

## 2.1.7 計算脳科学

### (1) 研究開発領域の定義

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。計算論的神経科学 (Computational Neuroscience) とも称される。視覚の計算理論等で知られる David Marr は、情報処理システムを理解するにあたって、(A) 計算理論、(B) 表現とアルゴリズム、(C) ハードウェアという3つの水準を併存させた理解が重要であると述べているが<sup>1)</sup>、脳という情報処理システムについて、(A) の明確化を行うことで、(A) (B) (C) の3つのレベルの理解を相互に深め、脳の情報処理の機能を理解しようとするのが計算脳科学の一つの側面である。また、脳計測技術の発展によって、脳に関するさまざまな計測データが大量に取得できるようになってきた。そこで、大量の計測データに基づいて脳の情報処理を理解しようという、データ駆動科学として取り組まれているというのが、計算脳科学のもう一つの側面である。

### (2) キーワード

計算脳科学、計算論的神経科学、脳情報処理、脳活動計測、ブレインデコーディング、モデルベース解析、ニューロフィードバック、深層学習、強化学習、社会知性、社会脳科学、計算精神医学、全脳シミュレーション

### (3) 研究開発領域の概要

#### [本領域の意義]

第一に、人間の知能とはどのようなものを解明するために、脳を情報処理システムとして理解しようとい

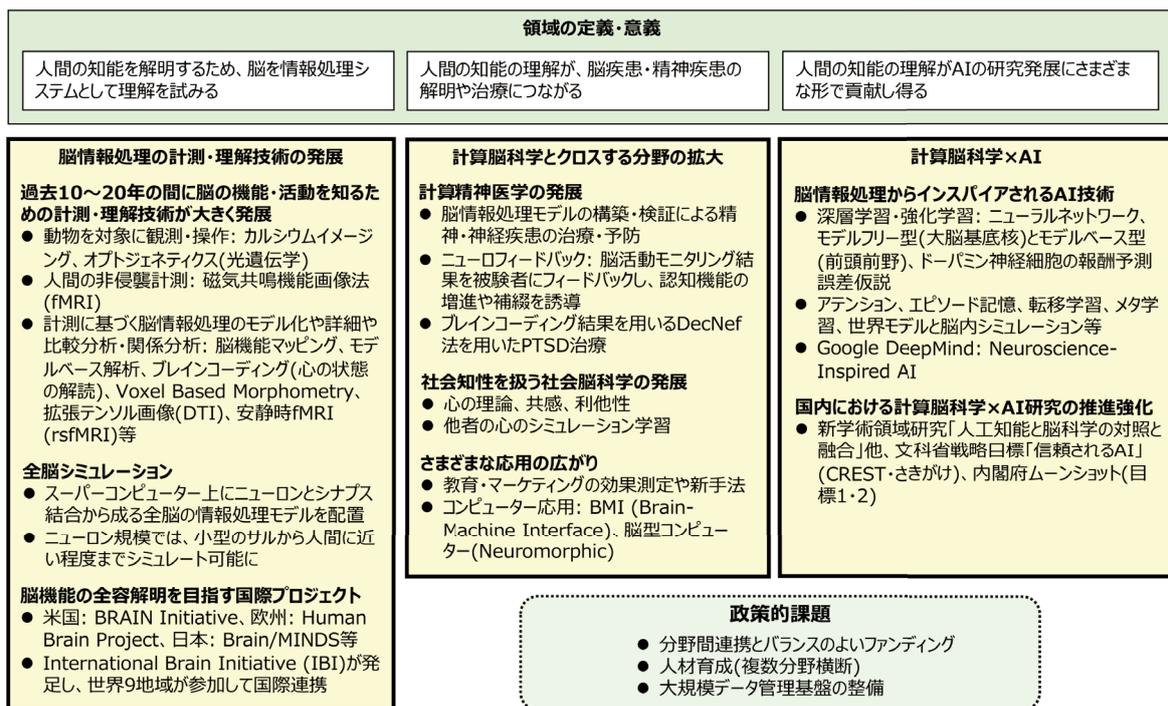


図 2-1-11 領域俯瞰：計算脳科学

うことが、計算脳科学の純粋に科学的なモチベーションとしてある。

第二に、人間の知能について情報処理システムとしての理解が進むことで、脳疾患・精神疾患の解明や治療につながるという医学的な貢献が期待できる。

第三に、人間の知能の理解が人工知能（AI）の研究発展にさまざまな形で貢献し得る。例えば、AIを創るために、人間の脳で行われている情報処理のメカニズムを知ることは、より高度な機能や高い処理性能を実現する方式のヒントになる。また別な面では、AI（あるいはその要素技術を組み込んだシステム）と人間がインタラクションをする際に、人間（特にその脳）の応答パターンを知ることは、より良いインタラクションを設計・評価することにつながる。

現在のAIブームを牽引している深層学習（Deep Learning）<sup>2)</sup>は、脳を構成するニューロン（Neuron：神経細胞）の結合を模した計算モデルをベースとしている。深層学習は、計算脳科学の成果に基づき、画像認識・音声認識等のパターン認識の機能において、さまざまな条件下で、既に人間を上回る認識精度を達成するようになった。さらに、強化学習（Reinforcement Learning）との組み合わせによって、行動決定・運動制御でも著しい性能改善を示した。これらの成果は素晴らしいものであるが、同時にこれは脳の知覚・運動系機能の部分的実現に相当するにすぎない。脳は、知覚・運動・認知・言語・感情・意識等のさまざまな優れた情報処理機能を実現しており、AI研究が脳研究から得られることはまだまだ多い。例えば、深層学習は大量の学習データを必要とするのに対して、人間は比較的少量のデータからでも学習できている。また、深層学習は大きな計算パワー（消費エネルギー）を必要とするのに対して、人間の脳の消費電力は約20ワット（薄暗い電球程度）である。これらは、計算脳科学がAIの研究発展に大きく貢献してきたこと、および、これからもさらに貢献し得ることを示す一例である。

## [研究開発の動向]

### ① 脳情報処理の計測・理解技術の発展

過去10～20年の間に、脳の機能・活動を知るための計測・理解技術は大きく発展した。

その一つは、活動しているニューロンを観測できるカルシウムイメージング<sup>3)</sup>である。カルシウムイオンはさまざまな細胞活動に関与しており、その動き・変化を観測することで、細胞活動の詳細を知ることができる。カルシウムイメージングでは、カルシウムイオンと結合すると蛍光強度が変化するようなタンパク質やカルシウム蛍光指示薬を細胞内に導入し、蛍光顕微鏡等を用いて、その蛍光強度の変化をもとにカルシウムイオンの濃度変化を検出する。蛍光が微弱である一方、強いレーザー光を当てると細胞が死んでしまうという問題への対処や2光子顕微鏡等の計測機器の技術発展が進み、従来の電極を使った方式に比べて桁違いの数のニューロンを、その種類を特定して計測可能になった。

また、光によって活性化されるタンパク分子を遺伝学的手法で特定の細胞に発現させ、その機能を光で操作するオプトジェネティクス（Optogenetics：光遺伝学）<sup>4)</sup>という技術がある。従来の電気刺激を用いる手法や薬理学的手法では難しかったレベルの高い選択性を持ち、ミリ秒オーダーのタイムスケールで特定の神経活動のみを制御できるようになった。例えば、マウスを使った実験結果によると、記憶をスイッチしたり<sup>5)</sup>、誤りの記憶を形成したり<sup>6)</sup>といった操作が行える。このような操作とその結果の観察から、ニューロンの機能に関する理解につながる。なお、Nature Method誌が科学全分野の中から選ぶ「Method of the Year 2010」に選定されたことが、この技術が画期的であったことを示している。

これらの技術は動物に適用されるものだが、人間を対象に非侵襲で脳の活動を調べることができる計測法として、fMRI（Functional Magnetic Resonance Imaging：機能的磁気共鳴画像法）<sup>7)</sup>が発展して

いる。fMRIは、神経活動に伴う血管中の血液の流れ（血流量）や酸素代謝の変化を、磁気共鳴画像装置（MRI装置）を用いて計測・可視化する技術である。人間の脳の活動を頭皮の外から測定する方法として、従来は脳波測定法や陽電子を用いるPET（Positron Emission Tomography：ポジトロン断層映像法）があったが、これらに比べてfMRIは空間分解能が高く、PETの課題である被爆の心配もない。大きな病院に普及している臨床用の通常のMRI装置を活用できるという経済性もあり、fMRIは1990年代初頭に考案された後、急速に普及し、人間の高次の脳機能を調べるために活用されるようになった。

fMRIによって、人間の行動（心の状態を含む）と脳の活動の同時計測が可能になり、どのような行動や心の状態のときに、脳のどの部分が深く関わっているのか（脳機能マッピング）が調べられるようになった。さらに、マッピングだけでなく、脳の情報処理のモデル化や詳細な比較分析・関係分析等を可能にする手法の発展によって、脳の情報処理についての理解が進展した。以下、その主な手法を簡単に紹介する。

モデルベース解析（Model-based Analysis）<sup>8)</sup>では、脳の情報処理モデルを行動と脳の活動の両面から検証する。そのため、まず複数考えられる仮説について、それぞれの処理モデルがどれだけ行動データを説明できるかを調べる。さらに、この行動データへのフィッティングを通してモデルの自由パラメータを推定する。その結果から脳のどの部分での活動かを導出し、脳の活動データと照らし合わせて検証する。

ブレインデコーディング（Brain Decoding）は、fMRI等によって計測された人間の脳の活動データを、機械学習の手法を用いて解析することで、人間の心の状態を解読しようとする技術である。当初2005年頃は、fMRIの計測データのパターンと、少数のカテゴリーとの間の対応関係を学習するものであった<sup>9)</sup>。その後、深層学習や分散表現（Word2Vec）等の機械学習の新たな手法も取り込み、脳に想起されたものを、1,000を超える数のカテゴリーと対応付ける一般物体デコーディング<sup>10)</sup>や、対象物（名詞）やその動作（動詞）だけでなく、それらの印象（形容詞）のデコード<sup>11)</sup>にも迫りつつある。

Voxel Based Morphometry（VBM）<sup>12)</sup>は、MRI構造画像を用いた脳体積解析法である。脳全体を細かなボクセル単位（1～8mm<sup>3</sup>程度）で統計解析するので、全脳を客観的に捉えやすい。脳構造の個人差を踏まえた、さまざまな精神疾患との関係、男女差、タクシー運転手経験や朝食スタイルとの関係等の分析・理解が進展している。

拡散テンソル画像（Diffusion Tensor Image：DTI）<sup>13)</sup>は、水分子が神経線維の方向に沿って速く動くが、それと垂直な方向には動きにくいという拡散異方性を利用して、脳の神経線維の走行状態を可視化する技術である。臨床適用可能なシステム化が進み、人間の脳活動部位間の機能的な結合の解明や精神疾患の定量評価に使われるようになってきた。

安静時fMRI（resting-state functional MRI：rsfMRI）も注目されている<sup>14)</sup>。何らかのタスクを遂行しているときよりも安静時の方が、脳内の神経活動が上昇する領域があることが発見された。rsfMRIでは、神経活動に伴う血流の変化を反映した信号を測定し、脳領域間の機能結合や脳全体のネットワーク関係性を評価することができる。これは精神疾患の診断にも有用なことが分かってきた。

## ② 脳情報処理と機械学習

機械学習を中心とするAI技術の発展は、上記①の発展を通して明らかになってきた脳情報処理の（A）計算理論や（B）表現とアルゴリズムと、結びつきが強いものになっている。前述した通り、深層学習は脳を構成するニューロンの結合を模した計算モデルをベースとしている。さらに、強化学習、アテンション、エピソード記憶、作業記憶、継続学習、世界モデルと脳内シミュレーション、メタ学習等についても、脳情報処理の知見・発見との結びつきが強いことが知られている<sup>15), 16), 17)</sup>。

脳情報処理への関心が触媒となっている機械学習の手法は大変多い。深層学習はもとより、その源流であるニューラルネットワーク、誤差逆伝搬法、自己組織化マップ、表現学習、独立成分解析、強化学習、情報幾何等がある。これらの研究の発展において、脳科学と機械学習の両方で、日本の研究は大いに貢献してきている。

例えば、強化学習 (Reinforcement Learning) は、ドーパミン神経細胞の報酬予測誤差仮説によって、AI 研究における強化学習と脳の強化学習とが強く結びついている<sup>18), 19)</sup>。AI 研究における強化学習は、学習主体が、ある状態で、あるアクションを実行すると、ある報酬が得られるタイプの問題を扱い、より多くの報酬が得られるようにアクションを決定する意思決定方策を、アクション実行と報酬の受け取りを重ねながら学習していく機械学習アルゴリズムである。一方、中脳にあるドーパミン神経細胞は、報酬予測誤差 (実際に得た報酬量と予測された報酬量との誤差) に基づいてドーパミンを放出し、これが大脳基底核に運ばれることで、脳における強化学習の学習信号として働くということがわかってきた。また、脳における学習・意思決定のプロセスにはモデルフリー型とモデルベース型があり、モデルフリー型では、刺激と反応の関係性を報酬の程度・確率に直結した形で学習し、モデルベース型では、刺激や反応の間の関係性を状態遷移等の内部モデルとして学習する。モデルフリー型は上述の大脳基底核、モデルベース型は大脳新皮質、特に前頭前野が重要な役割を果たしていると見られている。

このように、脳情報処理における科学的発見がAI的手法の理論的な裏付けになるとともに、脳情報処理の知見を取り込むことがAI技術の発展につながり得るという事例が、機械学習を中心に積み上げられつつある。これについては、(5) 科学技術的課題の②において、現状や展望について述べる。

### ③ 社会脳科学

人間は社会の中で他者との関わりを持ちながら考え、行動している。このような社会行動の根幹には、人々が互いの心や振る舞いを推断するときに働かせる社会知性 (Socio-intelligence) がある。この他者の行動を予測し、その予測を踏まえた意思決定をする脳機能は、しばしば「心の理論」(Theory of Mind) と呼ばれる。そこには、他者の気持ち・感情を感じ取る能力である「共感」(Empathy) や、自分の利益のみにとらわれず他者の利益を図るように行動する性向である「利他性」(Altruism) も関わる。この社会知性の脳科学 (社会脳科学) がこの15年ほどで著しい発展を見せている。

この計算理論は、②で触れた脳の強化学習の計算理論をベースに発展させたものが考えられており、①で述べたfMRIによる計測とモデルベース解析の手法を用いて、脳計算モデルの検証が行われている<sup>8), 18)</sup>。この脳計算モデルでは、自己の行動選択を報酬予測誤差信号に基づいて学習することに加えて、同様のプロセスが他者の心の中でも行われているというシミュレーションを自己の心の中で行って学習する。この他者の心のシミュレーション学習は、シミュレーションにおける他者報酬予測誤差信号だけでなく、他者の観察から得られる他者の行動予測と実際の行動との差を示す他者行動予測誤差信号も用いたハイブリッドな構成で行われていることが明らかになってきた。

この社会脳科学の研究は「2.1.5 意思決定・合意形成支援」との関わりが深い。複数の人間の間あるいは人間とAIエージェントの間で、相互理解・共感・説得等を生みつつ意思決定・合意形成が行われるように支援する上で、社会脳科学の研究成果・知見を取り入れていくことが重要になっていく。

## 2.1

### 俯瞰区分と研究開発領域 人工知能・ビッグデータ

#### (4) 注目動向

##### [新展開・技術トピックス]

###### ① ニューロフィードバック

ニューロフィードバックは、特定の脳領域の活動をモニタリングして被験者にフィードバックし、被験者自身による脳活動の操作を促すことによって、その領域に対応した認知機能の増進や補綴を誘導する技術である。前述のブレインデコーディングを発展させ、fMRIと機械学習技術を活用した高度なニューロフィードバックが開発されている。

その一つが国際電気通信基礎技術研究所（ATR）によって開発されたDecNef（Decoded Neurofeedback）法<sup>20)</sup>で、fMRIと機械学習によるブレインデコーディング結果を被験者にリアルタイムにフィードバックすることで、従来に比べて細かい脳領域の操作を可能にした。特定の刺激に対して感覚が鋭くなる知覚学習の因果関係も示され、つらい記憶を思い出すことなく消すことの可能な、心的外傷後ストレス障害（Post Traumatic Stress Disorder：PTSD）の新しい治療法につながる可能性も見いだされた<sup>21)</sup>。その際、個人の記憶毎に必要な事前訓練をなくすために、他者の脳活動から推測するハイパーアライメント法<sup>22)</sup>も組み合わせられるようになった<sup>23)</sup>。

もう一つは機能的結合ニューロフィードバック法（Functional Connectivity Neurofeedback）<sup>24)</sup>である。これは、脳の特定の領域同士のつながり方を被験者にリアルタイムにフィードバックすることを繰り返すことによって、特定の領域同士のつながり方を増加させたり減少させたりできるというものである<sup>25)</sup>。精神疾患の治療や加齢による認知機能の低下回復等に役立つ可能性が期待されている。

###### ② 計算精神医学

計算脳科学による脳情報処理モデルの構築・検証は、精神・神経疾患の解明や治療・予防にも貢献すると期待されるようになってきた。上述のDecNef法を用いたPTSD治療の可能性もその一例である。また、前述のモデルベース解析を用いて、精神・神経疾患の患者（社会的不適応が認められる意思決定を伴う）と健常者の意思決定の間で、どの脳計算ステップや内的変数の扱いに違いが表れるのかを解明するアプローチも検討されている<sup>8)</sup>。前述のrsfMRIは精神疾患の診断に有用であることも分かってきた。現代社会におけるさまざまなストレス要因や高齢化社会で増加する認知症への対策も含め、精神・神経疾患の解明や治療・予防に向けて、計算脳科学と精神医学を融合した計算精神医学<sup>26), 27)</sup>は重要性を増している。

###### ③ 全脳シミュレーション

前述のような脳情報処理の計測技術の発展と脳計算モデルの理解の深まりによって、スーパーコンピューターを用いた全脳シミュレーションへの取り組みが進められるようになった。ニューロンやシナプス結合等で構成される全脳の情報処理モデルをスーパーコンピューター上に配置し、その振る舞いのシミュレーションを行い、その実行結果と、実際に全脳の活動を計測した結果とを比較することで、脳のより深く正確な理解が可能になる。さらに、パーキンソン病、てんかん、うつ病を含む多くの脳疾患は、複数の脳領域が直接的・間接的に影響し合っているとされており、そのような脳疾患の解明には、全脳シミュレーションのアプローチが有効と考えられている。

具体的な成果として、2013年に日本とドイツの共同研究チーム（理化学研究所、ユーリッヒ研究所、沖縄科学技術大学院大学）によって、「京」コンピューターとNESTシミュレーターを用いた大脳皮質神経回路シミュレーション<sup>28)</sup>で、17.3億個のニューロンと10.4兆個のシナプスのシミュレーション実行が確認さ

れた。2018年には電気通信大学のプロジェクトにおいて、JAMSTECの暁光システム（PEZY-SC：2048コア、10000チップ、28.19 PETA FLOPS）を用い、80億の神経細胞からなる小脳モデルのリアルタイムシミュレーション<sup>29)</sup>が実現され、視機性眼球反応に対応する神経活動の再現が確認された。これらのニューロン規模は小型のサル程度（マーモセット：約6億個、ヨザル：約14億個、マカクザル：約63億個）に相当する。人間は約860億個と言われており、「京」の100倍の性能を持つ次世代機「富岳」で人間の全脳シミュレーションを目指すプロジェクト（ポスト京 萌芽的課題4「思考を実現する神経回路機構の解明と人工知能への応用」、2016年8月～2020年3月、沖縄科学技術大学院大学・京都大学・理化学研究所・電気通信大学・東京大学）が実施された。「京」での全脳シミュレーションは新たなシミュレーターMONETにより、大脳皮質で60億個のニューロンと24兆個のシナプス<sup>30)</sup>、小脳で686億個のニューロンと5.4兆個のシナプス<sup>31)</sup>という規模にまで到達した。大規模データの取得を自動化し、そこからシミュレーションやモデルのキャリブレーション・検証までのワークフローをどう作るかが重要になってきている。

### [注目すべき国内外のプロジェクト]

#### ① 脳機能の全容解明を目指した各国の大規模プロジェクト

2013年～2014年に、米国ではThe Brain Research through Advancing Innovative Neurotechnologies (BRAIN) Initiative、欧州ではHuman Brain Project (HBP)、日本では「革新的技術による脳機能ネットワークの全容解明プロジェクト」(Brain Mapping by Integrated Neurotechnologies for Disease Studies: Brain/MINDS、革新脳)という脳科学研究の大型プロジェクトが相次いで立ち上がった。BRAIN Initiativeはアポロ計画やヒトゲノム計画に匹敵する巨大科学プロジェクトとして構想されたと言われるが、いずれも脳機能の全容解明に向けて、国主導のトップダウン型で、国際連携にも重点を置いたプロジェクト推進が必要という共通的な認識がある。一方、米国のBRAIN Initiativeは技術開発、欧州のHBPは計算論に基づいた脳のモデル化、日本のBrain/MINDSは霊長類モデルを活用したマップ作成等、各国の取り組みの特色も出されている。前述のように、fMRI等の革新的な計測技術や、ビッグデータ解析・機械学習技術の進化が、脳機能の可視化の可能性を飛躍的に高めたことが、脳機能の全容解明を目指す方向性につながっており、これらのプロジェクトの中でも、脳情報処理の理論やデータ解析といった計算脳科学の側面は重きが置かれている。さらに2017年12月に日本・米国・欧州を含む9地域が参加して、International Brain Initiative (IBI)<sup>1</sup>が立ち上がった<sup>32)</sup>。脳科学に関する国際連携のため、データや技術の交流をどう図るかが検討されている。国内では、国際連携とヒト脳研究を強化するため、2018年6月に革新脳と姉妹プロジェクトとなる「戦略的国際脳科学研究推進プログラム」(Brain/MINDS Beyond、国際脳)も開始された。

なお、米国・欧州・日本以外に、カナダ・中国・韓国・イスラエル・オーストラリア等でも国際的な脳科学プロジェクトが推進されているが、計算脳科学の面で特に注目されるのはカナダである。カナダには深層学習の研究でチューリング賞を受賞したGeoffrey HintonとYoshua BengioもいてAI研究のレベルも高く、Canadian Brain Research StrategyのもとThe Canadian Open Neuroscience Platform

1 類似した名称でInternational Brain Laboratory (IBL) という別組織がある。IBLはWellcome TrustとSimons Foundationが主スポンサーとなって2017年9月に英国で発足した。マウスの意思決定モデルの共同研究を中心に、オープンソースデータアーキテクチャーの開発等が進められている。

(CONP) によって、データ基盤の構築や研究コミュニティでの共有も強化されている。

## ② 新学術領域研究「人工知能と脳科学の対照と融合」

国内においては、上記①にあげた革新脳・国際脳に加えて脳科学研究戦略推進プログラム（脳プロ）も推進され、脳科学研究の強化が図られている。そういった中、特に計算脳科学にフォーカスしたものとして、新学術領域研究「人工知能と脳科学の対照と融合」（領域代表：銅谷賢治、研究期間：2016年6月30日～2021年3月31日）がある。「予測と知覚」、「運動と行動」、「認知と社会性」という3つの研究課題を掲げ、人工知能と脳科学の主要研究者を集め、融合研究を推進している。理論とデータ解析の両面で具体的な共同研究が進み、2020年10月には国際シンポジウムAIBS 2020（International Symposium on Artificial Intelligence and Brain Science 2020）が開催された。また、サマースクールやハッカソン等によって、融合領域の若手研究者の育成にも力を入れている。

なお、新学術領域研究では、上述の「人工知能と脳科学の対照と融合」が2016年にスタートしたのに続き、「記憶・情動における多領域脳情報動態の光学的計測と制御」（領域代表：尾藤晴彦、研究期間：2017年6月30日～2022年3月31日）、「マルチスケール精神病態の構成的理解」（領域代表：林朗子、研究期間：2018年6月30日～2023年3月31日）も立ち上がり、計算脳科学の基礎的研究に厚みが出てきている。一方、AIや応用側からの計算脳科学への期待も高まっており、文部科学省の2020年度戦略目標「信頼されるAI」とそれを受けたJST CREST「信頼されるAIシステムを支える基盤技術」（研究総括：相澤彰子）、JST さきがけ「信頼されるAIの基盤技術」（研究総括：有村博紀）では、脳情報処理に学ぶ次世代AI原理も重要な研究課題の一つと位置付けられている。また、同じく2020年度にスタートする内閣府のムーンショット型研究開発制度においても、目標1「2050年までに、人が身体、脳、空間、時間の制約から解放された社会を実現」、目標2「2050年までに、超早期に疾患の予測・予防をすることができる社会を実現」は計算脳科学との関わりが深い<sup>2</sup>。

## ③ DeepMind

DeepMindはDemis Hassabisらが創業した英国企業で、2010年に創業され、2014年にGoogleに買収された。革新的な機械学習技術を組み込んだソフトウェアを次々に開発し、2015年にAtari 2600ビデオゲームのプレイ方法を自力で学習して高い成績を達成することを示し、2016年・2017年には囲碁ソフトウェアAlphaGoが世界トップランク棋士に圧勝して大きな話題となった。2018年にはタンパク質の折り畳みを解析するソフトウェアAlphaFoldが、アミノ酸の配列からタンパク質の構造を予測するCASP（Critical Assessment of Structure Prediction）競技会において、他を圧倒する世界トップ精度を達成した。

DeepMindはAI・機械学習のスタートアップとして注目されているが、「知能の解明」を企業ビジョンとして掲げており、Demis Hassabis自身は脳科学研究での高い実績も有する（海馬とエピソード記憶に関する研究成果でScience誌による2007年10大ブレイクスルーの一つに選ばれた）。2017年にはDeepMindのメンバーと「Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence」と題した論文<sup>15)</sup>を

2 目標1に「身体的能力と知覚能力の拡張による身体の制約からの解放」（プロジェクトマネージャー：金井良太）、目標2に「複雑臓器制御系の数理的包括理解と超早期精密医療への挑戦」（プロジェクトマネージャー：合原一幸）が採択された。

Neuron誌に発表し、脳科学を重視したAIへの取り組み姿勢とその可能性を示した。DeepMindは、AlphaGo等で深層学習・強化学習の先進的活用事例が知られているが、海馬やメタ学習に関する新しいモデル等も提案しており、AI応用だけでなく計算脳科学の基礎的研究においても注目すべき企業である。

## (5) 科学技術的課題

### ① 脳情報処理の計測・理解技術のさらなる革新と脳の多階層な構造・機能の解明

前述のように、オプトジェネティクス、カルシウムイメージング、脳波測定法、PET、fMRI等、脳の活動を計測する技術が発展し、低侵襲・非侵襲化、分解能向上が図られてきた。これにビッグデータ解析・機械学習技術を組み合わせ、ブレインデコーディング、モデルベース解析、ニューロフィードバック等、脳情報処理をより深く理解する手段も生み出されてきた。脳の活動に関するさまざまな計測データが大量に得られるようになってきたことから、機械学習技術を用いたボトムアップな解析によって脳情報処理をモデル化しようというアプローチが活発になっている。

このような計測・理解技術に基づく脳の構造・機能の解明は、個々のニューロンや脳内各部の神経回路といったミクロなレベルから、脳全体の活動をとらえるマクロなレベルまで、さまざまな階層で進められてきた。それら多階層の成果を統合し、脳情報処理を総合的に解明していく取り組みが今後いっそう重要になっていく。そのために、多階層でビッグデータを蓄積していくことや、前述した全脳シミュレーションのためのコンピューティング基盤の研究開発も重要である。

### ② AI研究課題に対する計算脳科学からの貢献

前述したように、脳情報処理の知見・発見にインスパイアされたAI研究トピックとして、深層学習、強化学習、アテンション、エピソード記憶、作業記憶、継続学習、世界モデルと脳内シミュレーション、メタ学習等が挙げられる。今後さらに脳情報処理の知見・発見がAI研究の発展に貢献していくと期待され、例えばDemis Hassabisらは具体的に以下のようなAI研究課題をあげている<sup>15)</sup>。

- ・ 物理的世界に関する直感的な理解：画像・映像から個々の物体を認識して関係を組み立てるのではなく、人間は空間・数・物体を直感的に把握できる（世界モデル）。
- ・ 効率的な学習：人間は少ない事例と事前知識から推論により新しい概念を学習できる。
- ・ 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。
- ・ 想像とプランニング：人間は想像・シミュレーションによる長期予測に基づいて、状況変化があっても柔軟に行動を選択できる。
- ・ 仮想的脳分析：ブラックボックスなAIモデルを計算脳科学の分析法を用いて解明することができるかもしれない。

また、銅谷賢治・松尾豊は、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、以下のような点を挙げている<sup>16)</sup>。

- ・ エネルギー効率：AlphaGoの消費エネルギーは250kWに対して人間の脳は20Wで動いている。スパイク通信やばらつき・ノイズ耐性等が関わる。
- ・ 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、メタ学習等が関わる。
- ・ 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 計算脳科学とクロスする分野の拡大

脳の活動はさまざまな人間の活動の根幹であるから、計算脳科学の研究成果・知見はさまざまな分野に波及し得る。前述した社会脳科学では、他者との関係、社会知性を扱っており、個々の人間の意思決定のメカニズムから社会活動のメカニズムにまで、計算脳科学の関わるスコープは広がる。精神・神経疾患の解明や治療・予防にも貢献する計算精神医学の動向については既に触れたが、病気の治療法、さらには教育・マーケティング等の効果測定や新手法に貢献している。例えば、動画広告視聴時の脳情報のシミュレーション結果から、広告マーケティングの効果を予測するシステムが開発されている（NTTデータのNeuroAI D-Planner）。このような応用分野の開拓のために、応用脳科学コンソーシアムCAN（Consortium for Applied Neuroscience）も組織されている。一方、コンピューター応用においても、新しいインターフェースとしてのBMI（Brain-machine Interface）<sup>33)</sup>、新しい計算メカニズムとしての脳型計算パラダイム（Neuromorphic Computing）<sup>34)</sup>等が検討されている。

また、計算脳科学で必要になっている大規模高次元データ解析技術（機械学習、データ同化、シミュレーション技術等）は、脳科学だけでなく生命科学全般や、地球環境科学、天文学等、多くの分野に共通的に求められる技術である。そのような共通技術の発展共有の面からも、分野の垣根を超えた交流がますます重要になっている。

## (6) その他の課題

### ① 分野間連携とバランスのよいファンディング

脳の情報処理メカニズムはいまだ未知の部分が多く、その解明には長期的な基礎研究の継続が不可欠である。その一方で、コンピューターに実装され、様々な応用・ビジネスへと展開が進んでいる深層学習・強化学習技術は、脳の情報処理メカニズムとの関係が深い。また、脳の機能や情報処理メカニズムの理解には、認知科学・心理学等も関係が深く、ELSI（Ethical, Legal and Social Issues：倫理的・法的・社会的課題）の面も考慮する必要がある。このような幅広い視点からの議論や分野間連携を促進するような研究プロジェクト体制も効果的である。長期的な基礎研究への継続投資を進めつつ、このような分野間連携の活動へもバランスよく研究投資していくことが重要である。

### ② 人材育成

上記①で述べたように、計算脳科学の研究には、複数分野横断の幅広い視野・知見を持った人材が必要であるが、現状はそのような人材が非常に少ない。研究プロジェクトにおいて、複数分野の研究者を1つの拠点で共同・交流させるような体制を作ることが望ましい。さらに、AIや計算機科学そして計算脳科学と脳科学を同時に学べるような<sup>35)</sup>、新たな大学院研究科・学部創設も検討すべきである。また、医学系の学生はもともと数学の素養が高いため、プログラミングや統計・数理・データ解析等、コンピューター科学を学び、活用する機会を継続的に設けることは有効と考えられる。

### ③ 大規模データ管理基盤の整備

脳活動の計測技術の進化や、脳科学研究の大型プロジェクトの実施を背景として、脳活動に関わる大規模データが取得・蓄積されるようになってきた。データ解析が研究発展への貢献も高まってきており、大規模データの保管・共有・効率的解析のための基盤整備が、今後の研究加速のために求められる。

(7) 国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	◎	→	fMRI法、DecNef法、京による全脳シミュレーション等、脳情報処理を計測・理解するための基本的手法の創出を主導してきた。国として脳科学の基礎研究プロジェクトを多階層で推進し、革新脳・国際脳プロジェクト等、国際的にも認知されている。
	応用研究・開発	○	→	米国と比べると、民間財団・ベンチャー企業での取り組みが相対的に弱い。
米国	基礎研究	◎	→	BRAIN Initiativeをはじめ大型研究投資がなされており、分子細胞レベルからシステムレベルまで脳科学に関する層の厚い研究開発が進められている。
	応用研究・開発	◎	→	民間財団・ベンチャー企業での取り組みが活発で、基礎研究から応用への展開が円滑に進められる。大規模なデータベースやツール類の整備が進んでいる。
欧州	基礎研究	◎	→	Human Brain Project (HBP) で欧州連携の大型投資が進められている。英国DeepMindが、脳科学に基づく先進的AI技術開発に取り組んでいる。
	応用研究・開発	◎	→	HBPでは脳科学と情報科学の融合分野を強化しており、計算脳科学のコンピューティング基盤の整備も進んでいる。
中国	基礎研究	◎	↗	第13次5カ年計画（2016年～2020年）で特に成長が見込まれる5分野の1つとして脳科学があげられ、15年計画（2016年～2030年）のChina Brain Project (Brain Science and Brain-inspired Intelligence) が立ち上げられた。上海の復旦大学が十数校および中国科学院（CAS）と脳科学協同イノベーションセンターを設立した。
	応用研究・開発	○	↗	中国はAI分野の研究開発・ビジネスで米国と二強になりつつあり、脳科学をAIと連携させて強化する方針が打ち出されている。
韓国	基礎研究	○	→	韓国科学技術研究院（KIST）に機能的コネクティクスセンターが設立された。さらに、Korean Brain Initiativeが10年計画（2018～2027年）でスタート、さまざまな階層での脳マップの作製やAI関連研究等を推進している。
	応用研究・開発	○	→	

(註1) フェーズ

基礎研究：大学・国研などでの基礎研究の範囲

応用研究・開発：技術開発（プロトタイプの開発含む）の範囲

(註2) 現状 ※日本の現状を基準にした評価ではなく、CRDSの調査・見解による評価

◎：特に顕著な活動・成果が見えている

○：顕著な活動・成果が見えている

△：顕著な活動・成果が見えていない

×：特筆すべき活動・成果が見えていない

(註3) トレンド ※ここ1～2年の研究開発水準の変化

↗：上昇傾向、→：現状維持、↘：下降傾向

関連する他の研究開発領域

- ・新機能ナノエレクトロニクスデバイス（ナノテク・材料分野 2.3.1）
- ・脳・神経（ライフ・臨床医学分野 2.3.6）
- ・BMI・BCI（ライフ・臨床医学分野 2.5.5）

## 参考文献

- 1) David Marr, *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information* (W. H. Freeman and Company, 1982) .
- 2) 麻生英樹・他(人工知能学会監修,神島敏弘編),『深層学習—Deep Learning—』(近代科学社,2015年).
- 3) Christine Grienberger and Arthur Konnerth, “Imaging Calcium in Neurons”, *Neuron* Vol. 73, Issue 5 (8 March 2012) , pp. 862-885. DOI : 10.1016/j.neuron.2012.02.011
- 4) Karl Deisseroth, “Control the Brain with Light”, *Scientific American*, November 2010, pp. 49-55.
- 5) Roger L. Redondo, et al., “Bidirectional reversal of the valence associated with the hippocampal memory engram”, *Nature* Vol. 513 (18 September 2014) , pp. 426-430. DOI : 10.1038/nature13725
- 6) Steve Ramirez, et al., “Creating a false memory in the hippocampus”, *Science* Vol. 341, Issue 6144 (26 July 2013) , pp. 387-391. DOI : 10.1126/science.1239073
- 7) Seiji Ogawa, et al., “Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation”, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* Vol. 87, No. 24 (December 1990) , pp. 9868-9872.
- 8) 中原裕之・鈴木真介,「意思決定と脳理論：人間総合科学と計算論的精神医学への展開」,『Brain and Nerve』65巻8号(2013年8月),pp.973-982.
- 9) Yukiyasu Kamitani and Frank Tong, “Decoding the visual and subjective contents of the human brain”, *Nature Neuroscience* Vol. 8 (24 April 2005) , pp. 679-685. DOI : 10.1038/nn1444
- 10) Tomoyasu Horikawa and Yukiyasu Kamitani, “Generic decoding of seen and imagined objects using hierarchical visual features”, *Nature Communications* Vol. 8, Article number 15037 (22 May 2017) . DOI : 10.1038/ncomms15037
- 11) Satoshi Nishida and Shinji Nishimoto, “Decoding naturalistic experiences from human brain activity via distributed representations of words”, *NeuroImage* Vol. 180, Part A (15 October 2018) , pp. 232-242. DOI : 10.1016/j.neuroimage.2017.08.017
- 12) John Ashburner and Karl J. Friston, “Voxel-Based Morphometry—The Methods”, *NeuroImage* Vol. 11, Issue 6 (June 2000) , pp. 805-821. DOI : 10.1006/nimg.2000.0582
- 13) Denis Le Bihan, et al., “Diffusion Tensor Imaging : Concepts and Applications”, *Journal of Magnetic Resonance Imaging* Vol. 13, Issue 4 (2001) , pp. 534-546. DOI : 10.1002/jmri.1076
- 14) 小野田慶一・山口修平,「安静時fMRIの臨床応用のための基礎と展望」,『日本老年医学会雑誌』52巻1号(2015年)pp.12-17.
- 15) Demis Hassabis, et al., “Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence”, *Neuron* Vol. 95, Issue 2 (19 July 2017) , pp. 245-258. DOI : 10.1016/j.neuron.2017.06.011
- 16) 銅谷賢治・松尾豊,「人工知能と脳科学の現在とこれから」,『BRAIN and NERVE』71巻7号(2019年7月),pp.649-655. DOI : 10.11477/mf.1416201337
- 17) Brenden M. Lake, et al., “Building machines that learn and think like people”, *Behavioral and Brain Sciences* Vol. 40, e253 (2017) . DOI : 10.1017/S0140525X16001837

- 18) 中原裕之, 「社会知性を実現する脳計算システムの解明: 人工知能の実現に向けて」, 『人工知能』(人工知能学会誌) 32巻6号 (2017年11月), pp. 863-872.
- 19) 田中慎吾・坂上雅道, 「推移的推論の脳メカニズム—汎用人工知能の計算理論構築を目指して—」, 『人工知能』(人工知能学会誌) 32巻6号 (2017年11月), pp. 845-850.
- 20) Kazuhisa Shibata, et al., “Perceptual learning incepted by decoded fMRI neurofeedback without stimulus presentation”, *Science* Vol. 334, Issue 6061 (09 Dec 2011), pp. 1413-1415. DOI : 10.1126/science.1212003
- 21) Ai Koizumi, et al., “Fear reduction without fear : Reinforcement of neural activity bypasses conscious exposure”, *Nature Human Behaviour* Vol. 1, Article Number 0006 (21 November 2016) . DOI : 10.1038/s41562-016-0006
- 22) James V. Haxby, et al., “A Common, High-Dimensional Model of the Representational Space in Human Ventral Temporal Cortex”, *Neuron* Vol. 72, Issue 2 (20 October 2011), pp. 404-416. DOI : 10.1016/j.neuron.2011.08.026
- 23) Vincent Taschereau-Dumouchel, et al., “Towards an unconscious neural reinforcement intervention for common fears”, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* Vol. 115, No. 13 (6 March 2018), pp. 3470-3475. DOI : 10.1073/pnas.1721572115
- 24) Fukuda Megumi, et al., “Functional MRI neurofeedback training on connectivity between two regions induces long-lasting changes in intrinsic functional network”, *Frontiers in Human Neuroscience* Vol.9, Article 160 (30 March 2015), pp. 1-14. DOI : 10.3389/fnhum.2015.00160
- 25) Ayumu Yamashita, et al., “Connectivity neurofeedback training can differentially change functional connectivity and cognitive performance”, *Cerebral Cortex* Vol. 27, Issue 10 (October 2017), pp. 4960-4970. DOI : 10.1093/cercor/bhx177
- 26) 国里愛彦・他, 『計算論的精神医学: 情報処理過程から読み解く精神障害』(勁草書房, 2019年) .
- 27) 高橋英彦・山下祐一・銅谷賢治, 「AIと脳神経科学—精神神経疾患へのデータ駆動と理論駆動のアプローチ」, 『Clinical Neuroscience』 Vol. 38 (2020年11月), pp. 1358-1363.
- 28) Susanne Kunkel, et al., “Spiking network simulation code for petascale computers”, *Frontiers in Neuroinformatics* 8 : 78 (10 October 2014) . DOI : 10.3389/fninf.2014.00078
- 29) Tadashi Yamazaki and Wataru Furusho, “Realtime simulation of cerebellum”, *International Symposium on New Horizons of Computational Science with Heterogeneous Many-Core Processors* (Riken Wako campus, Japan, February 27-28, 2018) .
- 30) Jun Igarashi, Hiroshi Yamaura and Tadashi Yamazaki, “Large-Scale Simulation of a Layered Cortical Sheet of Spiking Network Model Using a Tile Partitioning Method”, *Frontiers in Neuroinformatics* Vol. 13, Article 71 (29 November 2019) . DOI : 10.3389/fninf.2019.00071
- 31) Hiroshi Yamaura, Jun Igarashi and Tadashi Yamazaki, “Simulation of a Human-Scale Cerebellar Network Model on the K Computer”, *Frontiers in Neuroinformatics* Vol. 14, Article 16 (03 April 2020) . DOI : 10.3389/fninf.2020.00016
- 32) International Brain Initiative, “International Brain Initiative : An Innovative Framework for

## 2.1

Coordinated Global Brain Research Efforts”, *Neuron* Vol. 105, Issue 2 (22 January 2020) , pp. 212-2168. DOI : 10.1016/j.neuron.2020.01.002

- 33) 吉峰俊樹・他, 「ブレイン・マシン・インタフェース (BMI) が切り開く新しいニューロテクノロジー」, 『脳神経外科ジャーナル』(脳外誌) 25巻12号 (2016年12月) , pp. 964-972.
- 34) 森江隆, 「ニューロモルフィックシステムと物理デバイス」, 『応用物理』(応用物理学会誌) 88巻7号 (2019年) , pp. 481-485.
- 35) 科学技術振興機構 研究開発戦略センター, 「調査報告書: ドライ・ウェット脳科学」, CRDS-FY2019-RR-06 (2020年3月) .

## 2.1

俯瞰区分と研究開発領域  
人工知能・ビッグデータ