとるニューロンモデルやスパイクニューロンのほうが良いのではないかと考える。
- Q：シナプス強度のばらつき幅を何桁取ればいいのかという問題は、デバイスで実現するときに結構ネックになるが、何か指標はないか。
- A：それは調べていない。多分、ここで使っているようなべき分布に精密に従う必要はないと思うが、どの程度素子化していいのかというのは別の問題であるし、また必ずしもデジタルで実装するだけではなくアナログ回路みたいなものの可能性もあるのではないかと考える。
- Q：私が考えているのは、アナログだが。
- A：そうであれば、こうした分布は自然に実現し得ると思う。例えば脳の実際のシナプスは、日々揺らいでいるということが分かってきている。強いシナプスほど大きく揺らぐ性質があって、そのゆらぐ性質のせいで、こうしたテールの厚い分布になることが分かってきている。だから、アナログ素子を使うと、自然にこうした結合強度分布になる可能性はあるのではないかと考えている。
- Q：通常のメモリデバイスでは何桁も変えるというのは結構難しいが、私がやっているデバイスだと3桁ぐらいは変えられるのだが、それではどうだろうか。
- A：その足し合わせのところをどうするかは、考える必要があるかもしれない。
- Q：カオスの縁について、シナプス強度分布がヘビーテールになったり、あるいはダイレクトにカオスの縁になるための学習則なりホメオスタシスルールとしてどんなものが考えられるか。

- A：テールの厚いシナプス強度分布が既にあれば、ニューラルネットワークのゲインを活動に応じて調整することで簡単にカオスの縁を実現できる。
- Q：その元になるログノーマル分布をとるようなシナプスの学習則というのはどんなものか。
- A：脳のシナプス強度は揺らぐのだが、そのゆらぎは大きなシナプスほど大きくて、小さいシナプスはあまり揺らがないという性質があり、その性質を入れると自然に裾野の厚いシナプス強度分布が出る、ということも2019年のHumbleらの論文で我々は示した。この論文ではさらに、記憶が可能な条件で、そうした生物学的な分布を再現できるということも示した。
- Q：その特性自体は、経験則みたいな基本的なものでよくて、ゆらぎのスケーリングがあればいいということか。
- A：そうだ。実際のシナプスは活動がなくても変化することが示されている。神経活動を薬剤で止めてもシナプス強度の揺らぎは生じる。その性質をモデルに入れると自然にこういう分布になる。
- Q：モデルの実装例について、係数はメモリスターみたいな物性のもので覚えているのか、それとも他にアナログ的な不揮発をつけているのか。
- A：私が述べたのは、こうしたアルゴリズムを実装すれば信号源分離ができるということであって、実装そのものについては詳しくない。シナプス結合部の部分で重要な、広域ファクターを実装する回路は図(図3-1-5)に入っていないのではないかと。
- C：実装では電圧を集めるのは実は易しい。単に抵抗をつなげばよい。問題は係数をかけるところだ。この図ではメモリスターを使っているようだ。
- Q：こうした実際の回路において記憶させた素子は、学習内容をほかのエッジデバイスに伝えるときに、もう一度全部学習し直しをしないといけないのか、それともこれを吸い取って移す方法があるのか。
- A：デジタルであれば、移すのは簡単だと思う。
- Q：アナログの場合はどうなるのか。デジタルならばデジタルコピーしてすぐ他のデバイスに覚えさせることができるが、アナログだとそれができないのではないかと。これがアナログ回路方式の障害になるのではないかと。
- A：そのとおりだと思う。ただ、映画館のようなものを用意し、生徒を集めて教師が上映して教えれば、ある程度記憶の転送はできるのではないかと。

### 3.2 脳のふるまいに倣う 人工知能技術”ゆらぎ学習”研究開発への取り組み

加納 敏行（日本電気／大阪大学）

脳のふるまいに倣う人工知能技術に、企業がどのようなモチベーションで取り組んでいるかも含めて、大阪大学にNECと共同で設立をしたNECブレインインスパイアードコンピューティング協働研究所での研究開発の取り組みを紹介する。図3-2-1にICTの進化のトレンドを示す。第三世代と言われるクライアントサーバーやパーソナルコンピューターは、デバイス性能の向上によって高性能化を続けていたが、ムーアの法則の限界やシャノンの定理の限界といった第一の水平線にぶつかった。それを克服するために第四世代として、並列化や仮想化、分散化といったアプローチが出てきたのが現状である。しかし、今後のIoT（Internet of Things）やIoE（Internet of Everything）の普及に向けて、電力・管理の限界や並列化の限界といった第二の水平線がいずれ登場するだろう。そこで、第五世代のIoXの時代に備え、情報通信の新たなパラダイムをつくらなければいけないというのが企業のモチベーションである。

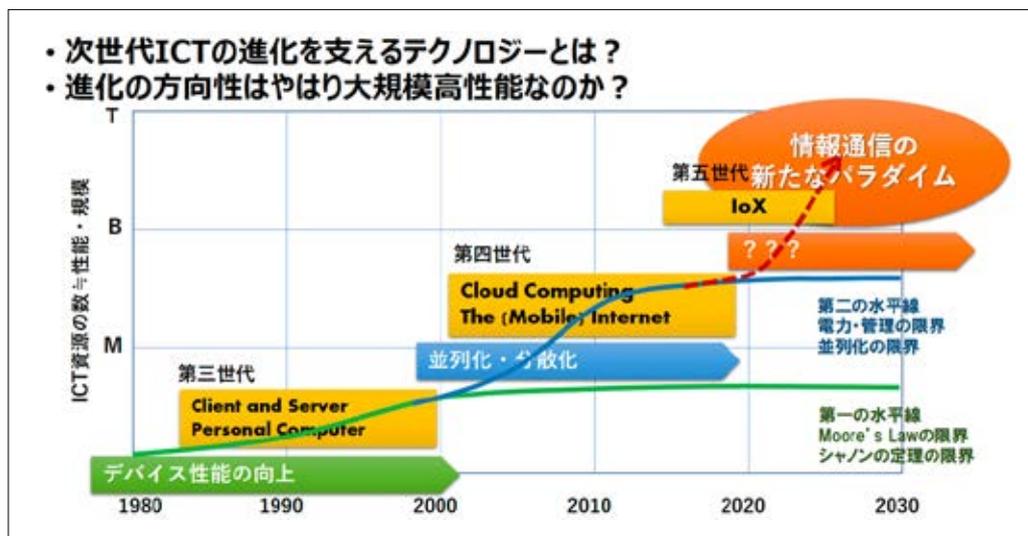


図3-2-1 ICTの進化

脳の消費電力は、寝ている時も考えている時も20W程度であり、メモリー容量はDVD1枚程度の約7.5GB、動作周波数は10～300Hz程度であるという研究結果が出ているが、全脳の再現にはまだ時間がかかる。解明されている脳機能とそのモデルをICTの視点で完全にコピーすることや模倣することはできないかもしれないが、可能なところからICTを活用しようという取り組みを2016年から始めている。

ヒトの脳に倣う人工知能としては、従来のAIがDeterminismとStatic/Plannedであったものを、これからはIndeterminismでDynamic/Ad hocの世界に持っていこうと考えている（図3-2-2参照）。これはまさに脳の情報処理メカニズムに通ずるところである。可塑性があり、ノイズやばらつきを許容して、ある程度の曖昧さはあるが柔軟性がある人工知能ができないかと考えている。ヒトの脳は雑音や変動、ばらつきに非常に

強く、またヒトの認知は決断力や知識・経験、感受性などに左右される。ヒトの脳の研究と情報科学の2つの研究の間を、行ったり来たりしながら、ヒト脳に倣う人工知能を進めてきた。

研究開発としては、大阪大学の生命機能研究科や医学系研究科の脳科学の研究者、工学研究科、基礎工学研究科の中で知性や脳に対する研究開発を行う研究者、大阪大学と情報通信研究機構（NICT）が設立した共同研究所である脳情報通信融合研究センター（CiNet）の研究者とも連携をしながら、脳科学と情報科学の境界のモデルを探求してきた。

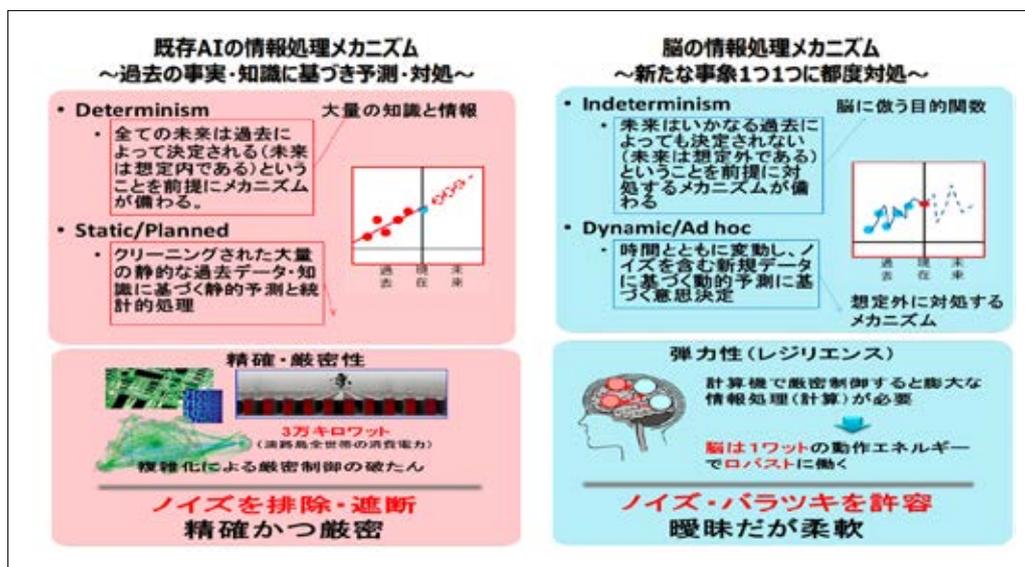


図3-2-2 人工知能と脳～決定論と非決定論／精度性と弾力性

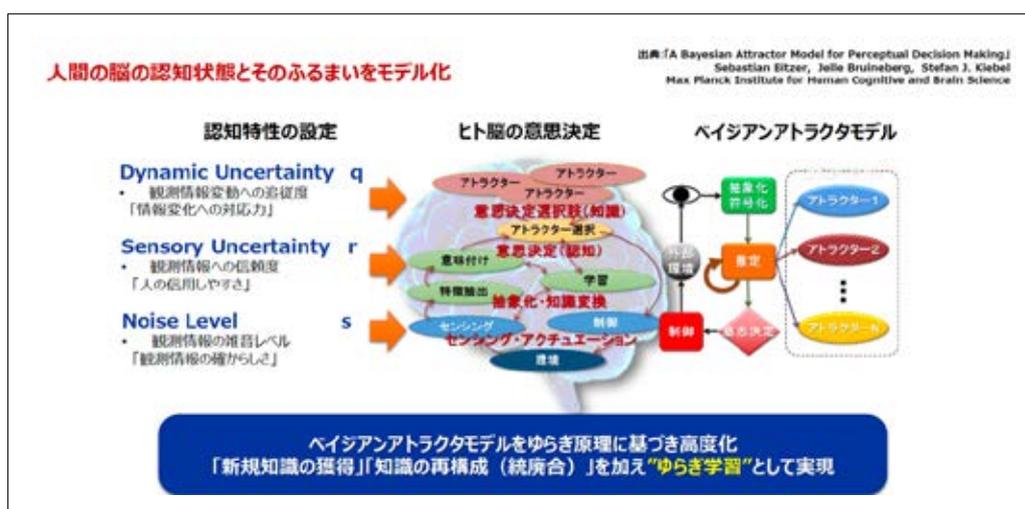


図3-2-3 脳型AIのベースモデルとした「ベイジアンアトラクタモデル (BAM)」

脳の機能には多くの機能があるが、まずは知覚・特徴抽出から認知にかけての部分に着目し、これを発達認知モデル（DCM：Developmental Cognitive Model）として構築すべく研究開発を進めてきた。ベースにしたのが、図3-2-3に示すドイツのマックスプランク認知脳科学研究所の成果である「A Bayesian Attractor Model for Perceptual Decision Making」という論文のベイジアンアトラクタモデルである。これは非常に古典的なモデルであるベイズ推定とドリフトディフュージョンモデルの組み合わせになっている。意思決定の状態を、外部からの入力データ・刺激に対して逐次的に更新していくと同時にその時点での認知（推定）結果をもとに外部に対してアクションを行う。このフィードバックループにより状態はゆらぎながら入力に対してもっともそれらしい知識（アトラクタ）に近づいていく。時間軸の経過とともに変化する入力をもとに、かつ時間経過とともに最終的な意思決定を行うというのが基本的な動作になっている。

交通信号の例（図3-2-4）で説明する。赤色、青色、黄色という3色があるが、信号によって色のばらつきがあるし、雨が降るなど環境の変化によって知覚されるデータも変化する。このようなばらつきがある中で、赤色、青色、黄色というある領域の知識を学習し、各色のアトラクタを生成する。これらのアトラクタを知識として、入力値に応じて意思決定をしていく。例えば、連続して黄色が観測されると、黄色のアトラクタに認知状態が近づく。しかしながら黄色の意思決定が行われる前に黄色⇒赤色に変化した場合、認知状態は黄色のアトラクタから離れ、赤色のアトラクタに近づく。

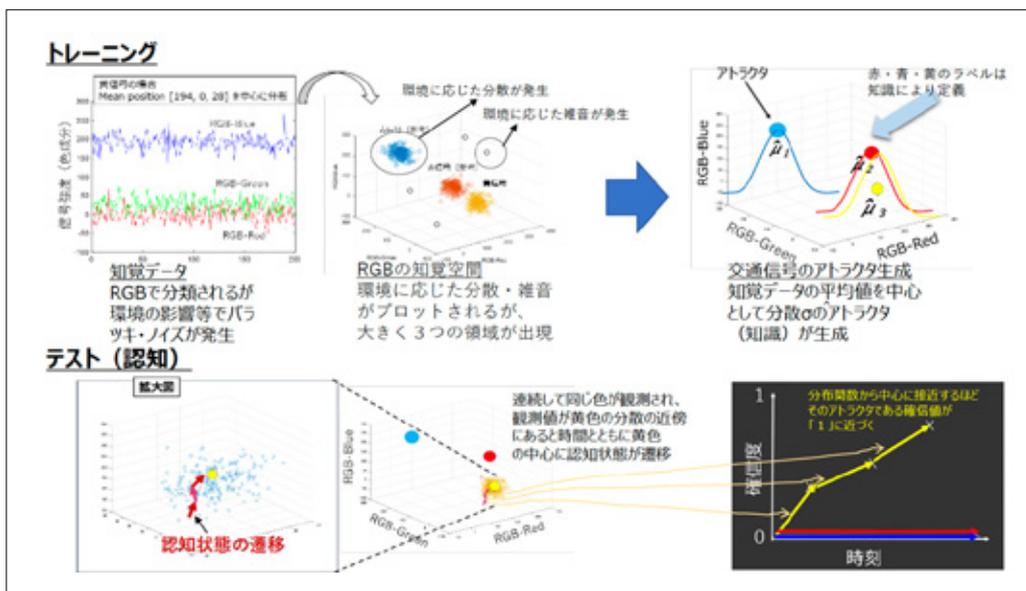


図3-2-4 ベイジアンアトラクタモデルのふるまい（交通信号の例）

私たちはこのベイジアンアトラクタモデルに、図3-2-5に示すように新たな脳科学の見解も含めて2つの機能を追加している。1つが、新しい知識の獲得である。今までになかったアトラクタを自律的に生成することと、状況に応じて現状のアトラクタと言われるアトラクタを再構成する機能である。もう1つは、ヒトの脳の危険認知のメカニズムの導入である。例えば蛇だと思ったらロープだったというようなケースがあるが、このような2つのパスが脳の中に存在することが分かかってきており、このような多重の認知機構、速度優先の認知と精度優先の認知を並行して動作させるというモデルである。これらをベイジアンアトラクタモデルに追加す

ることで、さらに高度化したモデルとしてDCMの構築を図っている。

今回、いくつかの応用例で実証してその有効性を確認するために、図3-2-6に示すようにDCMをPostgreSQLの中の実関数として組み込んでいる。特徴抽出の機能は持たないが、入力された特徴量データをデータベースの中で検索、あるいは分類や識別をすることが可能である。今話題になっている可制御性や可観測性、可説明性もこの機能の中に含まれている。既にこれらの試作システムはYuragi Learning/ ゆらぎ学習としてオープンソースソフトウェアとしてGitHub (<https://github.com/nbic-ist-osaka-u-ac-jp>)にて公開し、いくつかのユーザがダウンロードを開始している。

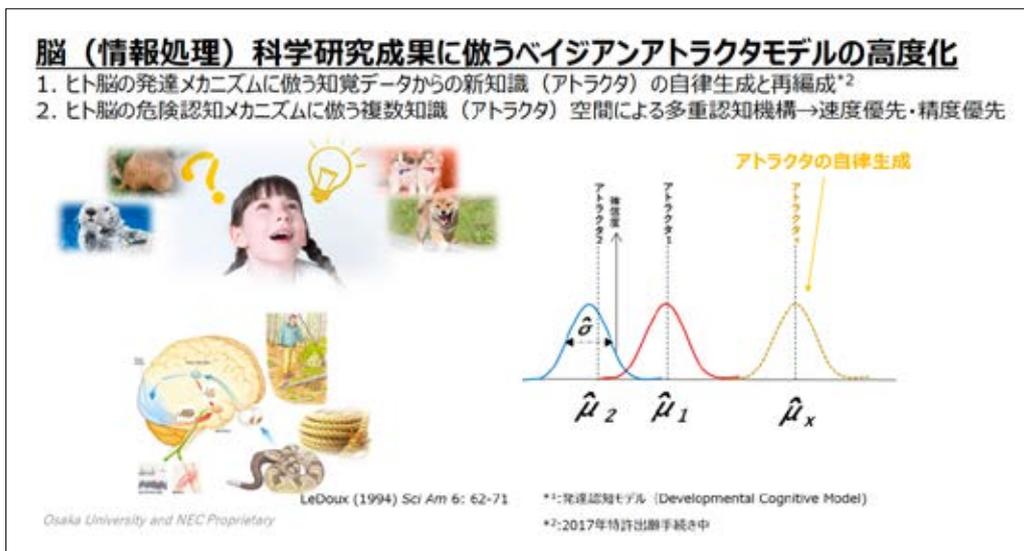


図3-2-5 ベイジアンアトラクタモデルからDCMへの拡張

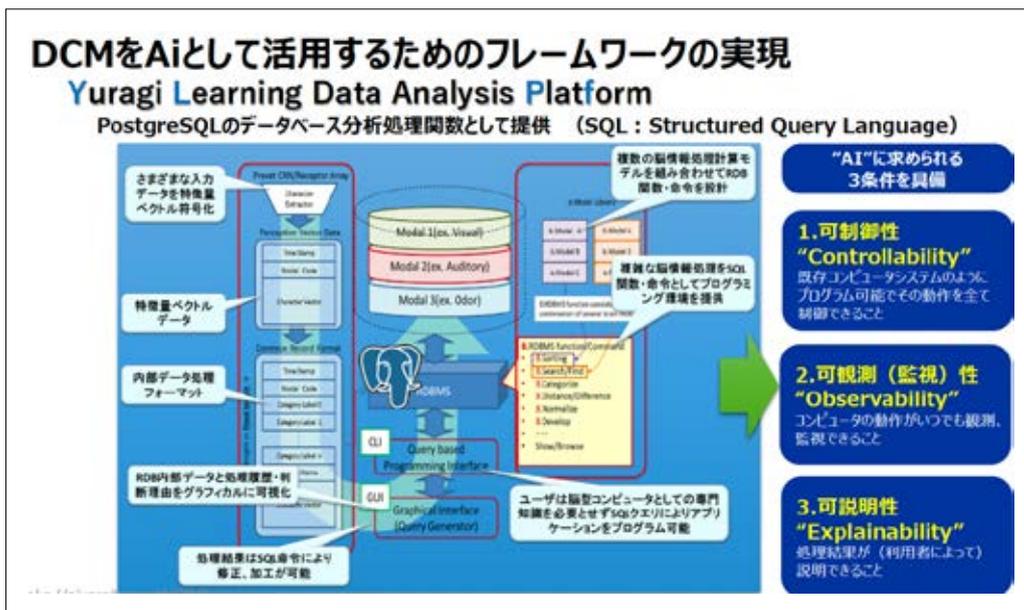


図3-2-6 DCMからゆらぎ学習へ

実際にこれを活用した事例として、2つの実証事例を紹介する。

1つ目は、精神疾患診断支援システムへの応用である(図3-2-7)。精神科医は、統合失調症患者と健常者で目の動きに違いがあると感じていることから、眼球運動から両者の分類ができるのではないかと考えた。ただ、健常者の眼球運動データは多数集まるが、統合失調症患者は観測、計測が難しい。非常に少ないデータからどのように診断をしていくかが従来の課題であった。実際、前処理なし、チューニングなしという条件では、他の識別分類手法は学習データが非常に少ないことからなかなか収束しないという問題があり、あまり良い結果が得られなかった。一方、ゆらぎ学習では同じ条件のもと、84.5%という高い精度を得ることがで

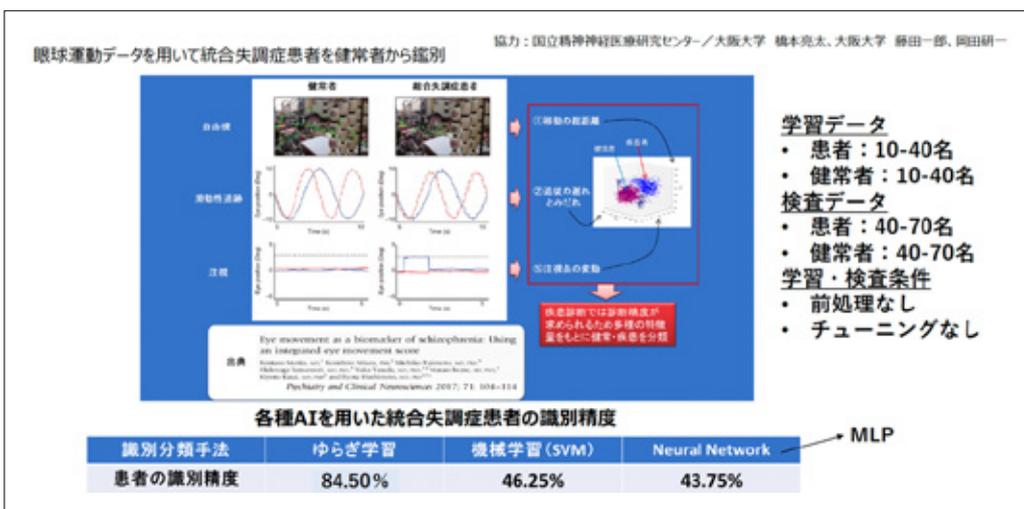


図3-2-7 応用1：精神疾患診断支援システム

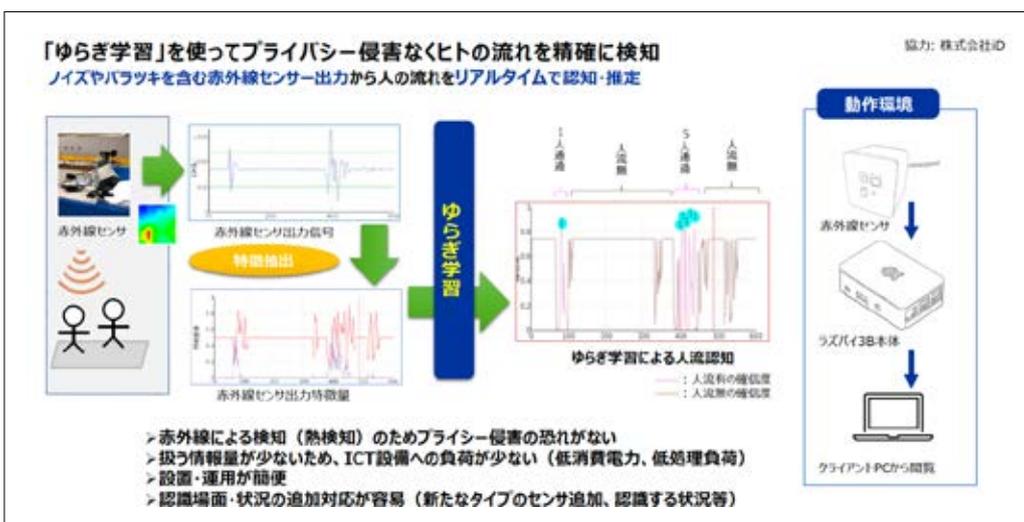


図3-2-8 応用2：赤外線センサー人流検知分析技術

3  
 高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理科学の研究動向

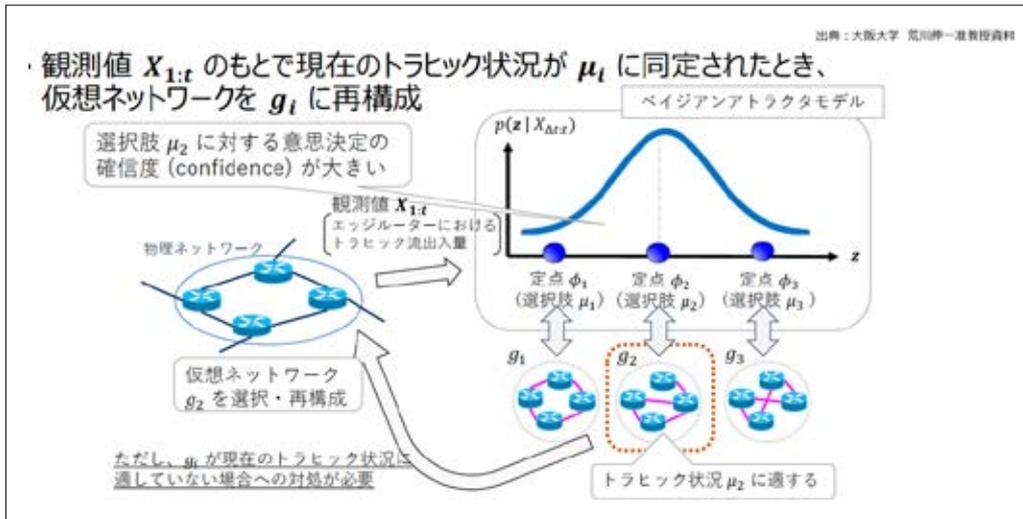


図3-2-9 応用3：仮想ネットワーク動的再構成

きた。

2つ目は、赤外線センサーによる人流検知分析への応用である(図3-2-8)。ラズベリーパイに赤外線センサーを搭載し、さらにその中にゆらぎ学習を入れた。3W程度の低消費電力で、赤外線センサーの出力から人流をリアルタイムで認知・推定することに成功した。

3つ目は、仮想ネットワークの動的再構成への適用である(図3-2-9)。これは5Gのデータ最適化のための実験で、ネットワークの制御に変化を加えた際の状態変動から、新たな観測値を得て、それに基づいて判断し制御をかける、というフィードバックループで、最終的にネットワークが最適化された状態で落ち着くという実験を行った。

最後にゆらぎ学習の特徴を図3-2-10にまとめる。ゆらぎ学習は、ヒト脳に倣う発達機能を搭載しているということや、弾力性を実現しているということ、可観測性・可制御性・可説明性を有するという、省エネ

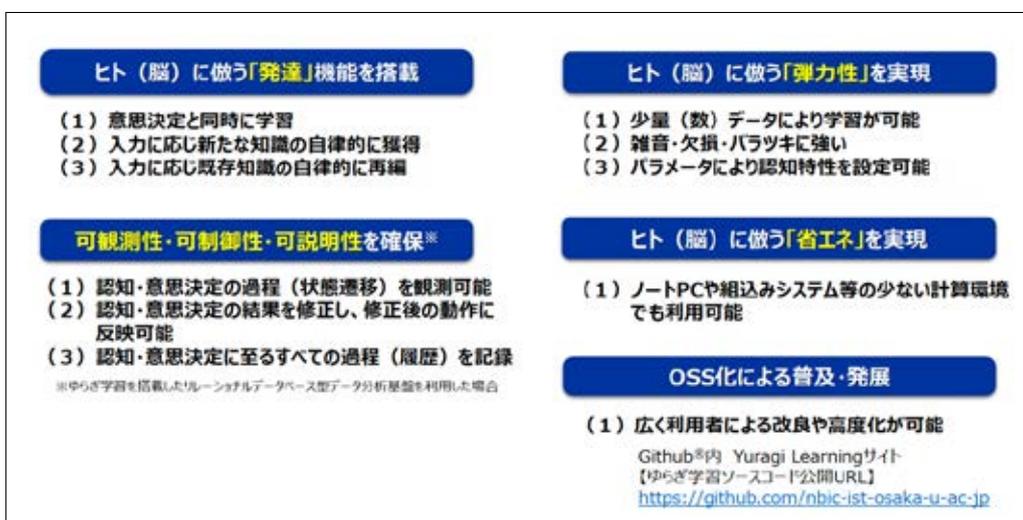


図3-2-10 ゆらぎ学習の特徴

であること、といった特徴を持っている。

**【質疑応答】**

Q：ゆらぎを用いたハードウェアは、まだ実現していないと思うがいかがか。

A：現在は全部ソフトウェアでできていて、プラットフォームは通常のCPUの上で動いている。画像の特徴抽出は深層学習を使っているが、本当の深層ではなくて、5層から7層ぐらいまでの部分の途中経過を抜き出し、最終的に特徴を分類するのはゆらぎ学習で行っている。脳内では知覚ベクトルとして次元のベクトル空間があり、これらが圧縮されて知識空間に変換されていることが脳科学の知見からわかっている。この空間変換の機構が一番処理の深い、重い計算処理になっているが、現時点ではまだソフトウェアのアルゴリズムとしてのみ実現されている。

C：精神疾患に関して眼球運動で統合失調症が分かるということだった。実は、目は重要で、瞳孔の面積によって自閉症の診断ができるという研究もある。ぜひ取り組んでみるとよいと思う。

Q：ゆらぎ学習は精度の良いモデルとしてさまざまな提案がされてきているが、他のモデルとの違いはどのようなところにあるか。

A：ゆらぎ学習のベースになっているベイジアンアトラクタモデルには多くのパラメーターを与えることができ、また応用例に対してチューニングも可能である。これによって精度の高い結果を得ることができると思う。

### 3.3 高次元ビッグデータ活用のための数理研究

合原 一幸（東京大学）

現在の第3次AIブームは、第3次ニューロブームでもある(図3-3-1)。AIがディープニューラルネットを使っていることから、ニューロ研究もブームになってきているということである。また、ニューラルネットの手本は脳にあり、現在着実に進歩し続けている脳科学の研究動向もしっかりと見ておく必要がある。

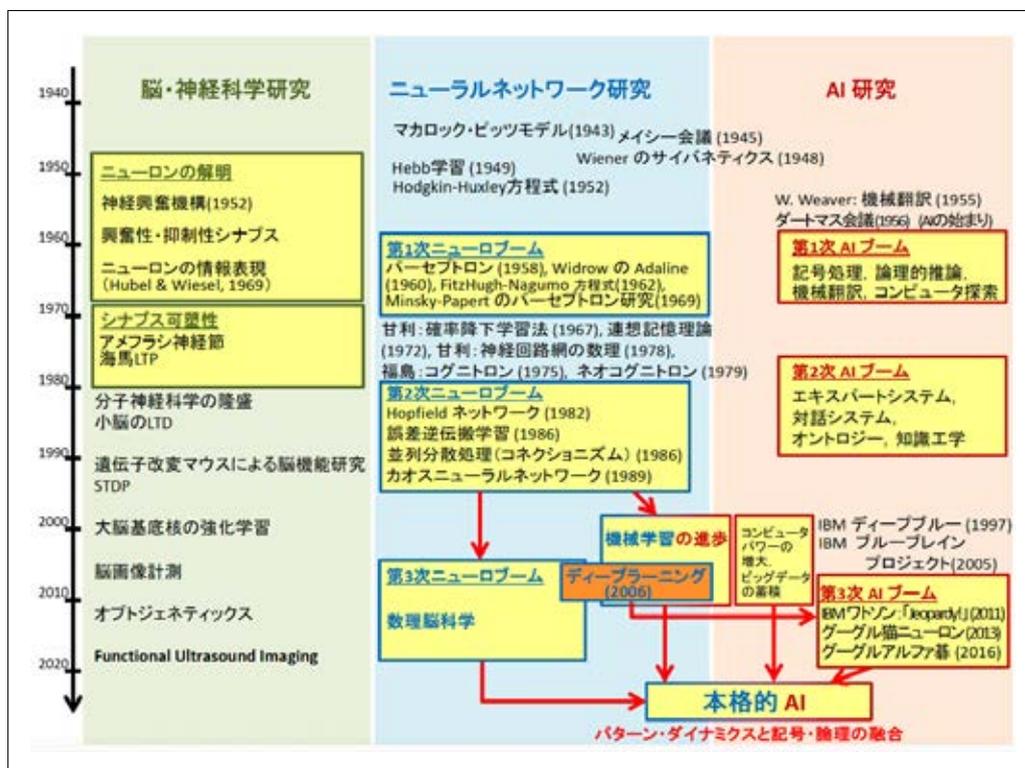


図3-3-1 脳・神経科学研究、ニューラルネットワーク研究、AI研究の流れ

ニューロンのモデルとして、1952年に発表されたホジキン-ハクスリー（Hodgkin-Huxley）方程式がある。ノーベル生理学・医学賞を受賞した素晴らしい研究であるが、あまりに複雑であったので、東京大学の南雲仁一先生たちと、米国のRichard FitzHughが、単純化したモデルを導いた。そして1962年、当時の最先端技術であったトンネルダイオードを使い、南雲先生が世界で初めてニューロンの電子回路を作った（図3-3-2）。このような歴史から、ハードウェア研究の源流は日本にあり、今後の進展にも期待しているところである。この南雲先生の電子回路は、私が吉澤修治先生から預かって20年間ほど保存していたが、現在は東京大学の河野崇先生が引き継いで保存している。

河野先生は、ニューロモルフィックハードウェアを研究している。FIRST（最先端研究開発支援プログラム）「複雑系数理モデル学の基礎理論構築とその分野横断的科学技术応用」（2009～2014年）においては、約3nWで動作する神経模倣振動子回路を開発した（図3-3-3）。人間の脳は約1,000億個のニューロンから構

築されるとみられているが、計算上この回路を1,000億個作ったとしても、300W相当である。非常に低消費電力の回路が作れる時代になってきたことを意味するが、実際の脳の消費電力（20W程度）にはまだ一桁届いていないということでもある。



図3-3-2 世界初のニューロンの電子回路

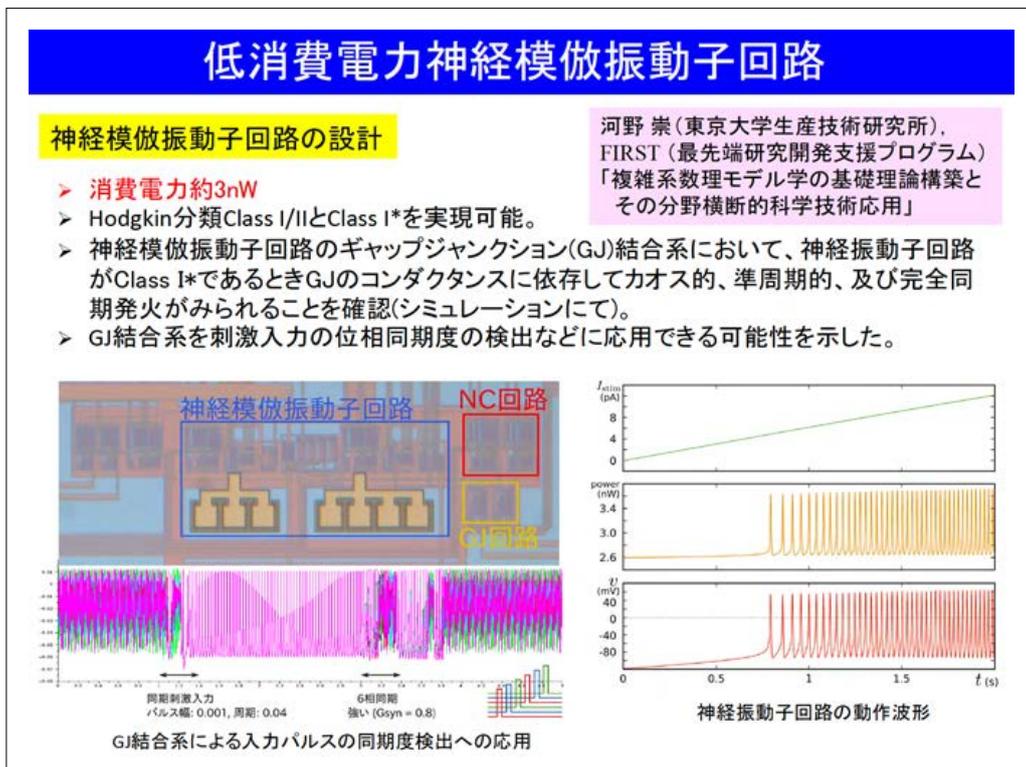


図3-3-3 FIRSTにて開発された低消費電力神経模倣振動子回路

脳との関連性では、高次元のデータをどう扱うかということが、数理科学における重要なトピックスの一つである。一般に、複雑系というのは非常に高次元のシステムであるので、観測量も非常に高次元である。このような高次元性を扱う数的研究は、昔から「高次元の呪い (Curse of High-Dimensionality)」という言葉があるように、難しいものであった。しかし、ビッグデータが高次元で取得できるようになったため、高次元データをどのように活用するかということが、数理的には非常に重要な課題になっているし、また脳を理解する上でも非常に重要な課題になっている。高次元データの活用について、いくつかの取り組みを紹介する。

まず予測に関する理論的な取り組みである。1981年、Takensが力学系と時系列解析を結びつける理論を発表した。これは、高次元の複雑なシステムにおいて、1変数しか観測できなくとも時間遅れ座標によって軌道やアトラクタを再構成できる理論で、Takensの埋め込み定理と言われている。さらに、再構成状態空間の次元の条件などについて拡張されたSauerらの定理も発表された。他方で、脳のような非常に多くの変数が同時に観測できるような系では、時間遅れ座標を用いた状態空間の再構成だけでなく、時間遅れを使わなくても多くの観測変数を得ることができるので、それによってディレイのない再構成 (Non-Delay Embedding) ができる。このNon-Delayの再構成空間から時間遅れ座標を用いた再構成空間への写像 $\Psi$ を使うことで、予測が非常に高精度にできる (図3-3-4)。

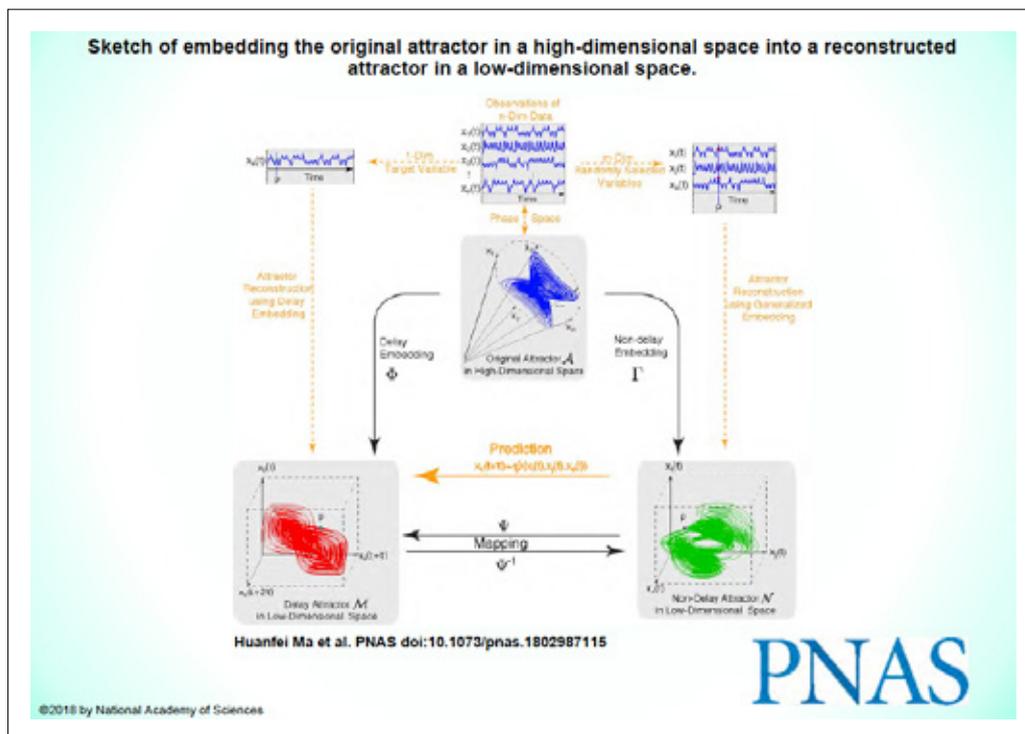


図3-3-4 高次元システムにおける状態空間の再構成と予測

また、複雑系の研究は、観測対象自体が十分複雑であるため、それ自体をリザーブにするというアプローチも可能である。応用は予測に限るが、物理 (フィジカル) リザーブを作るのではなく、予測対象としている現象自体をリザーブにして、システムをうまく作り込むという手法だ。これによって、例えば風速や洪水などの予測が可能であることが実証できている。一般に、これまで経験したことがない大量の降水量や水位の上

昇など、過去にデータがないものを予測するのは非常に難しいが、この手法を活用することで精度よく予測を行うことが可能となった。

また、ゆらぎを活用することで、有用な情報を取り出すという取り組みも行っている。動的ネットワークバイオマーカー理論というものであり、ゆらぎを検出し、病気になる前にもうすぐ病気になることを検出する方法である。これにより、超早期の治療を始めることができる。これは複雑系の状態遷移の予兆を検出する一般理論なので、例えば電力システムの不安定化や、交通システムの渋滞、経済システムの破綻など、さまざまな予兆検出に活用することが可能である（図3-3-5）。

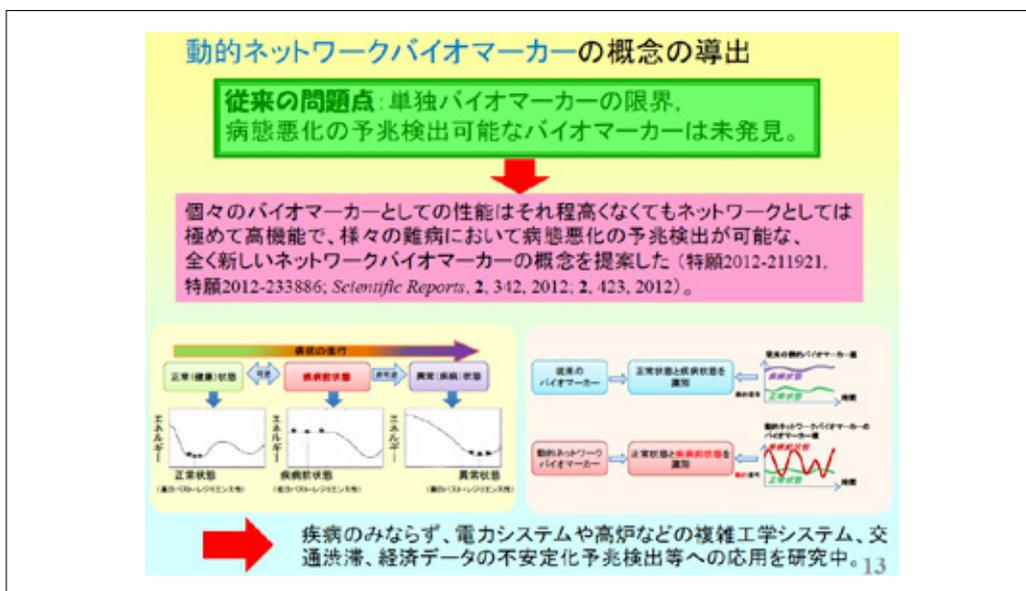


図3-3-5 動的ネットワークバイオマーカー理論とその応用

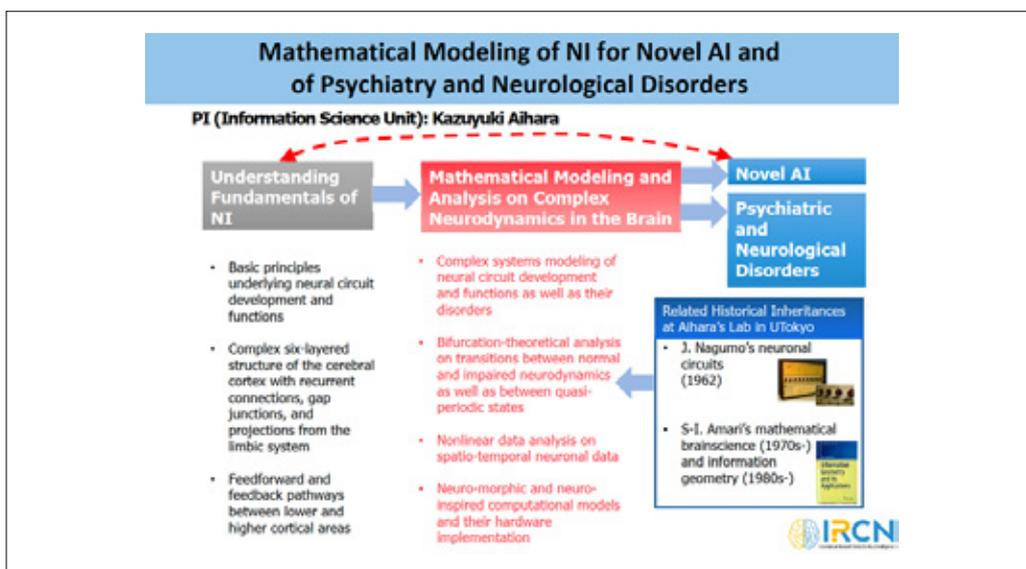


図3-3-6 数理モデルによる実験的脳科学とAI / 精神疾患研究の架け橋 (IRCN)

3 高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理科学の研究動向

最後に、東京大学のニューロインテリジェンス国際研究機構（IRCN：International Research Center for Neurointelligence）について紹介したい。IRCNは2017年に世界トップレベル研究拠点プログラム（WPI）の支援によって設立された機構であり、生命科学、医学、社会、数理、情報科学などを融合した新分野「ニューロインテリジェンス」を研究しようとするものである。臨界期と呼ばれる出生後の限られた期間での神経回路発達のメカニズム解明や、精神疾患をどのように治療するかなど、さまざまな研究をIRCNでは実施している。私自身は、実験的脳科学とAI／精神疾患研究の間を数理モデルで結ぶ役割を担っており、ニューロインテリジェンスとは何か、それがどうやって生み出されるか、などの研究を進めている（図3-3-6）。

### 【質疑応答】

- Q：フィジカルリザーバーではなく効率的な計算機構があれば、非線形性は簡単に入れられるということか。デバイスやプロセッサとしては、どのようなものになるか。
- A：そういう言い方もできる。予測に限るが、フィジカルリザーバーをわざわざつくるのではなく、予測対象そのものをリザーバーにしてしまおうという考え方である。実装は、普通のコンピュータでよい。あまり大変な計算量にはならない。
- Q：予測については、例えば全ての素子を観測できなかつたり、次元がd次元あったとしても運悪く重なってしまったという現実的な状況があると思うが、そのような時に2つの写像の間の不確定性に対してはどのように対応するか。
- A：おっしゃる通り、うまくいかない場合も当然ある。実際のアトラクタの次元は推定すること自体が難しいので、少し多めにとっておくことで問題なく対応できるという印象がある。
- Q：ゆらぎはどのように活用するか。対象物そのものをリザーバーにする場合、リザーバーから得られる信号に含まれたゆらぎも活用するか。
- A：ゆらぎはオブザベーションに使おうと考えている。健康状態は安定状態、つまりアトラクタであるが、重篤な病気にかかった状態もアトラクタである。発病は、健康状態のアトラクタが安定性を失って病気のアトラクタへと分岐する状態遷移の現象だと理解することができる。そうすると、この分岐の直前の状態を検出すれば、もうすぐ病気になることが発病前に分かる。ノイズを含んだ力学系の分岐理論では、分岐前にゆらぎが大きくなるということが分かるので、発病前に検出ができる。複雑系をリザーバーにする場合は、観測時のゆらぎやノイズはむしろ邪魔者になるので、対処する工夫が必要になる。
- Q：予測に関して、次元数の変化や分岐などを予測することは可能か。
- A：時系列解析は定常性（アトラクタ）を仮定するため難しい。過渡的な現象も、データを多数集めておけばうまくいく可能性はあるが、理論的に保証されているのは、アトラクタに関するものである。分岐の予測は動的ネットワークバイオマーカー理論で可能である。
- Q：予測に限るということであったが、制御に使おうとすると難しい点はどこにあるか。
- A：できるように思う。ただ扱えるのは、自分が観測している複雑系に対してだけである。オブザベーションとコントローラビリティは双対なので、観測できれば制御もできると思う。
- Q：リザーバーを拡張して、予測対象をリザーバーに取り込むという話であるが、そうすると、違う外部の変数を予測するというような状況には使えないということか。どの辺りに適用の限界があるか。
- A：観測している変数の中で、予測対象のターゲット変数を選ぶ必要がある。したがって、外部の現象に関しては、このままでは適用が難しい。ただし、対象としている複雑系のダイナミクスに関する情報はいろいろ得られるので、その対象としている複雑系が外部の変数とどう関係しているかという情報を別

に入手できたら、外部変数への適用も可能と思われる。

# 4 | AI チップ開発

## 4.1 ブレインモルフィックコンピューティング

堀尾 喜彦 (東北大学)

「ブレインモルフィック コンピューティング」について、計算パラダイムとエッジ・ハードウェアの視点を加えて紹介する。エッジといってもその応用範囲は広く自動車から携帯電話、ドローンなどあるが、今回は図4-1-1に示す身体近傍空間 (PPS) におけるエッジについて、将来どのようなサービスが必要かを例に検討する。ここでは、今、ここで、私だけのためのデバイス・サービス、すなわち、必要な時に、必要な場所で、必要な人のためだけの、プライベートでパーソナルなサービスを邪魔にならないデバイスにより提供するエッジ・ハードウェアを考える。このようなサービスを行うAIを、我々はプライベートAI、あるいはヒューマンセントリックAIと呼んでいる。

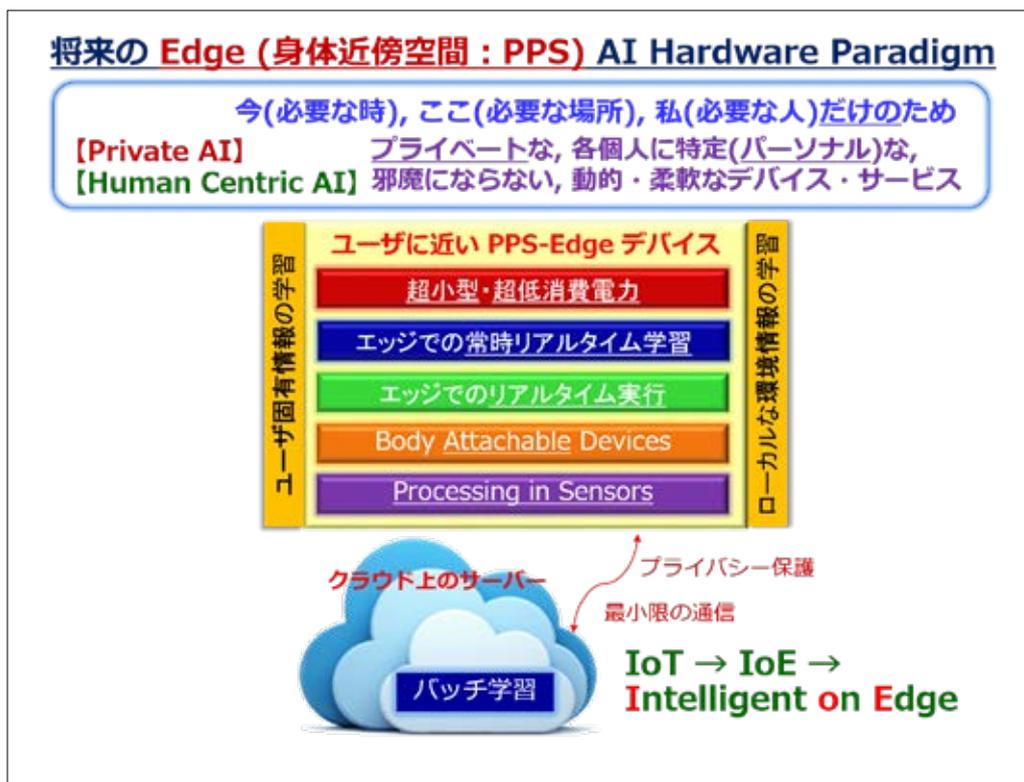


図4-1-1 身体近傍空間AIエッジ用ハードウェアパラダイム

現在の高齢化社会では、例えば歯科インプラントやヒアリングエイドのようなデバイスは、既に普通に使われている。若者向けに関してもワイヤレスヘッドセットなどがその対象となる。これは外耳道に直接接触れるので心電波形や脳波をここで拾うことができる。観測できるのは非常に汚い波形であっても、デバイス自身が学習を通して正常な状態を推定したり、異常を検出したりして、本人に休んだほうがよいなどとささやいてくれるようなイメージのデバイスをエッジデバイスとして想定している。

このようなデバイスは、超小型で超低消費電力である必要があり、究極的には電池も要らないぐらいでない

といけない。また常にその人の状態は変わるので、常時リアルタイムで学習を行う必要がある。またリアルタイムですぐに反応ができなければならない。また人体に接触することが一般的なもので、センサー一体型デバイスが理想的である。ここで重要なことは、ユーザー固有の情報を学習し、さらにローカルな環境情報をも学習できることである。このような小型デバイスは、現在のデジタルコンピューターパラダイムだけでは、その実現が困難であり、ハードウェアのパラダイムシフトが必要になる。

従来のデジタルコンピューターの進展は、計算原理からスタートし、アーキテクチャーとテクノロジーが一本の筋を持ってトップダウン的に開発が進んできた。これらはムーアの法則にあるような半導体の性能向上とともに、3つの要素が全てうまく整合しながらトップダウンで筋が通っていたところが、デジタルコンピューターの開発がうまくいった一つの要因である。それに対して、私が1980年代から研究してきたニューラルネットワークのハードウェアは、これらの3つの要素がうまくかみ合わず、不整合が起こっていた。現在のニューロコンピューターにおいても、これらが完全に整合しているわけではなく、部分的にしか整合できていない。そのため、新しいパラダイムが必要であり、その一つがブレインモルフィックハードウェアである。しかし、脳の計算原理がわかっていないため、計算原理からスタートするわけにはいかない。そのため、まずは脳を構成するニューロン、シナプス、グリアなどの各要素に対して、それらの特性が直接実現できるような新しいデバイスを見つけるかあるいは創って、それを脳科学に基づくアーキテクチャーで組み上げていくことで、最終的には脳の計算原理の解明に繋げようとするものである。換言すれば、デバイスから始めるボトムアップ的で構成論的なアプローチを取ることが、このブレインモルフィックハードウェアの特徴である。

すなわち、図4-1-2に示すように、「計算原理」と「アーキテクチャー」間、及び「アーキテクチャー」と「テ

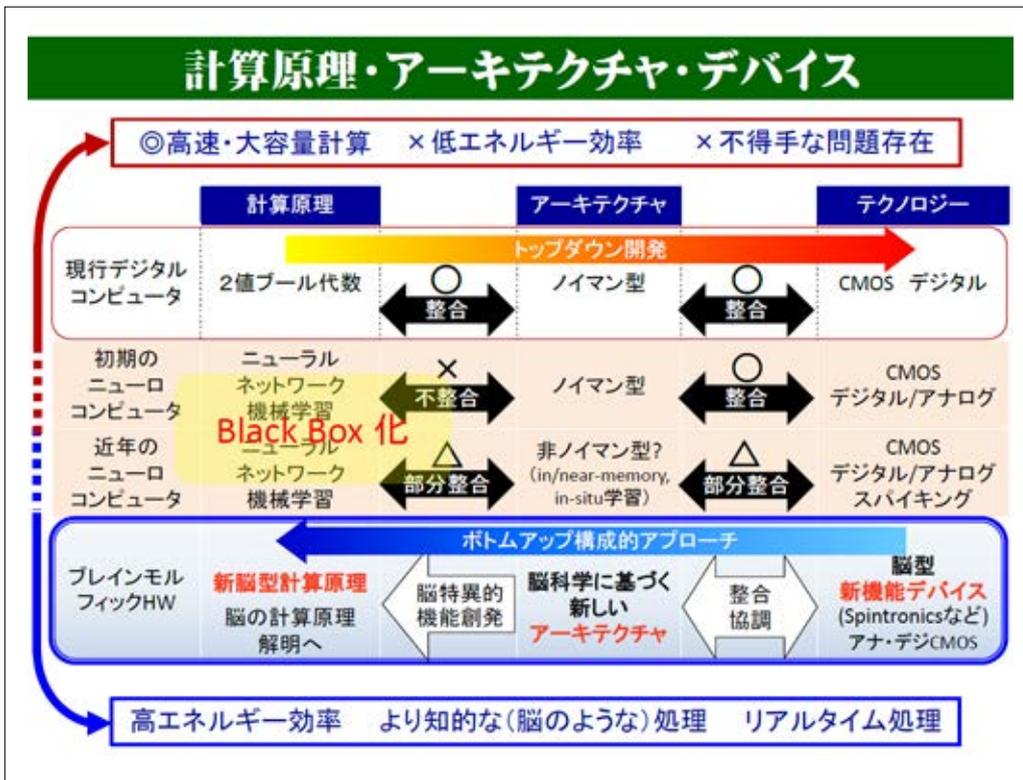


図4-1-2 ハードウェア実現のための3つの要素間の整合性

クノロジー」間にギャップがあり、この2つのギャップをどう埋めるかが課題になる。ここでは「計算原理」と「アーキテクチャー」、つまり脳型の計算を中心に述べ、テクノロジーとデバイスについては少し触れるに留める。

まず脳型計算の特徴について述べる。脳は非常に複雑なダイナミカルシステムであり、要素還元論も全体論も適用できず、これを設計するのは非常に難しい。また、構造と機能に密接な関係があり、機能を変えれば構造も変わるし、構造を変えれば機能も変わる。さらに、マルチスケール、マルチレイヤーでマルチフィードバックであるような複雑な構造を持っており、この複雑な構造のゆえに複雑な処理、すなわち高度な処理ができるというからくりになっている。このような構造と実現される機能には密接な関係があるとともに、学習等によって構造も機能も変化する、非常に動的なシステムである。生物は、このような複雑な構造による機能の実現に進化的にうまく対応してきたが、工学的にはこのようなシステムの設計論は確立していない。これは今後検討すべき大きな課題である。

さらに、脳は階層的な構造を持っており、それぞれの階層の中でまた複雑なマルチレイヤー、マルチスケール、マルチフィードバック構造があり、それぞれが情報をやりとりしながら全体を構成している。これらの特異的な構造は進化的に獲得してきたものであるが、これらがそれぞれに特異的な機能を持っており、それらが合わさって脳全体を構成している。ただし、大脳皮質の部分だけは少し違っており、比較的均一的で特殊な層構造を持っている。まとめると、脳は職人が集まったような専用回路の統合体であるようなアーキテクチャーを持っている。このような全体構造を作り出すのが最終的な目標であり、将来的には、このような専用回路を統合した全体構造を実現することが必要になると思われる。

図4-1-3は、上記のマルチスケール、マルチレイヤー、マルチフィードバックの特殊な入れ子構造のイメー

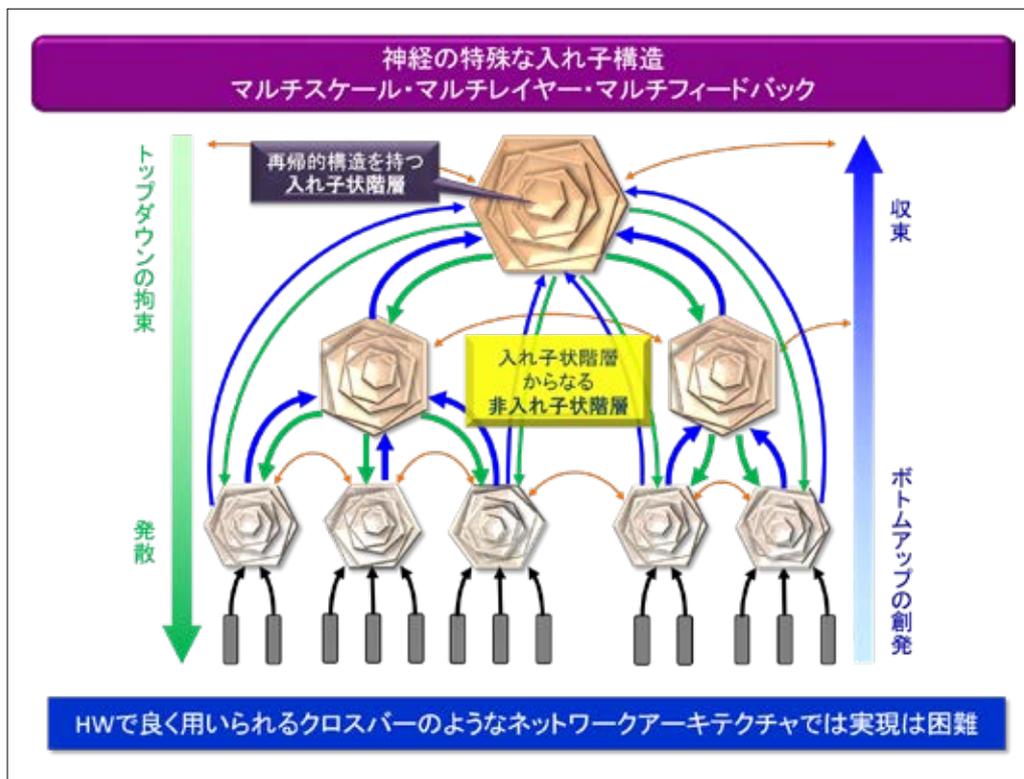


図4-1-3 脳の各機能をつなぐ複雑な入れ子構造と非入れ子階層構造

ジを表現したものである。バラの花のような絵で表現された各ブロックは、脳内に散在している専用機能を持つ構造であり、それ自体の中に再帰的な構造を持つ。これらが入れ子になったネットワークがあり、これらがボトムアップ的につながっている。さらに、同時にトップダウン的にもつながっている。ボトムアップで機能を創発させつつ、トップダウンで制御、拘束している。トップダウン的接続は収束結合、ボトムアップ的接続は発散結合を基本としており、さらに横方向にも相互結合している。このような複雑な入れ子構造が存在しながら、さらに非入れ子構造が存在し、これらが双方向につながっている、という非常に複雑な構造を持っている。

このような複雑な構造を、従来のハードウェアを使ってクロスバーのようなネットワークアーキテクチャーによって効率よくつくるのは非常に困難と推測されるので、新しいハードウェアパラダイムを考えて実現していかなければならない。そこで、ブレインモルフィックハードウェアパラダイムでは、生理学的な構造とその仕組みを考え、それをプロセスやダイナミクスによる情報処理につなげ、さらにデバイスや回路の物理的あるいはダイナミックな性質を直接的に利用して、生物物理をデバイス物理で直接的に再現したいと考えている。その際には、複雑性や複雑ダイナミクスが必要となり、ゆらぎや変動、ノイズなども利用する必要がある。

さらにもう一つ重要なことは、身体性による制約等をしっかりと考慮しないと、脳らしい機能の実現できないことである。図4-1-4内の赤い四角で囲ったところが脳に特異的に創発する機能の例である。これらが必要な理由は、我々には体があり、これにより制約を受ける物理的に有限なリソースしかないためである。それにもかかわらず、我々は無限定で動的で不確定な世界に対峙しなければならないため、できるだけ効率的に余分なことはやらないような独特な情報処理様式を、脳が進化的に獲得してきたと思われ、脳型ハードウェアでは、これらをよく考慮すべきである。

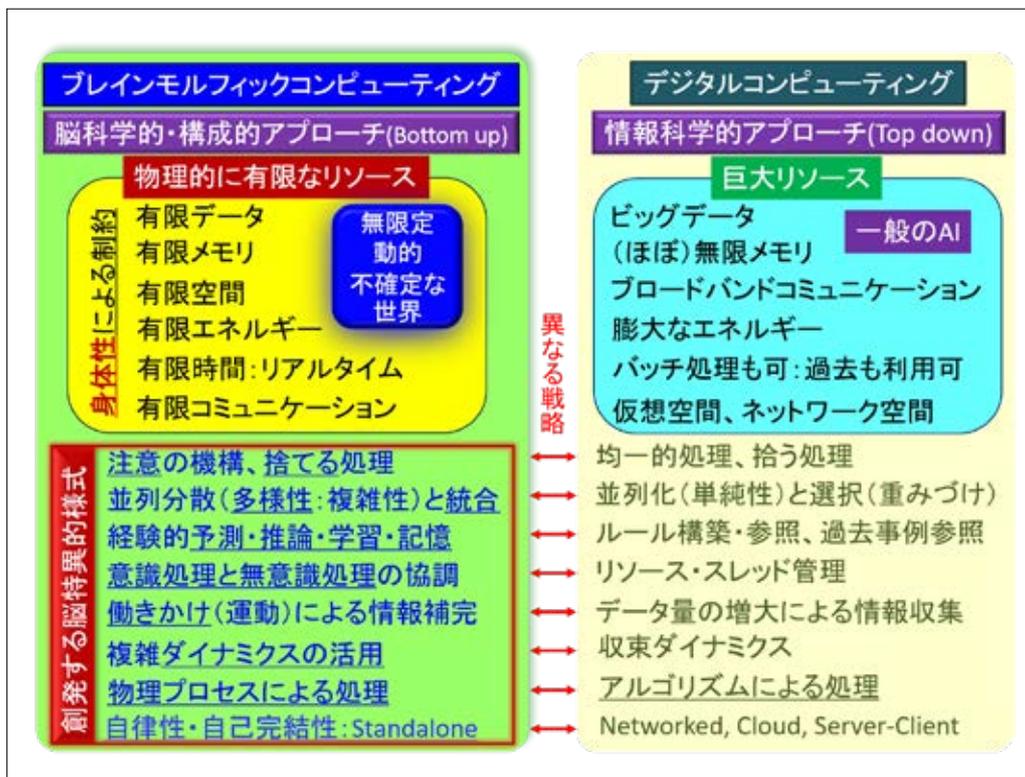


図4-1-4 脳型ハードウェアとデジタルコンピューターの異なるアプローチ

これに対し、図4-1-4に示すように、現在のデジタルコンピューターは巨大リソースを持つことが可能なので、同じ機能を実現する際でも全く違う戦略を取っている。戦略も違うため、ハードウェアも違ったほうが効率がよいということになる。脳型ハードウェアは脳科学的で構成論的アプローチを取ることにに対し、デジタルコンピューターはトップダウン的な情報科学的アプローチを取るが、これらの2つをうまく結びつけることでより優れたシステムが実現できるのではないかと考えている。

図4-1-5に、従来のデジタルコンピューターによるシステムと脳型ハードウェアシステムの構成を比較する。現在のデジタルセントリックなシステムは図の上側に示すような構成であり、ブレインモルフィックハードウェアは図の下側に示す構成である。ブレインモルフィックハードウェアでは、センサーもアクチュエーターも含めて全体で脳であるという考え方なので、これら全部を脳型のセンサー、デバイスで構成して、それらと一体で職人がたくさんいるような準専用なハードウェアを作る。この際、エンボディメント、すなわち、身体性を考えた上で実現する必要がある。このため、デバイス側としては、センサーやアクチュエーターを脳型にしていくことが必要になる。

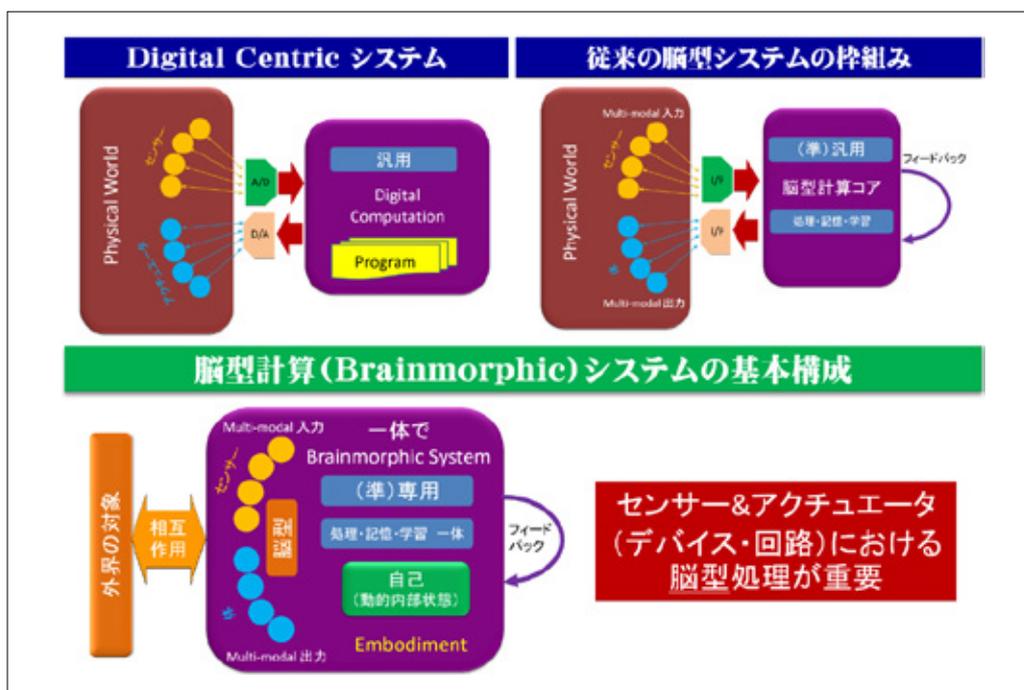


図4-1-5 デジタルコンピューターと脳型ハードウェアシステムの構成

もう一つの課題である、テクノロジーとデバイスに関しては、今後も様々な新規デバイスが研究開発されることが期待されるが、ハードウェアシステムのカテゴリと計算パラダイムに対するデバイスの要求特性をまとめると図4-1-6になる。センサーにおいても脳型AIに適したデバイスが必要になるが、考え方としてはBiologically feasibleでありながらComputationally Efficientなデバイスが必要である。したがって、ブレインモルフィックハードウェアパラダイムでは、非ノイマン型の構成を取りつつ、これらの両方をうまくバランスさせることが必要であり、これが難しい要素である。例えば、Brain-mimicやNeuro-mimicの場合には、Biologically feasibleを重要視するが、必ずしもComputationally Efficientではないかもしれない。従って、ブレインモルフィックコンピューティングパラダイムに適したデバイスを創っていく必要がある。

## デバイス・ハードウェア

ハードウェアシステム要件 Biologically Feasible,  
but Computationally Efficient

Category	Computational Paradigm	Biological Feasibility	Computational Efficiency
AI (NN-based AIを含む)	Neumann	△ or ×	△
Brain-Inspired	Neumann + Partial Non-Neumann	△	○
Neuromorphic (C. Mead, 1980)	Originally Non-Neumann but Neumann included	△ or ○	○
<b>Brainmorphic</b>	<b>Non-Neumann</b>	<b>○</b>	<b>○</b>
Brain-mimic Neuro-mimic	Non-Neumann	◎	×

脳型計算パラダイムに適したデバイスが必要

図 4-1-6 各カテゴリの求められるデバイス、ハードウェアの要件

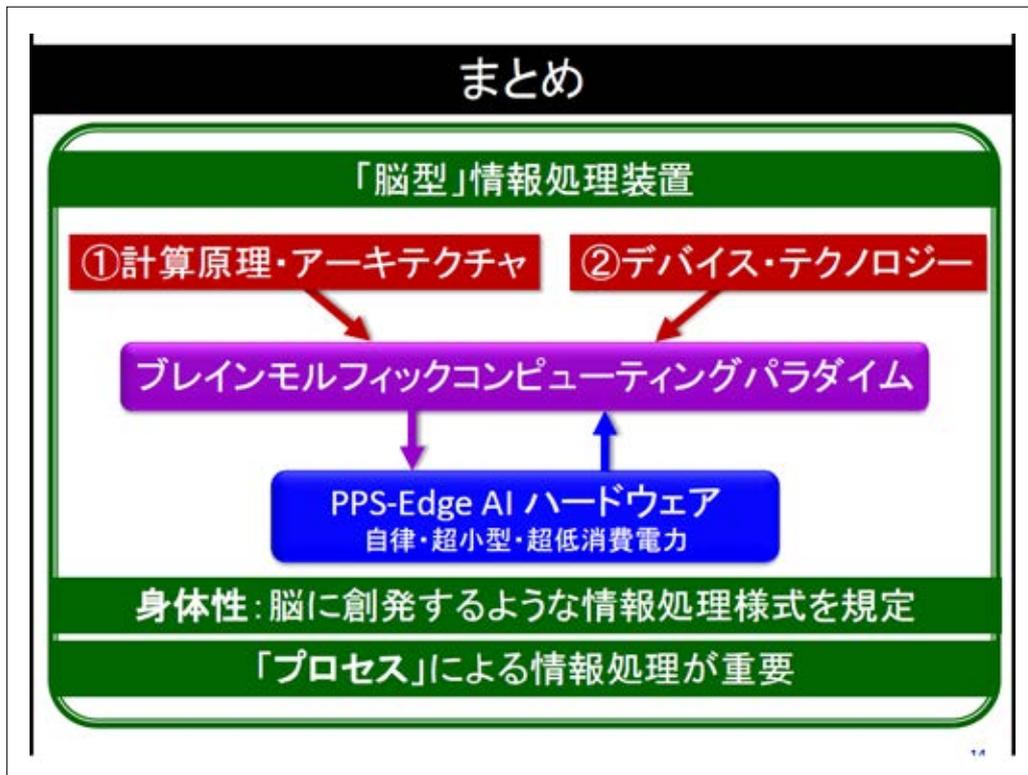


図 4-1-7 まとめ

## まとめ(続き)

- **情報科学的アプローチに加え脳科学的アプローチが必要**
  - **脳のアーキテクチャー**に学ぶ**ブレインモルフィックコンピューティングパラダイム**と、その**物理的・直接的なハードウェア実現**に可能性
  - 「**身体性**」の導入・活用による**脳型処理**
  - 「**プロセスとしての情報処理**」がkey
- **新奇(アナログ)ナノデバイス・回路技術**
  - **デバイス・回路牽引型のイノベーション**  
物理特性を**直接的に**脳型処理に活用
  - **脳型センサデバイス**
- **設計論の転換が必須**(複雑・時変・動的システムとして)
  - Worst case design から Typical case designへ
  - **不確実性、変動、ノイズなど: 排除から活用へ**



15

図4-1-8 まとめ (続き)

以上を図4-1-7と図4-1-8にまとめる。脳型の情報処理装置をつくるためには、前述した2つのギャップがあり、それらを埋めなければならない。それを埋めるために、ブレインモルフィックコンピューティングパラダイムという枠組みの中で、ボトムアップ的に構造的に埋めていくアプローチがある。その一つの応用としてPPSエッジがあり、自律・超小型・超低消費電力なシステムを実現する研究を進めることで、新たな脳型計算ハードウェアのパラダイムをつくっていこうとしている。また、ここでは説明を省いたが、身体性を考える必要があり、そこではプロセスとしての情報処理が重要となる。

このブレインモルフィックコンピューティングパラダイムでは、脳科学的アプローチが必要で、脳のアーキテクチャーに学んだ結果を物理的に直接構築するハードウェアを設計する。そのためには、新奇アナログデバイス(アナログのナノデバイス)や、回路技術が重要になってくるため、デバイス・回路牽引型のイノベーションというべき新たなイノベーションの形になることが予想される。さらには、図4-1-8右側に示したように、デバイス・テクノロジーからアーキテクチャー・計算原理に向かうボトムアップ的なアプローチと、計算原理・アーキテクチャーからデバイス・テクノロジーへと向かうトップダウン的なアプローチを、何度も循環させることによって、最終的には脳の計算原理まで到達することを期待している。

## 【質疑応答】

Q：ブレイン志向とはアナログコンピューティングデバイスをニューラルネットワークに導入することによって、低消費電力化、高速化を図るというのが底流に流れているということか。

A：アナログでもデジタルでもよいがアナログのほうがよりこれには向いている。しかし物理現象そのもので脳の中に起こっているものを再現していくというのが肝である。そのためには、例えば、学習を学習回路で実現するのではなく、デバイスの特性そのもので学習できるようなデバイスを創るのが狙いで、最近ではそのような研究が進んでいる。

Q：例えば、最近よく使われ始めてきたメモリスタとかPRAMのようなデバイスをアナログ的に使うことによってニューロモルフィック計算を実現するということか。

A：メモリスタはそれ自体では学習しない。狙いはデバイス自体が学習機能をもつ事。例えば、スピントロニクスについて言えば、入力パルスの時間差でスピントロニクス内の結合重みが自動的に変わっていくという、いわゆるSTDP（Spike-timing dependent synaptic plasticity）学習則が学習回路なしでできる。さらに、ニューロンとして使ったときも、パルスのLeaky integrate and fireのような機能が、そのデバイスの物理特性で直接的に実現できる可能性が示されている。

Q：ブレインコンピューティングやブレインモルフィックでは身体性が重要とのことだが、もう少し掘り下げた説明をいただきたい。

A：例えば、人間は目が前方に2つしかないので、背後に何があるかを認識するには首を回すか、あるいは後ろに何があるかを想像する必要がある。そのための推論では、例えば暗闇であるとか、周辺に人がいるかないかなど、そのときの環境によって全く違う推論をおこなう。身体の状態や環境に対して自然にこのような機能が創発してくるというのがポイントである。この場合、現在のデジタルコンピューターの枠組みでは背後用のセンサーを追加するという解決策を取るが、センサーを追加できない身体性による制限下でもなんとか対応している脳のような情報処理を実現する事が重要である。つまり制限された範囲でしか身体を動かさない状況下で新しい情報を入手し、予想、学習、判断をして準最適な行動を決定する。脳はそれを自然に実現している。ある意味、身体自体も脳の一部として情報処理することも身体性といえる。

Q：身体性に関してフィジカルなものを使う代わりに情動的な身体を定義するアプローチもあると思うがどうか。

A：身体を情動的に定義するのは大変難しいと思われる。リアルな身体をバーチャル空間で作り出すのは結局、実際にもものがないとできない。しかし、どのような場合でも自分の状態を知る必要があるので、もう一つの身体性というべき、自分の自己内部状態、あるいは内観を動的にどうやって実現し把握するかというのがポイントになる。

Q：例えばロボットについて言えば、身体性のような制約を外し、必要ならセンサーを追加して制約を無くすアプローチに関して、意見はあるか。

A：制約を外すアプローチは処理などが効率的に行える場合があるので、そのような場合にはエッジ処理には都合がよい。しかし脳型AIを追求するためには制約のある身体性を想定して研究することも重要である。

Q：人の脳は部分的な回路が連携した大変複雑なシステムであり、その理解は十分ではない。そのため、まずは無脊椎動物など単純な神経系を追求するところから研究を進めるのもよいと思うがいかがか。

A：現在、脊椎動物の脳でもほぼ遺伝的に構造や機能が決まっているような脳幹などを例に研究をしてい

る。そこから一般化できるところもあり、さらに拡張することも期待できる。エッジにおいては特にシステムの単純化が重要であり上位の処理まで組み込むことは難しい。より複雑な処理はエッジの上位に、エッジをまとめるものを作ることなど、機能を適材適所に配置することになろう。そのシステムの中で高効率なエッジ処理を考えるのが良い。そこには脳幹などの研究が役にたつはずである。

Q：エッジシステムの実現という流れは理解できるが、その処理に必要な機能を物理現象そのもので実現するというアプローチには距離がある印象があるがいかがか。

A：まず、時間的、空間的、値的に物理現象に近いダイナミクスを使用したほうが豊かなダイナミクスが実現できると思われるので、可能な限り基本となるネットワーク構造は保存して直接これをつくりたい。ただし、機能によっては別のネットワーク構造の方がよい場合もあるので、できるだけその機能のためのダイナミクスは保存したまま、時間情報を使用するなどの別の方式でつなげていく。そのようにして、全体として1つの大きな塊としての機能を実現する事を目指している。

## 4.2 新デバイス材料のAIチップへの応用

秋永 広幸（産業技術総合研究所）

ここでは、(1) 新材料そのものが情報処理を行う、(2) 材料開発がAIチップの高性能化を推進する、という2つの話題を提供する。

今回私が指名されたのは、IEEEと応用物理学が中心となってまとめているInternational Roadmap for Devices and Systems (IRDS) で、Beyond CMOS技術領域の日本側のリーダーを務めているためと理解している。IRDSのBeyond CMOSでは、図4-2-1に示すように、サブ・ナノメートルの時代で計算の効率や性能を高めるためには、Emerging Material、Device、Process、そしてEmerging Architectureを一体で開発していくことが重要だと謳っている。特に、2020年度版から新たに加わったEmerging Materials Integrationチャプター、ここも日本側のメンバーが担当したチャプターだが、新しい材料をインテグレートすることによって計算能力を大幅に引き上げることができると書いている。これが一つ目の話題(1)につながる。

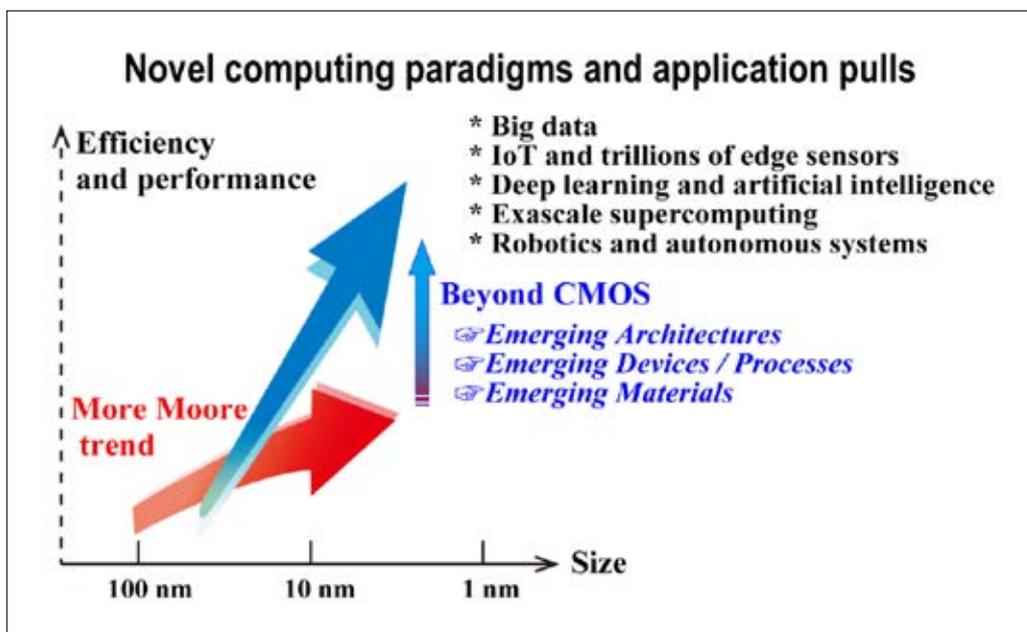


図4-2-1 More Moore、Beyond CMOS、Novel Computing Paradigms and Applicationsの関係

(2020年度版IRDS Beyond CMOS Report, Figure BC1.1より)

このチャプターで取り上げられている、いくつかの事例をご紹介します。これは私たちの研究例だが、抵抗変化型メモリ ReRAMやアナログ抵抗変化素子RANDを強化学習に使用した例や、あるいはスピントロニクス材料で確率的コンピューティングに使えるといった例がIRDSで取り上げられている。また、今日も話題に上がっているリザーブコンピューティングに関しては、回路側と適切にマッチングが取れる寿命で減衰するような特性を持ったデバイスが必要になってくるが、そこでも材料の特性を生かす研究が行われている。このよ

うに、顕在化した材料の特性が、スケールアップ後も、情報処理アーキテクチャの視点から制御できるような材料、こうした材料が情報処理の新しい分野を形成していくと考えられる。

続いて、(2) の話題に移る前に、視点を変えて標準化の話題を提供したい。AIの開発に関しては、例えばOECDの研究開発ガイドラインが有名だが、米国でもAI戦略的プランというものが2019年にアップデートされ、その中の戦略6の項で、AI技術と標準、あるいは信頼性といったキーワードが増えてきた。先ほど、産業技術総合研究所のABCIからベンチマークに関する話題提供があったが、そうしたことも関係している。AIの研究開発に関しては、例えば経済産業省のConnected Industries関連施策のものづくり・ロボティクス分科会からも、共通基盤としての重要性が指摘されている。また、統合イノベーション戦略推進会議のAI戦略2019でも、AIの先端的な研究技術を開発していく過程において、標準化に関する目標が設定されている。

この話題を提供した理由は、国際標準化（IEC）のTC113というナノエレクトロニクスを所管範囲とするテクニカルコミッティーで信頼性のコンビナーを私が務めているからだ。自分でも幾つか提案をしており、特にAIハードのデバイスの評価、あるいは評価技術のプロトコルを開発してきた。本日のIBMの山根氏からの話題提供にもあったが、配線技術（コネクターム）の評価技術や、これから話す酸化物の薄膜と金属の界面を評価する技術、特に最近では、アナログ抵抗変化の評価のプロトコルも作っている。

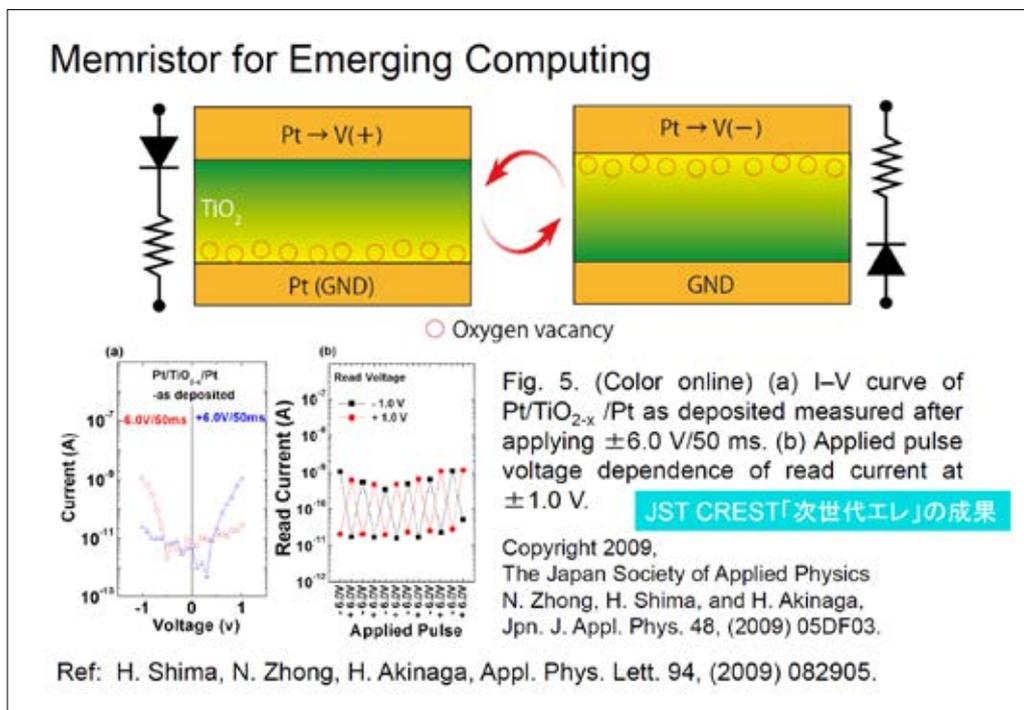


図4-2-2 メモリスターの構造と動作

図4-2-2は、本日既に何度か話題に上ったメモリスター、あるいはReRAMと呼ばれる素子で、酸化物を金属で挟んだ非常に単純な構造をしている。デジタルメモリーとしてはすでにマーケットインがなされているが、アナログデバイスとして使う目的で、私どものグループは、JST-CREST「次世代エレ」で研究開発を行っ

た。低消費電力は非常に難しいのではという指摘があったが、10年間研究を続けてきたところ、実用に供することができるようになった。NEDOの「IoT推進のための横断技術開発プロジェクト」事業の研究成果として、アナログ抵抗変化素子を使ったエッジ用のチップで、大幅に低消費電力化が図れたことを報告している(図4-2-3参照)。

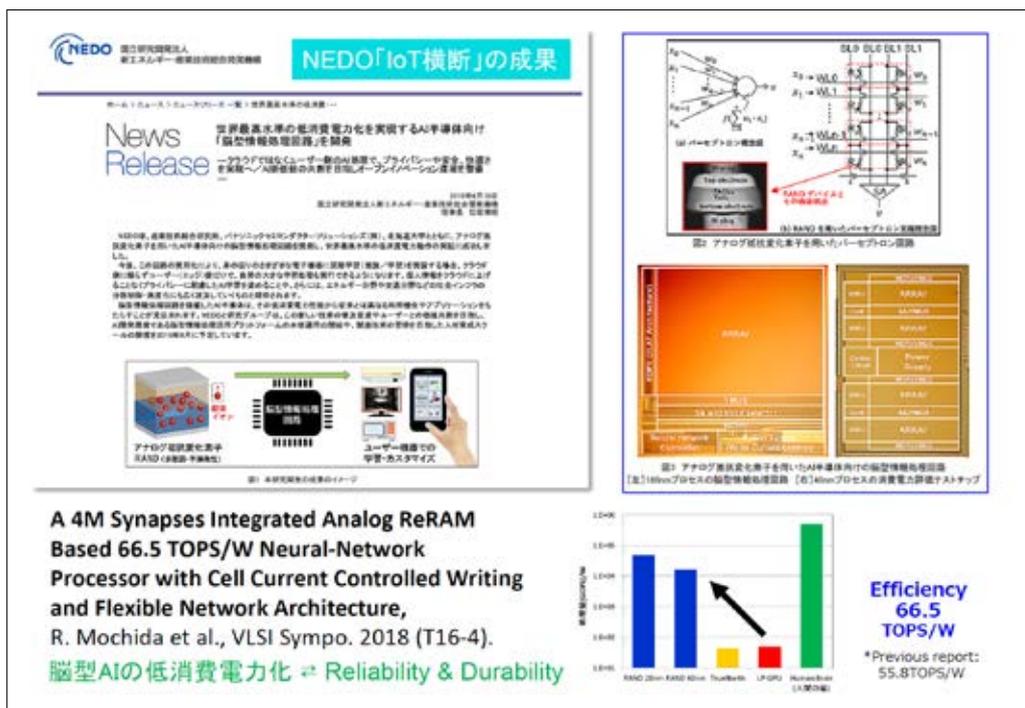


図4-2-3 アナログ抵抗変化素子を使ったエッジ用チップ

(「世界最高水準の低消費電力化を実現するAI半導体向け「脳型情報処理回路」を開発」NEDOプレスリリース、2018年6月18日 [https://www.nedo.go.jp/news/press/AA5\\_100977.html](https://www.nedo.go.jp/news/press/AA5_100977.html))

このデバイスの低消費電力化において、信頼性は非常に重要な研究開発要素になる。例えばフラッシュメモリの研究開発に取り組んでいる人はよく分かると思うが、エラーコレクションを行うと、結果として消費エネルギーが増大してしまう。実はこの抵抗変化材料にも同様の特徴があることを次に示す。

チタンオキサイド (TiO<sub>2</sub>) を金属電極で挟んだ ReRAM アナログデバイスの周波数特性は、図4-2-4に示すように、食虫植物のハエトリソウと非常に似ているところがある。この抵抗変化のメカニズムを追究した結果、そのデバイスに蓄積されたチャージの履歴で抵抗変化が起きることを、10年以上前に私たちはつかった。そこで、アナログ抵抗変化を起こすためには、パルスでコントロールするのが良いと多くの人が考えた。例えば積和回路でメモリスターを使う場合には、パルスで学習結果を不揮発性メモリーに記録させるということをしている。

今のところこの方法は成功しているが、幾つか問題がある。抵抗変化をする酸化物材料の種類、あるいは電極材料の種類によって、このアナログ抵抗変化の振る舞いが変わってしまう(図4-2-5参照)。例えば2層の金属の間に酸化物層がある構造でパルスを印加していくと、コンダクタンスが上がったり下がったりする。材料の組み合わせを変えるとこのコンダクタンスの振る舞いが変わる。また、コンダクタンスの上がり方や下

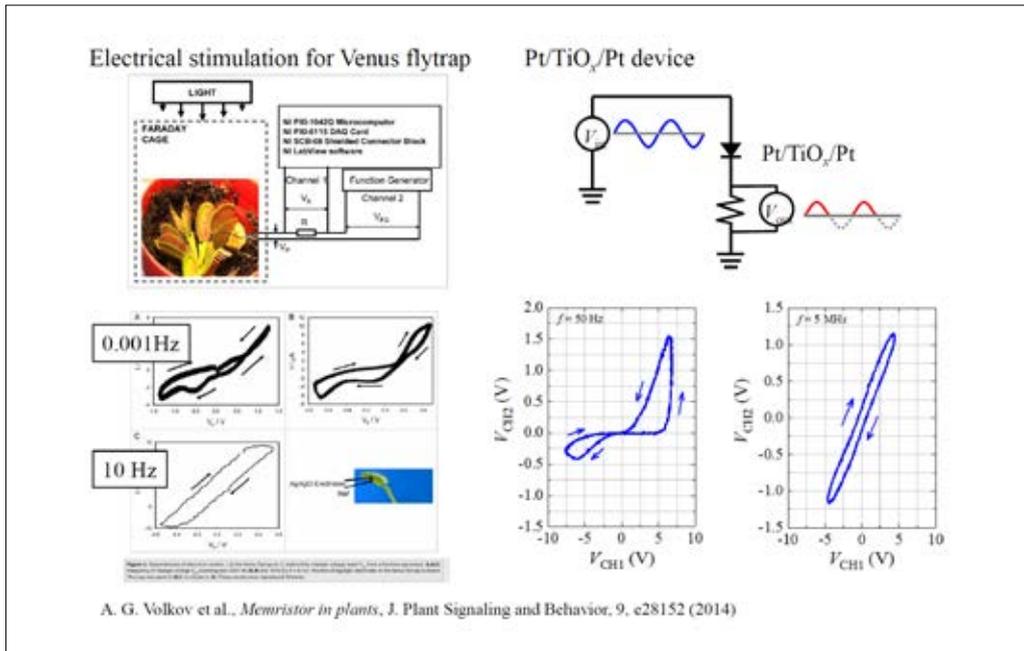


図4-2-4 ReRAM アナログデバイスの周波数特性

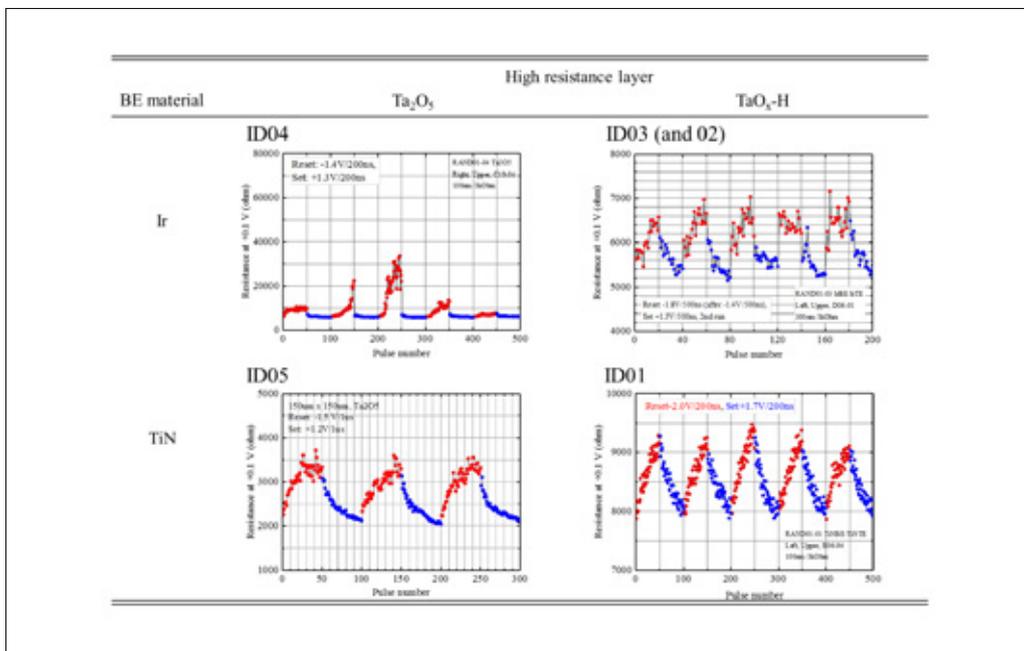


図4-2-5 ReRAMのコンダクタンス変化

がり方が一様ではなく、大きく揺らいでしまうことがある。この揺らぎはReRAMアナログデバイスの弱点だと指摘されたことがある。学習結果を保存する抵抗変化に揺らぎがあると、積回路のエネルギー効率が低下するだけでなく、例えば画像認識を行った際に、その認識率の低下にも直結するからだ。しかし、電極と酸化物からなる界面の材料特性を精密に制御することで、良好なアナログ抵抗変化が起こることが分かった。現在、こうした素子を使って脳型AIチップの開発を進めている。

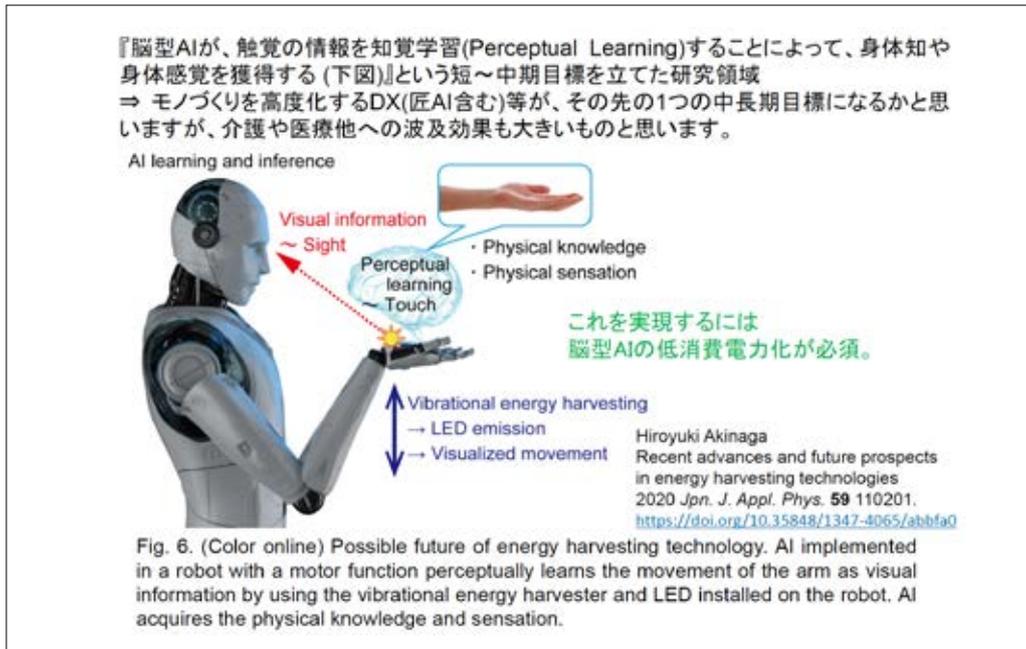


図4-2-6 触覚情報の知覚学習による身体感覚の獲得

現在、私はJSTではエネルギー分野の戦略領域の副統括を担当している。そこではエネルギーハーベスターの研究開発をしているが、例えば振動発電の素子は、振動の結果として得られる電力、もしくはその信号にいろいろな情報が乗っている。それをうまく具合にエッジAIと組み合わせてロボットに組み込むことができれば、もしかしたら身体知、人間の赤ちゃんが行動を通じて学習していく過程を追いかけていくことができるのではないかと考えている。このことは最近のJJAPでレビューを書いている(図4-2-6参照)。そうなるためにも、脳型AIの低消費電力が進むことが期待される。

【質疑応答】

- Q：最後のスライド(図4-2-6)にある触覚はロボット分野でもホットピックスになっている。触覚センサを実際にロボットに搭載したとき耐える材料になっているか。
- A：力学的なショックにセンサデバイスが耐えられるかどうか、まさにハーベスターの技術領域で課題として挙がっている。3次元的な振動に耐えられるかどうかは不明だが、かなりロバストなハーベスターができるようになってきている。先のCEATECではTDKが自動車のタイヤに振動センサをつけた例が展示されていた。かなりタフな状況でも電力を発生しセンシング情報を出し続けることができるようになってきている。ロボットに搭載しても動作するのではないかとと思われる。脳が例えば右手を動かす指示を出したとき、恐らく動作の遅延や、予測していた加速度と違った動きをするということが起こると思われる。その情報を画像情報で取り込むことができれば、それがまさに身体知を得ることにつながっていくのではないかと想像している。そんなことをイメージして図4-2-6を描いた。
- C：ロボットが自分で自分に触れて感じることができるようになることは非常に興味深い。こういうセンサができ上がったら大変うれしい。
- Q：ReRAMは抵抗値が低すぎるところが問題だと思われる。グラフの電流のオーダーを見ると $\mu A$ で、こ

れはかなり大きい。それにも関わらず数10TOPS/Wの性能が出たというのはどうしてか。

A：動作が速いからだと考えている。100ns程度のパルスを印加している。昔は $\mu s$ くらいで動くものが多かった気がするが、抵抗を上手にコントロールすると100nsオーダーでも動作できる。この時間軸の高速化の効果が大きかったと私たちは考えている。また、指摘されたように抵抗の大きさは非常に重要である。私たちのデバイスでは数k $\Omega$ 程度の抵抗で使うようにしている。抵抗を大きくすると確かに低消費電力化するが、動作が遅くなってしまう。金属電極と酸化物の界面に少々酸素欠損を入れて比較的オーミックコンタクトに近い条件で動かした方が最終的には速くなる。

Q：今後の高効率化は、どの程度まで進められそうか。

A：これまで私たちは信頼性を上げることに注力してきたが、高効率化についてはもう1桁上を目指している。それはまさに脳とコンパラブルか、少し低いところになる。

Q：ReRAMの抵抗値はどのくらいの幅で変えられるか。

A：正直のところ、今は抵抗値を桁で変化させるということはない。数倍の範囲で変化させている。この点は共同研究者と随分議論を重ねたが、それほど抵抗の変化幅がなくても問題ないような使い方限定の方が、マーケットインが早められるという結論に至った。メモリーとして使用するならもう少し大きい方が良い。幸い、金属-酸化物の界面のコントロールで抵抗変化の量の制御に関してかなり知見を積み重ねている。エッジ用アナログ抵抗変化素子としては、この程度が最適と判断した。

### 4.3 強誘電体FeFETを利用したリザバーコンピューティング

高木 信一（東京大学）

ムーアの法則の飽和に伴い新しいコンピューティングが進展する中で、長年シリコン集積デバイスの研究に携わってきた経験から、新コンピューティングを支える先端シリコンデバイス技術は非常に重要と認識している。ここではリザバーコンピューティングに注目し、先端CMOSデバイス側から、新しい物理リザバーの提案について、報告したい。

記憶や非線形性等が必要とされる物理リザバーに対して、集積度の高いデバイス展開を考えると既存のCMOSプラットフォームとの整合性が非常に重要である。スピントロニクスデバイスやメモリスター系デバイスはバックエンドプロセスにおいてシリコンCMOS上に形成可能であり有力な候補であるが、ここではフロントエンド側でリザバー機能が実現できるものを考えたい。

具体的には、図4-3-1に示す強誘電体をゲート絶縁膜に用いたトランジスタ（Ferroelectric field-effect transistor、以下FeFET）を物理リザバーとして使う検討を進めている。

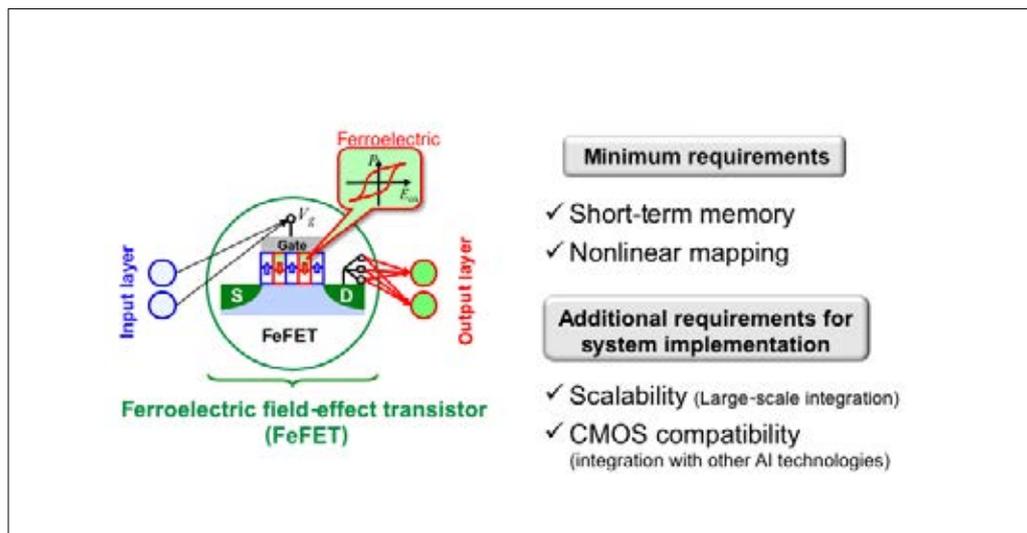


図4-3-1 Ferroelectric field-effect transistor (FeFET)

強誘電体を使ったデバイスに強誘電体メモリがあり、これはDRAMのキャパシターを強誘電体に置き換えたもので既に実用化されている。一方、ゲート絶縁膜に直接強誘電体を使うデバイスについても多くの研究例がある。特に2011年にハフニウム酸化膜系で強誘電性が出るといことが報告されて以来、先端CMOSプラットフォームで実用的に使用されている材料とほぼ同一の材料系であることから注目を集めている。加えて、これまで強誘電体メモリで使われている材料は薄くすると強誘電性が失われてしまうが、ハフニウム酸化膜系は薄膜にしても強誘電性が失われず、むしろ薄いほうが特性がよいといった性質があることから、非常に期待されている。

既にメモリ応用やある種のロジック応用が活発に検討されている他、近年ではクロスバー型のニューロモルフィックデバイスに使う検討もかなり熱心に行われている。我々は、このハフニウム酸化膜系を用いたFeFETを物理リザバーとして使う新しい取り組みを進めている。

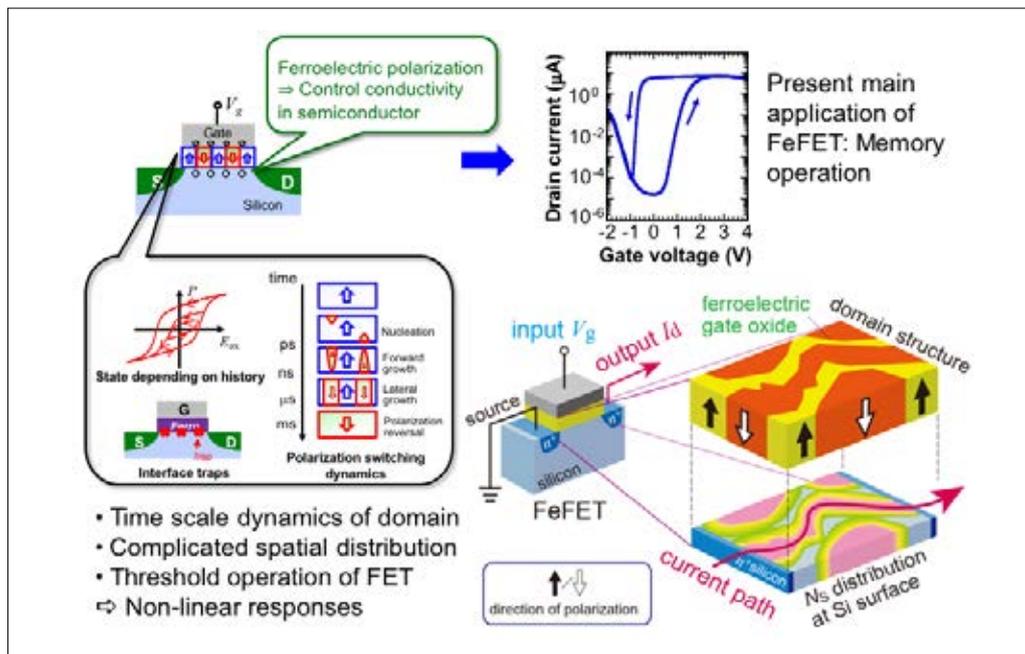


図4-3-2 FeFETの構造と動作

FeFETでは図4-3-2の右上に示すように、電流電圧特性が書き込む電圧状態によって異なることを利用してメモリー機能を実現している。これはゲート絶縁膜が強誘電体であるため分極特性を持つことによるものである。分極の状態の変化は、図4-3-2の左に示すように、分極状態の揃ったドメインというある空間領域が、膜全体に広がっていく一種の相転移と捉えられる。しかも、現在主流として使われている、ALD(原子層堆積法)などによって形成されるハフニウム酸化膜系強誘電体は、複雑なグレインの構造を持っているため、非常に複雑な電気的応答を示す。単純なメモリーとしてはあまり好ましくないが面内で一様でないグレイン構造を含む複雑な膜構造ができていく可能性がある。このため、本質的にタイムスケールでのダイナミックな挙動を示すことに加えて、複雑な分極の空間分布を持つことになり、非常に多様な時間ダイナミクスを示す可能性がある。FeFETは、これをトランジスタの閾値動作により読み出しており、結果として複雑な非線形応答が得られると考えている。図4-3-2右下の模式図に示すように、空間的にも時間的にも大きな分布をもつ分極状態に対して、電流の読み出しを行い、ある種の平均した値が出力として出てくることになるので、種々の非線形な機構が一つのトランジスタの中に凝縮されている、と見ることができると考えている。まだ想像にすぎないが、これは物理リザーブとしてかなり筋が良いのではないかと期待している。

強誘電体デバイスをリザーブとして使おうという人はこれまでいなかった。今後、様々なアルゴリズムやシステム構成、応用といったものの検討が極めて重要だが、実際に有用性が示されれば、この材料系のデバイスは通常のメモリーやロジックとして既に22nmや14nmなどの最先端のテクノロジーの中で集積化された例が報告されており、実用化の時期は近いのではないかと考えている。また、ある程度の規模のAIシステムになると、アナログ、デジタルの両方の機能を使うことが想定される。AI機能を実行する前後のポストプロセッサやプリプロセッサなどはCMOSのデジタル回路を使ったシステムになることを考えると、これらのデバイスがCMOSと一体化して集積化できることは非常に大きなメリットとなると考えている。

以下に、現在まで得られている実験結果について示す。具体的には図4-3-3に示すようにゲートへ三角波の「1」、「0」デジタルパターンを入れ、それに対する時間応答として時間軸上で細かく区切った電流値を読み出し、この疑似ノードのデータに対する重みづけ計算を行い、入力信号に対するある種の認識を行うことを試した。

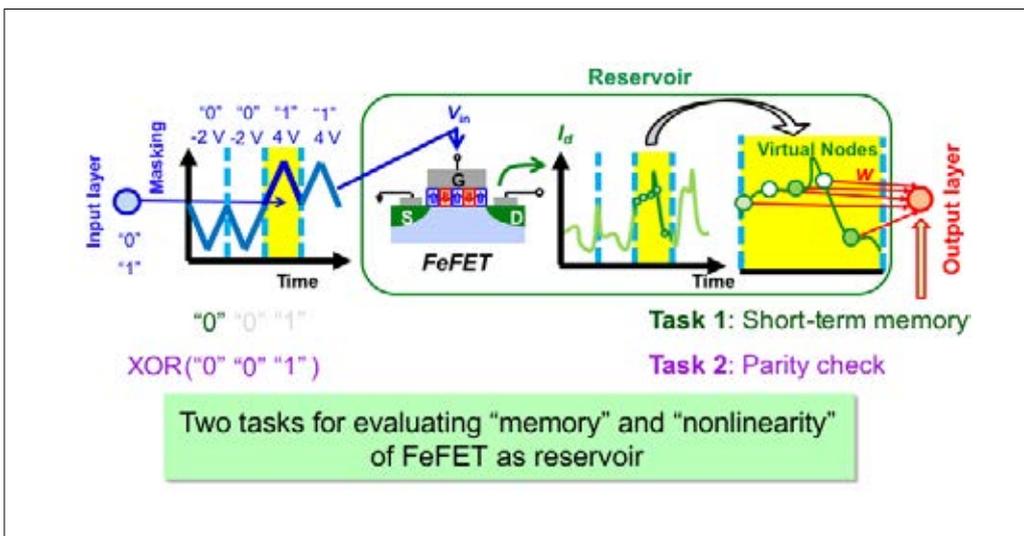


図4-3-3 FeFETリザーバー動作

タスクとして短期記憶、および非線形性が簡単にチェックできるパリティチェックを用い、どの程度過去の記憶容量があるかを単体素子で試した。図4-3-4に示すように、通常MOSトランジスタと比較し強誘電体デバイスではショートタイム、あるいはパリティチェックの両方の機能に対して、より優れた性質を持つことが確認されている。

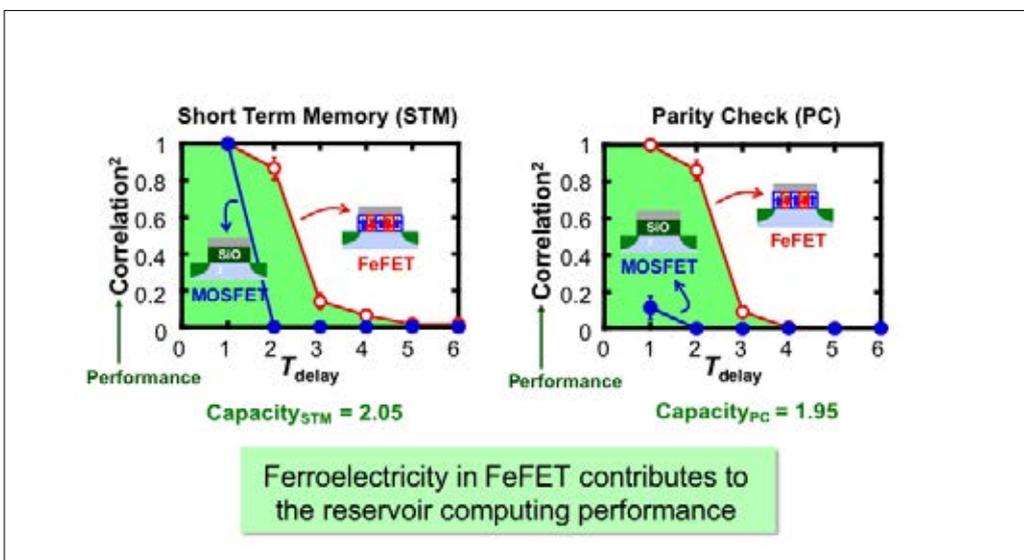


図4-3-4 リザーバーコンピューティング性能検証

ここではドレイン電流の時系列のデータを使っており、図4-3-5に示すように、ゲートへの1入力パルス時間当たり、ドレイン電流を大体100ノードから200ノード程度の時間幅で、細かく切ってそれを疑似ノードとして使っており、およそ100以上のノード数に対してほぼ飽和した性能が得られている。

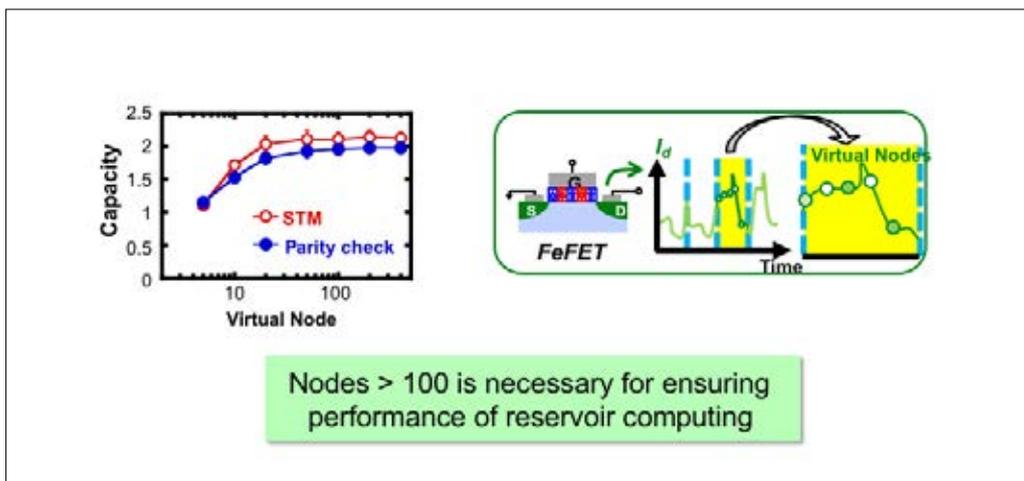


図4-3-5 FeFETリザーバーにおける必要ノード数検証

別の見方として、時系列入力データのパターンをどのくらい識別できるかチェックするため、t分布型確率的近傍埋め込み法 (t-SNE) という機械学習アルゴリズム手法で検証した。その結果を図4-3-6に示す。特に工夫していない単体のFeFETを用いているが、それでも大体4ビット程度の時系列データは識別可能という結果を得ている。

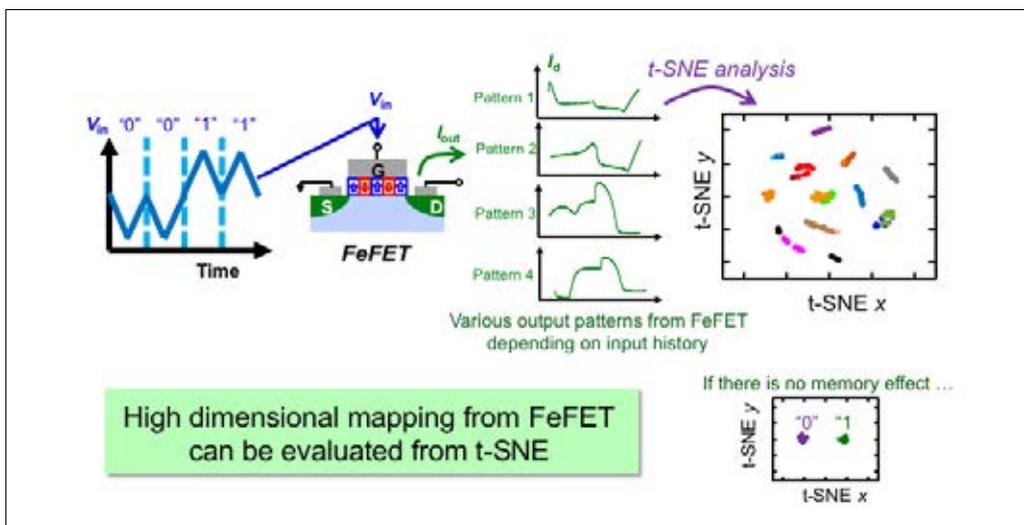


図4-3-6 t分布型確率的近傍埋め込み法によるパターン識別検証

また、識別できる時系列データパターンの数と印可電圧振幅依存性の関係を、t分布型確率的近傍埋め込み法を用いて調べた結果を図4-3-7に示す。強誘電体のため、電圧をかけていくと徐々にマイナーループからメジャーLoopとなっていくが、興味深いのは非常に強く記憶させなくても十分な識別性能が出る点である。ハフニウム酸化膜系強誘電体では信頼性が課題であると言われているが、本結果は信頼性的に無理をしない低電圧でも機能することを意味しており、この点でも有望なデバイス、材料であると考えている。

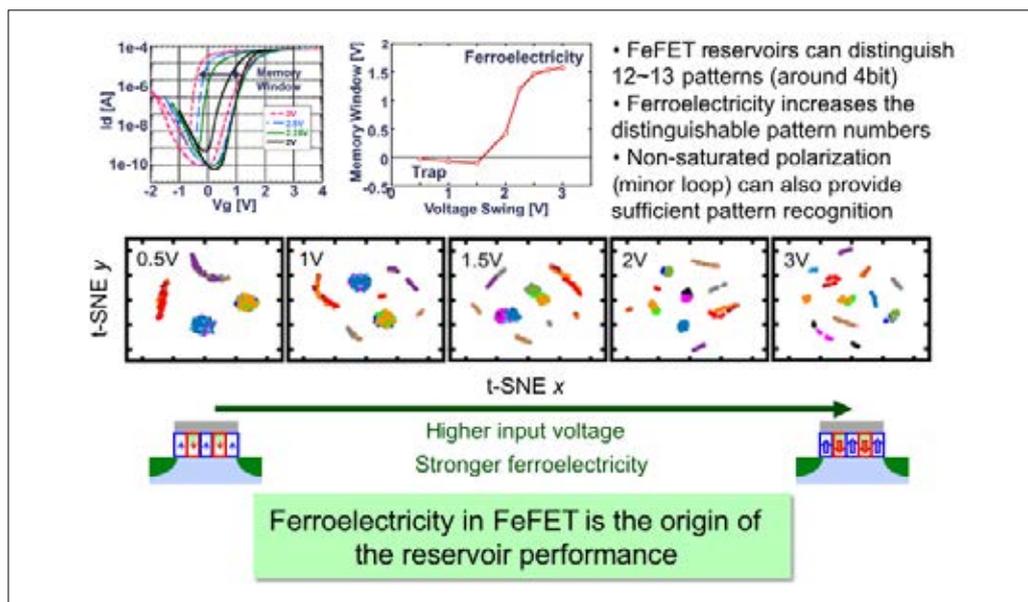


図4-3-7 t分布型確率的近傍埋め込み法による検証の電圧依存性

今後、リザーバ計算性能の向上に向けて、強誘電体膜構造やグレイン構造の改善・最適化についてさらに検討していく。プロセス的な改善に加え、回路・システム上の工夫や情報処理上の工夫などの余地も十分にある。一方で、物理リザーバの性質とAI性能の相関には、まだ不明な点が多い今回のデバイスは構造や使い方の調整により物理リザーバの性質を意図的に変えることができるので、AI性能向上に向けた物理リザーバ特性の指針を提供することにも寄与できるのではないかと考えている。

**【質疑応答】**

Q：ニューラルネットワークとしても有効か。

A：強誘電体自体はメモリー機能自身を内在しているので、使い方と構造によって、様々なニューラルネットワークが実現できると考えている。

Q：リザーバを実現する場合、デバイスのコントロールパラメータは何か。

A：材料とFETの構造を決めた上で、一番重要なパラメータは、入力となるゲート電圧である。例えば分極の速度は電圧（より本質的には電界）で決まり、高い電圧で書き込むと、より速くしっかり書き込まれる。低い電圧では、ゆっくり分極が起こって、かつ書き込まれた分極は忘れやすいという性質がある。電圧を印可する時間も重要である。結果として、入力パルスの電圧の高さと周波数が重要なパラメータとなる。

Q：最適な電圧あるか。

A：具体的な応用次第で、最適な電圧が決まると考えている。今後、調べて行きたい。

Q：バーチャルノード数はどのぐらいまで増やせるのか。

A：どの時間領域に意味のある情報が埋め込まれるか次第で決まると思われる。今後検討したい。

C：バーチャルノード数を増やしても性能が上がらない可能性もある。ダイナミクスに内在する次元などで決まってくると思うので、その辺も調べられるとよいと思う。

Q：このような物理特性を利用したデバイスで、特にEdgeデバイスをつくとすると、実用化はいつ頃になるのか。

A：材料そのものは先端デバイスでは、実際に使われているものに近い状況にあるので、今後、大規模なシステムにおいて、その有用性をデバイス、回路、システムの側から示せるかどうか実用化時期を決めると思われる。

Q：既存CMOSデバイスを用いたEdgeデバイスに対して優位性があるかを示すことがポイントと思われるが、5年、10年程度でできそうか。

A：5年程度で実現できれば素晴らしいと思う。

# 5 | 総合討論

ファシリテーター：東 良太（JST-CRDS）

総合討論では、招聘者（話題提供者、コメンテータ）に事前にアンケートを依頼し、その回答をまとめた結果をもとに、以下の3つの項目について意見交換を行った。以下、事前アンケートの結果をまとめた図と、簡単な議論のポイントおよび主な意見・コメントについて示す。

## ◆我が国が注力すべき脳型AIの研究領域（短期、中長期）

図5-1に「我が国が注力すべき脳型AIの研究領域」についてのアンケート結果をまとめたものを示す。CRDSの案としては、脳科学の新知見の獲得とその数理モデルを用いた新たな情報処理技術の開発、新たな数理モデルを効率的に実行できる物理現象・材料探索とデバイス化、これらを融合した脳型AIアクセラレータ技術の開発を提示した。

### ○脳と身体性、環境との関係

- ・新たな観点として身体性について指摘されている。話題提供の中にも、尾形先生からAIを世界に応用するためには身体知が重要、秋永様から触覚といった身体感覚の獲得が重要、堀尾先生から構成論的アプローチで進めるに当たって身体性による制約条件が重要、といったことが指摘された。
- ・脳は、身体を有している自律エージェントが外部とインタラクションをするときの、まさに中心となる機関である。身体の拘束がある中で世界に対してうまいアプローチを学習していくモデルとして、認知発達ロボティクスや、計算論的神経学がある。

### ①我が国が注力すべき脳型AIの研究領域(短期、中長期)



- ・脳科学、数理モデルにおける身体性の位置づけの明確化。
- ・動的並列分散処理の数理的原理の探索。
- ・脳科学研究の情報科学への歩み寄り(またはその逆)を実現する学際的研究の推進が必要。
- ・既に執行している他研究(例えば量子コンピュータ研究、深層学習研究、脳科学研究や新デバイス研究等)との明確な棲み分け必要。
- ・時間軸・目標(マイルストーン)の明確な設定、ELSI(E)研究との連携も必要。
- ・ハードウェアとしての産業応用を念頭に置く場合には、脳型AI処理前後の情報処理機能との整合性も含めてSiプラットフォーム上に導入が容易なデバイス・材料に絞った研究が必要。脳の機能解明等サイエンス探求の方向性であれば、この限りではない。
- ・物理現象・材料・デバイスの制約を考慮した新しい学習アルゴリズムの開発。
- ・脳のように多様で不均一な構成要素からなるマルチスケール・マルチフィードバックアーキテクチャを持つ脳型AIハードウェアの設計手法の開発。
- ・脳型センサーと人近接(密着型)インターフェイスの開発。
- ・『脳型AIが、触覚の情報を知覚学習(Perceptual Learning)することによって、身体知や身体感覚を獲得する』という短～中期目標を立てた研究領域。
- ・モノづくりを高度化するDX(匠AI含む)等が、その先の1つの中長期目標になるが、介護や医療他への波及効果も大きい。
- ・ターゲット(キラーアプリ)が必要。これは以前から工学を志向するNeuromorphic分野の研究者間でも議論になっていたこと。現状のAIの中でも困難と言われている問題をターゲットに定めて、分野融合で研究開発を進めていくことが重要。その際、ハードウェアは単なるモデルの実行手段ではなく、ハードウェアがあることで機能が実現できる課題であることが重要。

図5-1 我が国が注力すべき脳型AIの研究領域（短期、中長期）

- ・身体と行動が組み合わさることによって、脳の活動が行動に反映され、その行動の結果として、身体そのものがある意味で無限のセンサーになって、それが脳に戻ってくる。脳に入ってくる信号を全部シミュレートできればそれで済む話であるが、複雑さが極めて大きいため実際には身体モデルをつくれぬ。
- ・人間が外の世界をモデル化するのに、身体性は非常に重要である。分からないときは触ってみるとか、たたいてみる、押してみるということができ、それによるレスポンスをフィードバックさせることで学習が進むことがある。そのときには自分の身体モデルを持っていないといけない。
- ・人間や動物の体についているセンサーは、今の産業用ロボットについているものとはけた違いの数であるため、それを情報処理の中に取り入れる技術は完成していない。それをつくることは意義がある。
- ・脳科学の人たちからデバイス材料の人たちまで共通して何か議論ができるものとしては、今のところリザーバーが唯一なのではないか。リザーバーコンピューティングベースで柔軟に環境に即応して、その経験を生かして知的に動くロボットを開発するというプロジェクトを進めている。身体性をリザーバーで置き換えて、身体のリザーバーと脳のリザーバーとの相互作用で身体性を実現して、脳型システムをつくらうとしている。
- ・身体性で一つ非常に重要なのは、身体モデルをつくるということだと思う。脳は常に環境とインタラクションしているわけで、当然環境の予測をしなくてはならないが、その環境と身体とはどう違うのか。必ずしも明確な区別があるわけではなく、ある意味状況に依存する（コンテキストディペンデント）だと思う。自分の身体が拡張するような、例えばF1ドライバーだったら、車が体の一部になるという状況はあると思うので、自分のアクションが及ぼす範囲はどこまでなのかという意味での切り分けが、身体性を理解する上でも大事と思っている。

### ○ターゲット/キラーアプリケーションについて

- ・脳型でも情報処理ができることを示すだけの時代は過ぎ去っており、既存のCMOS技術より、どこでどれだけ優れているか明らかにすることが求められる時代に入りつつある。10年後、15年後にこういうことができるといった具体的なターゲットをつくるべきだ。
- ・現在のAIは、CNNで画像の認識率が飛躍的に上がったことで、認識率という数値が重要になっている。量子コンピュータにおいては、何量子ビットできるかというような数値的な目標がかなりはっきりしており、推進力にもなっている。脳型コンピュータ、脳型システムというのは、そのような数値目標が非常に設定しづらく、明確に記述するのは難しい。
- ・脳型コンピュータの優位性を挙げるのは難しい。量子 supremacy のようにすっきりした感じにはならないと思う。私は「意識」だと思う。脳は少なくとも自分自身では意識があると思っている。そのため、意識を持てるかどうか、少なくとも脳とコンピュータを分けるころだと思っている。
- ・指標のようなものをつくっていく方向も大事だと思うが、それを先導する魅力的なアプリケーションをつくり出す仕組みを考えないといけない。そのためには、オープンイノベーション的な環境を提供し、様々な技術レイヤーの人たちの知見を集めて、数の力で魅力的なターゲットを見つけるのがよい。
- ・ターゲットとしてロボットはよいと思う。その中でも特にドローンのようなものはエネルギーの制限もあるので、ニューロモルフィックの強みを生かすという点ではよいターゲットになると思う。これは、スイス連邦工科大学ローザンヌ校（EPFL）のダリオ・フロレーノ（Dario Floreano）も考えおり、既に実行されている。
- ・今後のロボットにおいては、視覚だけではなく触覚など様々なセンサーのデータがリアルタイムに入ってくるようになる。そこで重要になるのは、答えが出ない状況、時間的な圧力がかった状況下で、答えを出すのは諦めて、もしくはその場の答えを近似的に求めて、先へ進んでいく機能である。計算が収束しな

いことを前提にして動き続けるというのは、ロボットをやるときには重要だと考えている。

- ・現在のコンピューティングの世界は多くのエネルギーを使って多くの計算をさせるというトレンドであるが、それだけでは実現できない状況も多数ある。その中で、脳型コンピューティングでなければできないこととして、例えば、ロボットが自律的に動き、通信できなくても自分で意思を持って動くといったことが考えられる。また、セキュリティの観点で、どうしてもネットワークに上げたくないというものも出てくる。そのためには、エッジで低消費電力化を図らないといけないので、エンベデッドメモリーコンピューティングや脳型のコンピューティングが必要になる。
- ・ひらめきというのは非常に重要な脳の特徴であり、どうやってひらめくか、そのメカニズムは脳を理解する上で重要な視点だと思う。
- ・人間と日常生活が同じようにできて、人間が起きて活動する程度の時間はスタンドアロンで人間と同じようなことができることがターゲットとして挙げられる。人間と同じように家の中で自由に行ったり来たりし、調理ができるというのは、かなり難易度の高い話であり、アルゴリズムとハードウェアを含めて改良して何れも性能向上をしていかないとできない。
- ・それぞれの脳はそれほど賢くなくても、複数でインタラクションし合うことによって、思いもしないような答えが出てくる。どのように組み合わせていけばできるようになるのか興味深い。

#### ◆脳科学、数学・数理学、情報科学、ナノテク・材料技術の異分野を連携させる仕組み

脳型AIアクセラレータのような研究を進めていくためには、脳科学、数学・数理学、情報科学、ナノテク・材料といった異分野を連携させる必要があるが、どのような仕組みや研究体制が求められるか議論したい。

図5-2に異分野を連携させる仕組みや連携体制についてのアンケート結果を示す。この中には、連携を模索している優秀な研究者がデバイス材料系に非常に多いというコメントがある。我々の調査でも、例えば応用物理学会では2019年に「AIエレクトロニクス」というセッションが立ち上がって、デバイス系の研究者がAIに大変興味を持ってきていると感じている。まずは、材料系と情報系の研究者の連携について意見を伺いたい。

- ・脳型コンピュータのような、全く新しい概念で研究を進めるときには、デバイス系、情報系を含めて全ての人が単なる連携ではなく、本当に危機感を持って他分野を取り込んでやっていくことが必要だと思う。単に情報系、脳科学、デバイスの人たちが集まって議論しても、そもそも言葉すら通じないし、おそらく何も新しいことは出てこない。
- ・この問題を考えるときには、計算論、アルゴリズム、ハードウェアという3つのレベルが大変重要である。新しいデバイスからアルゴリズム、計算論に持っていくボトムアップの方向性と、数理的に計算論を考えて、そこからアルゴリズム、多様なデバイス開発へ展開するトップダウンの方向性ととの両方向の流れが必要である。
- ・脳型AIアクセラレータの最先端のデバイス研究も大事だが、ニューロモルフィックを一般に広げることも大事である。例えば、ニューロモルフィックキットのようなものを配り、様々な人にそれを試してもらい、といった取り組みも必要だ。
- ・今の脳科学研究そのままの形で、脳型AIに貢献することは不可能ではないか。情報系の研究者と、脳科学系との間をつなぐ翻訳家あるいはブリッジ役といった人材が非常に重要である。
- ・脳科学と人工知能をつなげるために、役に立つのが数理モデルやデータ解析である。数理が頑張って橋渡しをすることが重要である。脳科学、数理学、情報科学、デバイスなどの人たちが日常的に集まって、問題を共有し合うことができれば非常によい。



**②前述の①の実現に向けて、脳科学、数学・数理科学、情報科学、ナノテク・材料技術の異分野を連携させる仕組み・研究体制**

- ・理論モデル、デバイスの統合と評価システムとしてのロボティクス。
- ・脳型情報処理を生かす身体開発分野(広意のロボティクス)との連携の構築。
- ・脳型並列計算を効率化する新型通信分野との連携の構築。
- ・脳科学、情報科学と数理科学・数理工学の密な連携が必要。
- ・脳型AI実現に貢献することができる脳科学研究の抽出が重要。これは脳科学者でも情報科学者でも困難な部分があり、学際視点を有する有識者による議論と基本方針策定が不可欠。特に脳科学研究は今まで生理学・医学側に軸足が置かれてきたこともあり、脳科学研究そのままの形で本プログラム(脳型AI)に貢献することは不可能ではないか。
- ・材料・デバイスなどハードウェア開発のみならず、トータルシステム、ソフトウェア、ハードウェアを含めた連携体制(研究会等での議論、意見交換の場の設定)の構築が必要。
- ・競争的資金の提供は、連携の場を提供する上での最も重要な仕組みの一つ。
- ・脳型AIは関連する分野が広いので従来の学会の分類には当てはまらない可能性があり、異分野連携のための環境構築は必須。
- ・非技術分野の研究者や一般の方(子供を含む)との脳型AIに関する意見交換。
- ・民間企業の設計部隊がエフォートを割いて集う拠点を形成し、ファウンドリへの発注を代行する機能を持たせる。
- ・自ら他分野を学ぶ意欲が高く、優秀で危機感を有している適切な研究者・技術者を集める場を設ける。この目的のために研究者・技術者(特に若手)をパーマメントに雇用できる研究機関を設立する必要がある。それは大きな大学の中の機関、企業、国研の中でもよいが、論文第一主義にならないで、10年オーダーの長いスパンで研究開発ができる環境が必要。

2

図5-2 脳科学、数学・数理科学、情報科学、ナノテク・材料技術の異分野を連携させる仕組み・研究体制

◆アカデミアと産業界との連携の仕組み、コミュニティ形成、海外連携

科学技術分野の連携の仕組みとともに、アカデミアと産業界の連携の仕組みや、新たなコミュニティ形成、海外との連携も重要になってくると思われる。図5-3にこれらについての事前アンケートの結果を示す。

○アカデミアと産業界の連携

- ・企業と共同で研究開発するには、将来これがどのような製品になるのか、どの程度の利益になるのか、時間軸はどうかといったことを、アカデミアの研究者の側でも考えてほしい。時間軸として1年、2年ということは全く期待しておらず、10年後に事業になるのであれば企業側もやる価値はあると思っている。
- ・企業としての産学連携の在り方については、これから見直していかないといけない時期に来ていると感じている。企業の抱える課題というものが、一つの領域だけでは解決できなくなっており、多岐にわたる産学連携を誰と構築していくかが非常に重要になっている。
- ・企業の間が、大学のどこかの部局や学部に属するという形ではなく、大学の中で自由にフリーランスとして様々な先生と議論をし、自らが発見、発掘していくというような取組が要るのではないかと。
- ・新たに連携の仕組みを作っても、企業側から見るとアクセスすべき先が増えてしまい、逆にアクセスが難しくなるのではないかと。それぞれの大学が持っている既存の組織と連携をして、うまく全体を束ねる方が企業の立場から見ると付き合いやすい。

### ③アカデミアと産業界との連携の仕組み、コミュニティ形成、海外連携



- ・産業界とアカデミアに交流や共同研究の「時間」を与える制度の整備と推進。
- ・大学での社会連携講座等のサポート。
- ・基本的に新しい研究DNAが必要。既存学会、研究者団体の集まりでは新たなDNAの創出は難しい。連携の狙い、目標を設定し、それに即した連携の実現が重要。つまり、各学術領域に対する期待や貢献してほしい方向性、方針をまず設定することが重要。
- ・コンソシアムや拠点設置についても既存の寄せ集め、寄り合いレベルでは効果的な成果は望めない。新学術領域を新設するレベルの活動が不可欠。例えば、メカニクスとエレクトロニクスを融合したメカトロニクス領域からロボティクスが生まれたような形態。
- ・産業界とアカデミアが情報交換・技術開発ができるコンソーシアムは、各大学ごとにセンターの設立など工夫が進んでいるので、これらが林立すると産業界が参加しにくくなる。各拠点ごとに都合があり簡単ではないが、有力拠点への機能統合なども必要。
- ・クラウド・データセンターでのAIはGAFAMによるプラットフォームの寡占状態にあり、GPUを中心にしたハードウェア・アクセラレーションが中心である。それらのアプローチとの差別化を図るため、産業界との連携を通して脳型AIアクセラレータのキラーアプリを特定する取り組みが必要。
- ・国際的なMake:(Maker Faire)などへの積極的参加と情報公開、あるいはそのような場の設立。
- ・(単発で終わらせないために)JST主催で、10年間以上の継続性を想定したスクールを組織・運営し、産業界の若手～大学生が集う場を設ける。継続教育(CPD:Continuous Professional Development)制度との連結も効果的。
- ・AIに関する国際標準、国際的なフレームにおける開発ガイドラインの策定に、日本人を送り込む。
- ・具体的なターゲットを定めて、それについて志を共有する人材を集める必要がある。各研究者の頭の中ですべての階層・分野の中身が把握できることが必要。特に若手が重要であり、安心して長期に研究を進められる(少なくとも10年間程度)ポジションを用意する必要がある。

3

図5-3 アカデミアと産業界との連携の仕組み、コミュニティ形成、海外連携

#### ○国際連携

- ・欧州のHuman Brain Projectでも脳型デバイスの開発には力を入れているので、そこと脳型デバイス分野での国際連携を図っていくメリットはあると思う。
- ・国際的なメーカーフェア等に積極的に参加して、情報を公開することが重要である。そういうところからアプリケーションも出てくる。ただし、ハードウェアはつくるまでに非常に時間がかかるので、モックアップの状態でも、こんなことができるということを皆でシェアしていくことも重要である。シェアすることによって海外の機関や企業とも様々な連携もできる。
- ・オープンイノベーションは数の力で勝負するので、国内だけでなく世界に展開すればアプリケーションとして面白いものが多く集まる。外国人は日本人とは全然違う発想で面白いものを出してくる。今は赤ちゃんレベルのAIハードウェアでも、それを多くの人に使ってもらえるような環境をつくると、使ってもらって新しいアプリが出てくる。
- ・アメリカのコロラド州テルライドのニューロモルフィックエンジニアリングワークショップが20年程度継続して開かれている。これは、夏に3週間程度の期間、世界中から若者たちが集まって、ニューロモルフィックハードウェアを使ったりつくったりするというスクールであり、様々なアイデアを出してもらい、幅を広げるという意味では有用だと思う。このようなところに日本からもっと参加していくことが必要ではないか。また、この日本版を開いて、世界から人を集めてアイデアを集めつつ、人材も集めるといった試みもあってよいと思う。
- ・草の根的取組として、ハッカソンのようなものを、情報をオープンにしつつ年に数回やるのが良いのではないだろうか。ハッカソンの成果を世界中のメーカーフェアのようなところで楽しくやっていると、そこに

ある余裕が次の発想を生むような気がする。これは、目的ドリブンでやっていくのとは全く違う方向である。一人一人の成功率はそれほど高くないと思うが、ここに数の力が入ってくると、中にはとんでもない発想をする人が出てくる。

- ・海外連携を含めて連携することはよいが、ハードウェアに関して少し気をつけたいといけない。オープン・クローズ戦略を考えずに海外と連携してしまうと、日本の独自のアイデアが海外にまねされあつという間に実用化まで持っていかれてしまう。ハードウェアやデバイスの研究開発に関しては、この点について注意が必要だろう。
- ・アプリや応用に関しては、広く知恵を集めることは有用だが、回路技術やデバイス技術の根幹に関わるところは、クローズドにすべきである。

#### ◆まとめ

総合討論において、活発な議論があり様々な有益な情報や指摘・コメントをいただいたので、以下に要点をまとめておく。脳型AIアクセラレータに関する戦略提言に向けて、これまでCRDSが検討してきた具体的な研究開発課題、推進方法などに関して、この総合討論での議論を反映する形で今後検討していく。

### ① 我が国が注力すべき脳型AIの研究領域（短期、中長期）

#### ○脳と身体性、環境との関係

- ・人間らしい知能を考える上で、身体性が重要。身体込みで脳を考える必要がある。
- ・身体性（多くのセンサやアクチュエータ）を介したインタラクションにより、実世界の学習が効率よく進む。多くのセンサーからの情報を処理するデバイスの開発は大きなチャレンジとなる。
- ・環境に柔軟に即応する一つの方法として、脳のリザーバーと身体のリザーバーとで相互作用させるようなリザーバーコンピューティングがある。

#### ○ターゲット/キラーアプリケーションについて

- ・脳型AIの魅力的な応用としてスマートロボット、サービスロボットがある。
- ・量子コンピュータにおける量子優越性のように、脳型コンピュータを使えば、ある点で古典的コンピュータを抜けるという定量的評価指標が必要である。

### ② 脳科学、数学・数理科学、情報科学、ナノテク・材料技術の異分野を連携させる仕組み

- ・新しいデバイスからアルゴリズム、計算論に持っていく方向と、数理的に計算論を考えて、そこからアルゴリズム、デバイス開発へ展開する方向の、両方向の流れが必要である。
- ・ニューロモルフィックキットを配布し様々な人に試してもらう等の裾野を広げる方向も必要である。
- ・情報系研究者と脳科学研究者との相互の翻訳屋、ブリッジ役が重要になる。数学・数理科学の研究者がその役割を担うことができる。

### ③ アカデミアと産業界との連携の仕組み、コミュニティ形成、海外連携

#### ○アカデミアと産業界の連携

- ・企業においては、従来技術との差分、製品イメージ、利益、時間軸、等が強く問われるため、アカデミアでも出口・応用をある程度考えていく必要がある。
- ・企業の人が大学内で自由に様々な先生と議論し、自らが答えを発見、発掘していくというような取

組が必要である。

- ・企業から大学・国研へのアクセスが容易になるように、既存の枠組みと連携して全体を束ねる方がよい。

#### ○国際連携

- ・オープンイノベーションは数の力によるので、作製した脳型AIアクセラレータを世界に展開すれば面白いアプリケーションが多数集まる。
- ・全てを海外にオープンにすると日本の独自のアイデアが海外にまねされ、すぐにチップ化・実用化される可能性があるため、ハードウェアやデバイスのコア技術についてはクローズにすべき。

# 付録

## 付録1 開催趣旨・プログラム

### 開催趣旨

JST研究開発戦略センター（CRDS）では、科学技術に求められる社会的・経済的ニーズを踏まえて国として重点的に推進すべき研究領域や課題を俯瞰の視点から系統的に抽出し、そのファンディング戦略を明確にするための活動を行っております。このような活動の一環として、これまでに技術分野の俯瞰を目的とした「俯瞰ワークショップ」や、重要テーマの研究開発戦略を検討する「科学技術未来戦略ワークショップ」などを開催して参りました。

本ワークショップ「脳型AIアクセラレータ～柔軟な高度情報処理と超低消費電力化の両立～」は、上記「科学技術未来戦略ワークショップ」に位置付けられます。近年、画像認識、音声認識・翻訳、自動運転、病気の診断、新材料探索、デバイス設計など様々な用途に人工知能（AI）技術が用いられるようになってきています。これらの用途は、これまでコンピュータが行ってきた単純な計算やプログラムされた演算・画像処理・制御とは質的にも異なる、認識・予測・判断といった人間に近い高度な情報処理が重要になっており、AI技術のさらなる高度化や低消費電力化が期待されています。一方、機械学習・深層学習などの脳機能の単純化したモデルが作られる基になった脳科学やライフサイエンス・医療分野では、脳の病気の原因解明など脳の研究が進んでおり、分子レベルからニューロン・細胞、神経ネットワーク、脳全体に至る様々な階層での脳の機能が明らかになりつつあります。現在の情報処理の担い手であるCMOS集積回路は微細化の限界に直面し、従来型（フォンノイマン型）のコンピュータによる高性能化・高効率化は困難になりつつある中で、今後は脳科学の知見を生かして人間の脳の構造や機能を模倣し、柔軟で高度な情報処理を低消費電力で行うようなハードウェア技術の開発が必要になると考えられます。本ワークショップは、柔軟な高度情報処理を超低消費電力で行う脳型AIアクセラレータに関わる、我が国の科学技術の強化に有効な研究開発戦略策定の一環として開催するものです。

CRDSでは、有識者へのインタビューやセミナー開催、国内研究会・国際学会への参加などの調査活動を通して、今後取り組むべき重要な研究開発課題や、それを実施する研究開発の体制・仕組みなどについて検討し、脳型AIアクセラレータに関する仮説（骨子案）を作成しました。本ワークショップでは、このCRDSの仮説を提示し、高度で効率的な情報処理を要求する応用分野の現状と技術的課題、高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理学の研究動向、次世代のAIチップ開発の現状、などについて話題提供してもらいます。これらを基に、我が国が注力すべき脳型AIの研究領域や、脳科学、数理学、情報科学、ナノテクノロジー・材料分野などの異分野を連携させる仕組み、アカデミアと産業界の連携の仕組み、コミュニティ形成、人材育成、国際連携などについて総合討論で議論します。これらの議論を通して、脳型AIアクセラレータに重要な研究開発の方向性を明らかにし、取り組むべき科学技術とその推進方法、産学官連携の方策などの共通認識を得たいと考えております。

なお、本ワークショップは非公開とさせていただきますが、議論の内容は報告書として纏め、CRDSのwebサイト上で一般公開させていただくと共に、今後の施策や提言書作成の参考にさせていただきます。

## プログラム

開催日時：2020年11月28日（土）9:30～17:00

開催会場：TKP市ヶ谷カンファレンスセンター バンケットホール8B

およびオンライン（Zoom）会議

（敬称略）

- 9：30～9：35 開会挨拶 曾根 純一（JST-CRDS）
- 9：35～9：55 ワークショップの開催趣旨と骨子案の説明 馬場 寿夫（JST-CRDS）
- 9：55～11：10（話題提供1）高効率・高度情報処理に対する要求
- 9：55～10：20 人工知能技術開発のための高速計算基盤「ABCI」 小川 宏高（AIST）
  - 10：20～10：45 リザーバー・コンピューティングとエッジAIへの応用 山根 敏志（日本IBM）
  - 10：45～11：10 予測誤差最小化モデルを基盤としたロボット動作学習  
尾形 哲也（早稲田大学）
- 11：20～12：35（話題提供2）高度情報処理に向けた脳科学、人工知能、数理科学の研究動向
- 11：20～11：45 情報処理の活用に向けた脳科学分野の進展 豊泉 太郎（理化学研究所）
  - 11：45～12：10 脳のふるまいに倣う人工知能技術”ゆらぎ学習”研究開発への取り組み  
加納 敏行（NEC）
  - 12：10～12：35 高次元ビッグデータ活用のための数理研究 合原 一幸（東京大学）
- 14：00～15：15（話題提供3）AIチップ開発
- 14：00～14：25 ブレインモルフィックコンピューティング 堀尾 喜彦（東北大学）
  - 14：25～14：50 新デバイス材料のAIチップへの応用 秋永 広幸（AIST）
  - 14：50～15：15 強誘電体FeFETを利用したリザーバーコンピューティング  
高木 信一（東京大学）
- 15：25～16：55 総合討論ファシリテーター：東 良太（JST-CRDS）
1. 我が国が注力すべき脳型AIの研究領域（短期、中長期）
  2. 脳科学、数学・数理科学、情報科学、ナノテク・材料技術の異分野を連携させる仕組み  
（脳科学と情報科学との密な連携、研究開発フェーズ、時間のずれへの対応など）
  3. アカデミアと産業界との連携の仕組み
  4. その他（コミュニティ形成、人材育成、海外連携）
- 16：55～17：00 閉会挨拶 曾根 純一（JST-CRDS）

## 付録2 参加者一覧

(敬称略)

### 招聘者

(話題提供者)

- ・小川 宏高 産業技術総合研究所 人工知能研究センター チーム長
- ・山根 敏志 日本IBM 東京基礎研究所 主任研究員
- ・尾形 哲也 早稲田大学 基幹理工学部 教授、産業技術総合研究所  
人工知能研究センター 特定フェロー
- ・豊泉 太郎 理化学研究所 脳神経科学研究センター チームリーダー
- ・加納 敏行 日本電気株式会社 データサイエンス研究所 主席技術主幹、  
大阪大学 NEC Brain Inspired Computing 協働研究所 副所長
- ・合原 一幸 東京大学 国際高等研究所 IRCN 特別教授
- ・堀尾 喜彦 東北大学 電気通信研究所 教授
- ・秋永 広幸 産業技術総合研究所 デバイス技術研究部門 総括研究主幹
- ・高木 信一 東京大学 大学院工学系研究科 教授

(コメンテータ)

- ・平木 敬 プリファードネットワークス (PFN) シニアリサーチャー、東京大学 名誉教授
- ・森江 隆 九州工業大学 大学院生命体工学研究科 教授
- ・浅井 哲也 北海道大学 大学院情報科学研究院 教授
- ・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

### JST-CRDS チームメンバー

- ・曾根 純一 ナノテクノロジー・材料ユニット 上席フェロー

(チーム活動総括責任者)

- ・馬場 寿夫 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー (チームリーダー)
- ・渡邊 孝信 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー
- ・東 良太 システム・情報科学技術ユニット フェロー
- ・井上 眞梨 システム・情報科学技術ユニット フェロー
- ・山原 恵子 ライフサイエンス・臨床医学ユニット フェロー
- ・井上 貴文 ライフサイエンス・臨床医学ユニット 特任フェロー、  
早稲田大学先進理工学部 生命医科学科 教授
- ・伊藤 顕知 JST 未来創造研究開発推進部 主任調査員
- ・勝又 康弘 JST 戦略研究推進部 主任調査員
- ・上田 幸弘 JST 戦略研究推進部 主任調査員

### JST-CRDS

- ・永野 智己 総括ユニットリーダー・JST 研究監
- ・宮下 哲 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー

- ・赤木 浩 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー
- ・荒岡 礼 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー
- ・沼澤 修平 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー
- ・福井 弘行 ナノテクノロジー・材料ユニット フェロー
- ・伊藤 聡 ナノテクノロジー・材料ユニット 特任フェロー、  
計算科学振興財団 チーフコーディネーター
- ・岩本 敏 ナノテクノロジー・材料ユニット 特任フェロー、東京大学生産技術研究所 教授
- ・川合 知二 ナノテクノロジー・材料ユニット 特任フェロー、大阪大学産業科学研究所 特任教授
- ・八巻 徹也 ナノテクノロジー・材料ユニット 特任フェロー、  
量子科学技術研究開発機構 高崎量子応用研究所 上席研究員
- ・福島 俊一 システム・情報科学技術ユニット フェロー
- ・的場 正憲 システム・情報科学技術ユニット フェロー
- ・辻 真博 ライフサイエンス・臨床医学ユニット フェロー

#### 関係府省・機関等

- ・登内 敏夫 内閣府政策統括官（科学技術・イノベーション担当）付  
産業技術・ナノテクノロジーグループ 政策企画調査官
- ・半澤 悟 内閣府政策統括官（科学技術・イノベーション担当）付  
産業技術・ナノテクノロジーグループ 上席政策調査員
- ・宅間 裕子 文部科学省研究振興局 計算科学技術推進室長
- ・出口 夏子 文部科学省研究振興局参事官（情報担当）付 参事官補佐
- ・犬塚 恵美 文部科学省研究振興局参事官（情報担当）付 係員
- ・鈴木 正義 文部科学省科学技術・学術政策局 調査員
- ・下須賀 雅壽 文部科学省 課長補佐
- ・有沢 俊一 物質・材料研究機構経営企画部門経営戦略室 部門長
- ・木村 阿紀子 物質・材料研究機構経営企画部門経営戦略室 専門職

#### JST

- ・宮田 裕行 戦略研究推進部ICTグループ 主任調査員
- ・西川 克彦 戦略研究推進部ICTグループ 主任調査員
- ・桐葉 佳明 戦略研究推進部ICTグループ 主任調査員
- ・相馬 りか 戦略研究推進部ICTグループ 調査員
- ・長谷川 奈治 戦略研究推進部ICTグループ 専門職
- ・宮田 英之 戦略研究推進部研究評価グループ 主任調査員
- ・小山 健一 研究プロジェクト推進部 主任調査員
- ・佐川 みすず 研究プロジェクト推進部 主任調査員
- ・小関 徳昭 未来創造研究開発推進部 主任調査員



総括責任者	曾根 純一	上席フェロー	(ナノテクノロジー・材料ユニット)
リーダー	馬場 寿夫	フェロー	(ナノテクノロジー・材料ユニット)
メンバー	渡邊 孝信	フェロー	(ナノテクノロジー・材料ユニット)
	東 良太	フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
	井上 眞梨	フェロー	(システム・情報科学技術ユニット)
	山原 恵子	フェロー	(ライフサイエンス・臨床医学ユニット)
	井上 貴文	特任フェロー	(ライフサイエンス・臨床医学ユニット)
	伊藤 顕知	主任調査員	(未来創造研究開発推進部)
	勝又 康弘	主任調査員	(戦略研究推進部 グリーンイノベーショングループ)
	上田 幸弘	主任調査員	(戦略研究推進部 先進融合研究グループ)

## 科学技術未来戦略ワークショップ報告書

CRDS-FY2020-WR-07

# 脳型AIアクセラレータ

～柔軟な高度情報処理と超低消費電力化の両立～

---

令和3年2月 February 2021

ISBN 978-4-88890-701-9

---

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/>

本書は著作権法等によって著作権が保護された著作物です。

著作権法で認められた場合を除き、本書の全部又は一部を許可無く複写・複製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。

This publication is protected by copyright law and international treaties.

No part of this publication may be copied or reproduced in any form or by any means without permission of JST, except to the extent permitted by applicable law.

Any quotations must be appropriately acknowledged.

If you wish to copy, reproduce, display or otherwise use this publication, please contact crds@jst.go.jp.

FOR THE FUTURE OF  
SCIENCE AND  
SOCIETY



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