

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。視覚の計算理論などで知られる 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三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¹⁾、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) の三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。

領域の定義・意義	
<ul style="list-style-type: none"> ● 人間の知能を解明するため、脳を情報処理システムとして理解を試みる 	<ul style="list-style-type: none"> ● 人間の知能の理解が、脳疾患・精神疾患の解明や治療につながる ● 人間の知能の理解がAIの研究発展にさまざまな形で貢献し得る
<p>脳情報処理の計測・理解技術の発展</p> <p>過去10～20年の間に脳の機能・活動を知るための計測・理解技術が大きく発展</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 動物を対象に観測・操作：カルシウムイメージング、オプトジェネティクス(光遺伝学) ● 人間の非侵襲計測：磁気共鳴機能画像法(fMRI) ● 計測に基づく脳情報処理のモデル化や詳細な比較分析・関係分析：脳機能マッピング、モデルベース解析、ブレインコーディング(心の状態の解釈)、Voxel Based Morphometry、拡張テンソル画像(DTI)、安静時fMRI (rsfMRI)等 ● ニューロフィードバック：ブレインコーディング結果を被験者にフィードバックし、認知機能の増進や補綴を誘導(DecNef法) <p>全脳シミュレーションの発展</p> <ul style="list-style-type: none"> ● スーパーコンピュータ上にニューロンとシナプス結合から成る全脳の情報処理モデルを配置 ● 富岳での全脳シミュレーションでは、世界で初めてヒト規模のシミュレーションを達成 <p>脳機能の全容解明を目指す国際プロジェクト</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 米国：BRAIN Initiative、欧州：Human Brain Project、日本：Brain/MINDS、中国：China Brain Project等 ● International Brain Initiative (IBI)が発足し、世界9地域が参加して国際連携 	<p>脳情報処理とAI・機械学習</p> <p>脳情報処理からインスパイアされるAI技術</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 深層学習・強化学習：ニューラルネットワーク、モデルフリー型(大脳基底核)とモデルベース型(前頭前野)、ドーパミン神経細胞の報酬予測誤差仮説 ● アテンション、エピソード記憶、転移学習、メタ学習、世界モデルと脳内シミュレーション等 ● Google DeepMind: Neuroscience-Inspired AI <p>脳情報処理モデルの仮説とAI</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 大規模深層学習(基盤モデル)と人間の脳情報処理との差異 ● 二重過程理論：速い思考のSystem 1と遅い思考のSystem 2 ● 認知発達・推論機構：自由エネルギー原理 ● 意識の計算論的モデル：統合情報理論、グローバルニューロナルワークスペース理論等 ● 計算脳科学とAI研究の共進化へ <p>国内における計算脳科学×AI研究の推進強化</p> <ul style="list-style-type: none"> ● JST ERATO池谷脳AI融合プロジェクト ● 新学術領域研究「人工知能と脳科学の対照と融合」他、内閣府ムーンショット(目標1・2)等
	<p>計算脳科学とクロスする分野の拡大</p> <p>社会知性を扱う社会脳科学の発展</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 心の理論、共感、利他性 ● 他者の心のシミュレーション学習 <p>ニューロテック(ブレインテック)の応用展開とELSI</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 神経・精神疾患の診断・評価補助や治療・介入などの医療応用から、ヘルスケア、教育、エンターテインメント、マーケティング、軍事まで ● ニューロテックのELSIの議論が国際的に進行、脳神経倫理学、米国BrainMind等の立ち上がり、ELSIと一体で進めるニューロテック応用開発へ ● 国内：応用脳科学コンソーシアムCAN、ブレインテック・コンソーシアムBTC、Trusted BMIの社会基盤整備事業等 <p>政策的課題</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 大規模データ管理基盤の整備：IBI Data Standards and Sharing Working Group、多施設多疾患MRIデータベース、Data-to-Modelフレームワーク等 ● 分野間連携とバランスのよいファンディング ● 人材育成(複数分野横断)

図2-1-11 領域俯瞰：計算脳科学

(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、ニューロフィードバック、深層学習、社会脳科学、計算精神医学、全脳シミュレーション、ニューロテック、ブレインテック、脳神経倫理学

(3) 研究開発領域の概要

[本領域の意義]

第1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2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3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

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）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・音声認識など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（詳細は「2.1.1 知覚・運動系のAI技術」）。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・意識など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²⁾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、蛍光顕微鏡などを用いて、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光子顕微鏡など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³⁾）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⁴⁾、誤りの記憶を形成したり⁵⁾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⁶⁾）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・関係分析など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化した。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)⁷⁾: 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アプローチである。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。次に、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): fMRIなど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、少数のカテゴリとの間の対応関係を学習するものであった⁸⁾。その後、深層学習や分散表現 (Word2Vec) など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と対応付ける一般物体デコーディング⁹⁾ 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¹⁰⁾ にも迫りつつある。
- ・Voxel Based Morphometry (VBM)¹¹⁾: 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 (1~8mm³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などの分析・理解が進展している。
- ・拡散テンソル画像 (Diffusion Tensor Image: DTI)¹²⁾: 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)¹³⁾: 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。

さらに、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ニューロフィードバック技術が開発された。国際電気通信基礎技術研究所 (ATR) で開発されたDecNef (Decoded Neurofeedback) 法¹⁴⁾ は、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。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¹⁵⁾。個人の記憶ごとに必要だった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¹⁶⁾ も組み合わせられるようになった¹⁷⁾。さらに、脳の特定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で、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、機能的結合ニューロフィードバック法 (Functional Connectivity Neurofeedback)^{18), 19)} が開発された。これは、精神疾患の治療や加齢による認知機能の低下回復などに役立つ可能性が期待されている。DecNef法、rsfMRI、機能的結合ニューロフィードバック法をはじめ、計算脳科学と精神医学を融合した計算精神医学^{20), 21)} は重要性・期待が高まっている。

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、メタ学習などについても、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^{22), 23), 24)}。

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、情報幾何などがある。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^{25), 26)}。AI研究における強化学習は、学習主体が、ある状態で、ある行動をしたとき、その結果に応じた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行動を決定する意思決定方策を、行動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分かってきた。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、刺激や反応間の関係性を状態遷移などの内部モデルとして学習する。モデルフリー型は上述の脳基底核、モデルベース型は脳新皮質、特に前頭前野が重要な役割を果たしていると考えられている。

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。DeepMind社は、AlphaGo、AlphaFoldをはじめ、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、創業者Demis Hassabis自身は脳科学研究での高い実績も有する¹⁾。Neuron誌に発表した論文「Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence」²²⁾では、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。海馬やメタ学習に関する新しいモデルなども提案しており、AI応用だけでなく計算脳科学の基礎的研究にも注力している。

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^{7), 25)}。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。

1 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。

この社会脳科学の研究は「2.1.5 人・AI協働と意思決定支援」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・説得など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。

4 国内外の政策・プロジェクト動向

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いわれるが、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など、各国の取り組みの特色も出されている。前述のように、fMRIなど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)²が立ち上がった²⁷⁾。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。米国のBRAIN InitiativeはBRAIN 2.0として、欧州のHBPはEBRAINSを受け皿として継続される見込みである。中国は少し遅れてChina Brain Project (CBP)を2016年から2030年までの15年計画で実施するという計画であったが、資金配分の調整で議論になった結果、2021年12月に最初の5年間で50億元(1100億円)を投資すると発表した。これは米国Brainや欧州HBPと並ぶ規模になる。欧米ほど動物愛護の圧力がないことから、サルなどの霊長類を用いた研究が見込まれている。

米国・欧州・日本・中国以外に、カナダ・韓国・イスラエル・オーストラリアなど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 (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。

国内においては、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。特に計算脳科学にフォーカスした新学術領域研究として、まず「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)が実施されたのに続き、「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。新学術領域を衣替えした学術変革領域研究でも、「大規模計測・シミュレーションに

2 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の開発などが進められている。

よる脳の全体性の理解」(領域代表：平理一郎、研究期間：2021年8月～2024年3月)、「行動変容を創発する脳ダイナミクスの解読と操作が拓く多元生物学」(領域代表：松崎政紀、研究期間：2022年6月～2027年3月)が実施されている。さらに、2020年度にスタートした内閣府のムーンショット型研究開発制度でも、計算脳科学との関わりが深いプロジェクトが推進されている³。

(4) 注目動向

[新展開・技術トピックス]

① 脳情報処理モデルの仮説とAI

[研究開発の動向] ②で述べたように、脳情報処理に関する知見・発見はAIの基本的なアルゴリズムや処理モデルに大きく関わってきた。「2.1.1 知覚・運動系のAI技術」や「2.1.2 言語・知識系のAI技術」で述べたように、この数年で深層学習モデルを大規模化するアプローチ(大規模言語モデル、基盤モデル)が大きな成果を挙げているが、それは人間が一生かかっても行えないような大量データの学習を必要とする。一方、人間はそれほど大量の教師データを必要とせずに発達・成長するし、学習したことを組み合わせる別な場面や状況にも応用できるし、脳のエネルギー消費もわずかである(20ワット程度)。そこで、脳情報処理のいくつかの側面をモデル化した仮説が、新しいAIの処理モデルやアルゴリズムにつながるものとして注目されている。例えば以下のようなものが挙げられる。

まず、人間の思考は、直感的・無意識的・非言語的・習慣的な「速い思考」のシステム1と、論理的・系列的・意識的・言語的・推論計画的な「遅い思考」のシステム2とで構成されるという「二重過程理論」(Dual Process Theory)がある。社会心理学・認知心理学などの心理学分野で提案されていたが、ノーベル経済学賞を受賞したDaniel Kahnemanの著書「Thinking, Fast and Slow」²⁸⁾でよく知られるようになった。脳・神経科学の面からも論じられている²⁹⁾。従来の深層学習はシステム1に相当するものであり、システム2の実現・統合が課題と考えられる³⁰⁾。深層学習研究でACMチューリング賞を受賞したYoshua BengioはNeurIPS 2019で「From System 1 Deep Learning to System 2 Deep Learning」と題した招待講演³¹⁾を行い、松尾豊は「知能の2階建てアーキテクチャ」³²⁾を提案しており、AI研究において「二重過程理論」の実装が活発に論じられるようになった(「2.1.2 言語・知識系のAI技術」を参照)。

また、認知発達・推論機構として注目されているのが、Karl J. Fristonの提唱する「自由エネルギー原理」(Free-Energy Principle)^{33), 34), 35), 36)}である。これは「生物は感覚入力の予測しにくさを最小化するように内部モデルおよび行動を最適化し続けている」という仮説である。ここでいう「予測のしにくさ」は、内部モデルに基づく知覚の予測と実際の知覚の間の予測誤差を意味し、変分自由エネルギーと呼ばれるコスト関数で表現される。さまざまな推論・学習、行動生成、認知発達過程を統一的に説明できる原理として注目されており、実験データによる計算原理の検証を可能にする理論も示されている⁵⁷⁾。「2.1.8 認知発達ロボティクス」の分野では、この原理に基づくロボット実装³⁷⁾や発達障害支援への応用³⁸⁾も進んでいる。

意識³⁹⁾に関する計算論的なモデル化も検討されている。「意識する」という状態は主観的なもので、科学的に扱にくいものだったが、Giulio Tononiの提唱する「統合情報理論」(Integrated Information Theory: IIT)⁴⁰⁾では、情報の多様性と統合という観点から統合情報量を定義し、脳内ネットワーク構造において多様な情報が統合されている状態に意識が生じるとしている。また、Stanislas Dehaeneの提唱する「グローバルニューラルワークスペース理論」(Global Neuronal Workspace Theory: GNW)⁴¹⁾では、無意識に処理される情報はワークスペースにとどまるが、注意が向けられるとグローバルワーク

3 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」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「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」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。

ペースに入り、意識が上がってくるとされる。このような意識に関する理論をベースに、AI研究分野においても、人工意識 (Artificial Consciousness、Machine Consciousness) に関する検討が行われている。また、教師なし機械翻訳などの観点からグローバルワークスペース理論の検討も行われている⁵⁸⁾。

② ニューロテック (ブレインテック) の応用展開と ELSI⁴²⁾

脳から情報を読み出したり、脳に介入したりする技術は、近年「ニューロテック」や「ブレインテック」と呼ばれ、神経・精神疾患の診断・評価補助や治療・介入などの医療応用から、ヘルスケア、教育、エンターテインメント、マーケティング、軍事まで、さまざまな応用が広がりつつある。2010年代頃から米国を中心に有力なスタートアップが増加し、ニューロテック企業への投資額は過去8年間で7倍に増加し、2021年に71億ドルに上った⁴³⁾。多数の電極の高精度な埋め込みをロボット技術で可能にしたイーロン・マスクのNeuralink社をはじめ、血管からの電極挿入でBMIの治験を始めたSynchron社、非侵襲BMIデバイスを展開するKernel社など、業界を牽引するプレーヤーが複数登場している。

その一方で、さまざまな倫理的・法的・社会的課題 (ELSI) が顕在化している。例えば、以下のような事象が現実には起こっている。

- ・学校で脳波計を導入し、生徒の集中度を測る実験⁴⁴⁾ (2019年、中国)
- ・工場で作業員に脳信号を読み取るヘルメットを装着させ生産性に影響する感情変化を検出するプロジェクト⁴⁵⁾ (2018年、中国)
- ・埋め込み型の脳刺激デバイスによるうつ病治療⁴⁶⁾ (2021年、米国)
- ・集中力向上などをうたうコンシューマー向け脳電流刺激デバイスの市販
- ・兵士の戦闘力増強や、兵器のBMIによるコントロールなどの研究推進 (米国)

このような状況から、ニューロテックのELSIとして、以下のような観点が指摘されており、国際的なルール形成へ向けた議論が進行している。これらは必ずしも計算脳科学に直接起因する問題ではないが、広く脳科学に関わるELSIに配慮していくべきであろう。

- ・脳情報とプライバシー：センシティブでありうる脳情報データの扱い
- ・エンハンスメント：人間の機能増強の是非をめぐる問題
- ・操作可能性と自律性：人々の監視や経済・政治的操作の道具に使われる可能性
- ・消費者向け製品の効果：消費者向けに宣伝される製品の効果の有無
- ・デュアルユース：医療・消費者向け・軍事利用にまたがる技術
- ・DIYニューロテック：自作のニューロテックが規制をすり抜ける可能性
- ・新たな格差：医療への不平等なアクセス、国家間の規制の差などによる新たな格差が生まれる可能性

2000年代に脳神経倫理学 (Neuroethics) が立ち上がり、Global Neuroethics Summit 2017で優先検討事項⁴⁷⁾ が議論されたのをはじめ、OECD (経済協力開発会議)、欧州評議会、IEEE (米国電気電子学会) などの国際機関・学会でも議論されている。さらに、米国のBrainMindは、第一線の脳研究者、起業家、ベンチャーキャピタル、慈善家、アカデミック機関、脳神経倫理学者などが参加したコンソーシアムで、2023年にアシロマ会議⁴⁾の開催を予定している。

[注目すべき国内外のプロジェクト]

① JST ERATO 池谷脳AI融合プロジェクト

このプロジェクト (研究期間：2018年10月～2024年3月、研究総括：池谷裕二) は、AIを用いて脳

4 米国アシロマは、1975年に遺伝子工学の倫理原則、2017年にAI倫理原則が議論された会議の開催地である。

の新たな能力を開拓し、脳の潜在能力はいったいどれほどなのかを見極めることを大きな目標に掲げ、以下の四つの研究課題に取り組んでいる⁴⁸⁾。

- ・脳チップ移植：脳にコンピューターチップを移植することで、地磁気や血圧の変化といった本来人間が感知できない環境や身体の情報に脳にインプットする。それらの新たな知覚のインプットにより、脳の機能がどのように変化するかを調べていく。
- ・脳AI融合：脳内に存在する情報をAIで分析して脳にフィードバックすることで、脳の機能を拡張する。例えば、わずかな音の高低やメロディーの違いなど、本人が意識的には区別できない情報をAIが解読して脳にフィードバックすることで、これらの違いを知覚できるようになるかを調べる。
- ・インターネット脳：脳をインターネットや電子機器と連携させることで脳活動をもとにWeb検索や家電操作を行うというアプローチにより、脳と環境とをシームレスに接続することを目指す。
- ・脳脳融合：複数の脳の情報をAI技術で連結し、個体間で情報を共有する。これにより、言葉やしぐさなどの古典的な手段を超えた未来のコミュニケーションの形を模索する。

脳AI融合の一例として、ネズミに英語とスペイン語を聞き分けさせる実験が行われた。ネズミは生来的に英語とスペイン語を聞き分けることはできないが、ネズミの耳の鼓膜には2言語で異なる振動が伝わっている。そこに機械学習を介在させた電気信号をネズミの脳にフィードバックして学習させた結果、そのネズミは英語とスペイン語を判別できるようになり、その効果は機械学習の介在を外しても継続した。これは脳機能が拡張され得ることを示している。

また、JST ERATO「池谷脳AI融合プロジェクト」(BRAIN-AI Hybrid)とJST RISTEX「人と情報のエコシステム」研究開発領域(HITE)が連携した「BRAIN-AI×HITE」も進められている。これは、脳とAIが融合する未来を科学と人文知から考察する越境型の連携活動であり、ELSI面の検討にも取り組んでいる。

② 富岳全脳シミュレーションプロジェクト

脳情報処理についての理解の深まりとともに、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んでいる。ニューロンやシナプス結合など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いわれており、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。

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⁴⁹⁾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⁵⁰⁾が実現された。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。

さらに、人間は約860億個の規模といわれており、「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し、「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、研究代表：銅谷賢治)、「富岳」成果創出加速プログラム「脳結合データ解析と機能構造推定に基づくヒトスケール全脳シミュレーション」(2020年4月～、研究代表：山崎匡)が実施されている。「富岳」の性能を引き出すシミュレーターMONETが開発され^{51), 52)}、950億個のニューロンと57兆個のシナプスという世界で初めてヒト規模のシミュレーションを達成した。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。

(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など、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て、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など、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。ニューロテック（ブレインテック）の応用も広がりつつあることから、計測技術の簡便化や機械学習統合による高次解釈、計測だけでなく介入技術の高精度化や安全化といったニーズも高まり、計測・介入技術の多様化が進むと思われる。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。

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、脳全体の活動を捉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 計算脳科学とAI研究の共進化

[研究開発の動向] ②、[新展開・技術トピックス] ①で述べたように、計算脳科学（および認知発達ロボティクス）とAI研究の間の距離は急速に近づきつつある。大規模言語モデルや基盤モデルと呼ばれる最新の深層学習モデルは、急速にその機能・性能と汎用性を高めつつあり、人間の能力を超えた点や人間に至らぬ点など、人間との差異が強く意識されるようになってきた。その一方、計算脳科学についても、計測技術の進化や機械学習の活用による脳情報処理の理解が進展し、さまざまな新しい知見が得られるようになってきた。その結果、計算脳科学とAI研究の間のシナジーが高まり、共進化的な発展が進みつつある。新学術領域研究「人工知能と脳科学の対照と融合」から生まれた国際シンポジウムAIBS（International Symposium on Artificial Intelligence and Brain Science）などが、その一例であろう。

前述の二重過程モデルや自由エネルギー原理などに基づくAIモデルと、大規模言語モデル・基盤モデルとの関係がどのような方向に発展し、AIの汎用性・自律性・社会性が高まり、エネルギー効率・データ効率の問題が改善されるか、さらなる発展が期待される。また、人工意識や脳AI融合のような新たな可能性の開拓も期待される。

③ ELSIと一体で進めるニューロテック応用開発

[新展開・技術トピックス] ②で述べたように、脳の計測や脳への介入を伴うニューロテック（ブレインテック）のさまざまな応用が広がりつつある。しかし、その研究開発や産業化では、倫理的・法的・社会的課題（ELSI）を常に考える必要がある。技術開発の後付けでELSIを考えるのではなく、ELSIと技術開発は一体的に取り組むべきである。

国内でも、脳関連プロジェクトの中でELSI面の検討は行われてきたが、海外での取り組みに比べると小規模にとどまっていた。しかし、応用脳科学コンソーシアムCAN（2010年発足、2020年に一般社団法人化）やブレインテック・コンソーシアムBTC（2021年発足）など、産業化を目指す企業や研究者から成るネットワークが形成されてきたことに加えて、ムーンショット目標1の金井プロジェクト中に法学者中心に立ち上がった「“Internet of Brains”-Society」や、エビデンス整備・構築を行う「Trusted BMIの社会基盤整備」事業など、研究開発とELSI検討を並走させる実践が進みつつある。このような取り組みを強化・拡大し、社会的にも国際的にも受容されるニューロテックの応用開発が望まれる。

（6）その他の課題

① 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。これに関連する活動として、International Brain Initiative (IBI) は、IBI Data Standards and Sharing Working Groupを立ち上げ⁵⁾、国際協力のもとでのデータガバナンスの強化を図っている⁵³⁾。国内では、国際電気通信基礎技術研究所（ATR）と東京大学が中心となり、多施設多疾患MRIデータベースを公開した⁵⁴⁾。また、実験データを集約するだけでなく、データからモデルの構築・検証・統合まで行って共有するData-to-Modelフレームワークも開発されている⁵⁵⁾。このような取り組みをいっそう強化・拡大していくことが求められる。

② 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、さまざまな応用・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・心理学なども関係が深く、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。

③ 人材育成

上記②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一つの拠点で共同・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⁵⁶⁾、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ので、プログラミングや統計・数理・データ解析など、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。

（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など、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など、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。

5 初顔合わせのラウンドテーブルは2020年1月に日本主催で東京で行われた。

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分野の一つとして脳科学が挙げられ、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）と脳科学共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2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関連研究などを推進している。
	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

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) 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
- 3) Karl Deisseroth, "Control the Brain with Light", *Scientific American* Vol. 303, Issue 5 (November 2010), pp.48-55. DOI: 10.1038/scientificamerican1110-48
- 4) 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
- 5) 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
- 6) 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.
- 7) 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.
- 8) 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

- 9) 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
- 10) 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
- 11) 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
- 12) 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
- 13) 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.
- 14) 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
- 15) Ai Koizumi, et al., “Fear reduction without fear: Reinforcement of neural activity bypasses conscious exposure”, *Nature Human Behaviour* Vol. 1, Article Bumber 0006 (21 November 2016). DOI: 10.1038/s41562-016-0006
- 16) 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
- 17) 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
- 18) 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
- 19) 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
- 20) 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) .
- 21) 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.
- 22) 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
- 23) 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
- 24) 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
- 25) 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.

2.1

俯瞰区分と研究開発領域
人工知能・ビッグデータ

- 26) 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.
- 27) International Brain Initiative, “International Brain Initiative: An Innovative Framework for Coordinated Global Brain Research Efforts”, *Neuron* Vol. 105, Issue 2 (22 January 2020), pp. 212-2168. DOI: 10.1016/j.neuron.2020.01.002
- 28) Daniel Kahneman, *Thinking, Fast and Slow* (Farrar, Straus and Giroux, 2011). (邦訳: 村井章子訳, 『ファスト&スロー: あなたの意思はどのように決まるか?』, 早川書房, 2014年)
- 29) Jeff Hawkins, *A Thousand Brains: A New Theory of Intelligence* (Basic Books, 2022). (邦訳: 大田直子訳, 『脳は世界をどう見ているのか: 知能の謎を解く「1000の脳」理論』, 早川書房, 2022年)
- 30) 科学技術振興機構 研究開発戦略センター, 「戦略プロポーザル: 第4世代AIの研究開発—深層学習と知識・記号推論の融合—」, CRDS-FY2019-SP-08 (2020年3月) .
- 31) Yoshua Bengio, “From System 1 Deep Learning to System 2 Deep Learning”, Invited Talk in the 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019; Vancouver, Canada, December 8-14, 2019).
- 32) 松尾豊, 「知能の2階建てアーキテクチャ」, 『認知科学』(日本認知科学会誌) 29巻1号 (2022年), pp. 36-46. DOI: 10.11225/cs.2021.062
- 33) Karl J. Friston, James Kilner and Lee Harrison, “A free energy principle for the brain”, *Journal of Physiology-Paris* Vol. 100, Issues 1-3 (July-September 2006), pp. 70-87. DOI: 10.1016/j.jphysparis.2006.10.001
- 34) Karl J. Friston, “The free-energy principle: a unified brain theory?”, *Nature Reviews Neuroscience* Vol. 11, No. 2 (January 2010), pp. 127-38. DOI: 10.1038/nrn2787
- 35) 磯村拓哉, 「自由エネルギー原理の解説: 知覚・行動・他者の思考の推論」, 『日本神経回路学会誌』 25巻3号 (2018年), pp. 71-85. DOI: 10.3902/jnns.25.71
- 36) 乾敏郎・阪口豊, 『脳の大統一理論: 自由エネルギー原理とはなにか』(岩波書店, 2020年) .
- 37) 尾形哲也, 「深層予測学習を利用したロボット動作学習とコンセプト」, 『人工知能』(人工知能学会誌) 35巻1号 (2020年1月), pp. 12-17.
- 38) 長井志江, 「認知発達の原理を探る: 感覚・運動情報の予測学習に基づく計算論的モデル」, 『ベビーサイエンス』 15巻 (2016年3月), pp. 22-32.
- 39) 渡辺正峰, 『脳の意識 機械の意識』(中央公論新社, 2017年) .
- 40) Marcello Massimini and Giulio Tononi, *Nulla di più grande* (Baldini + Castoldi, 2013). (邦訳: 花本知子訳, 『意識はいつ生まれるのか: 脳の謎に挑む統合情報理論』, 亜紀書房, 2015年)
- 41) Stanislas Dehaene, *Consciousness and the Brain: Deciphering How the Brain Codes Our Thoughts* (Viking, 2014). (邦訳: 高橋洋訳, 『意識と脳: 思考はいかにコード化されるか』, 紀伊國屋書店, 2015年)
- 42) 科学技術振興機構 研究開発戦略センター, 「科学技術未来戦略ワークショップ報告書: ニューロテクノロジーの健全な社会実装に向けたELSI/RRR実践」, CRDS-FY2022-WR-06 (2022年10月) .
- 43) NeuroTech Analytics, “Investment Digest NeuroTech Industry Overview 2021 Q4”. <https://www.neurotech.com/investment-digest-q4> (accessed 2023-02-01)
- 44) “Why China Is Using A.I. in Class-rooms”, *Wall Street Journal* (September 20, 2019).
- 45) Erin Winick, “With Brain-Scanning Hats, China Signals It Has No Interest in Workers’ Privacy”, *MIT Technology Review* (April 30, 2018).
- 46) Katherine W. Scangos, et al., “Closed-loop neuromodulation in an individual with treatment-resistant depression”, *Nature Medicine* Vol. 27 (October 2021), pp. 1696-1700. DOI: 10.1038/

s41591-021-01480-w

- 47) Global Neuroethics Summit Delegates, “Neuroethics Questions to Guide Ethical Research in the International Brain Initiatives”, *Neuron* Vol. 100, Issue 1 (October 2018), pp. 19-36. DOI: 10.1016/j.neuron.2018.09.021
- 48) 紺野大地・池谷裕二, 『脳と人工知能をつないだら、人間の能力はどこまで拡張できるのか：脳AI融合の最前線』(講談社, 2021年) .
- 49) 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
- 50) 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).
- 51) 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
- 52) 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
- 53) Damian O. Eke, et al., “International data governance for neuroscience”, *Neuron* Vol. 110, Issue 4 (February 2022), pp. 600-612. DOI: 10.1016/j.neuron.2021.11.017
- 54) Saori C. Tanaka, et al., “A multi-site, multi-disorder resting-state magnetic resonance image database”, *Scientific Data* Vol. 8, Article No. 227 (August 2021). DOI: 10.1038/s41597-021-01004-8
- 55) Carlos E. Gutierrez, et al., “A Spiking Neural Network Builder for Systematic Data-to-Model Workflow”, *Frontiers in Neuroinformatics* Vol. 16 (July 2022). DOI: 10.3389/fninf.2022.855765
- 56) 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) .
- 57) Takuya Isomura, Hideaki Shimazaki and Karl J. Friston, “Canonical neural networks perform active inference”, *Communications Biology* Vol. 5, Article No. 55 (January 2022). DOI: 10.1038/s42003-021-02994-2
- 58) Rufin VanRullen and Ryota Kanai, “Deep learning and the Global Workspace Theory”, *Trends in Neurosciences* Vol. 44, Issue 9 (September 2021), pp.692-704. DOI: 10.1016/j.tins.2021.04.005

2.1

俯瞰区分と研究開発領域
人工知能・ビッグデータ