

平成30年度 文部科学省

ポスト「京」で重点的に取り組むべき社会的・科学的課題に関する  
アプリケーション開発・研究開発（萌芽的課題）

平成30年度

「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  
（脳のビッグデータ解析、全脳シミュレーションと  
脳型人工知能アーキテクチャ）」

成果報告書

令和元年5月31日

学校法人沖縄科学技術大学院大学学園

銅谷賢治

本報告書は、文部科学省の科学技術試験研究委託事業による委託業務として、学校法人沖縄科学技術大学院大学学園（ピーター・グルース）が実施した平成30年度「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（脳のビッグデータ解析、全脳シミュレーションと脳型人工知能アーキテクチャ）」の成果を取りまとめたものです。

## 目次

1. 委託業務の題目 .....	1
2. 実施機関（代表機関） .....	1
3. 委託業務の目的 .....	1
4. 平成 30 年度（報告年度）の実施内容 .....	1
4-1. 実施計画 .....	1
4-2. 実施内容（成果） .....	4
4-3. 活動（研究会等） .....	24
4-4. 実施体制 .....	24

別添 1 学会等発表実績

別添 2 実施計画

## 1. 委託業務の題目

「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（脳のビッグデータ解析、全脳シミュレーションと脳型人工知能アーキテクチャ）」

## 2. 実施機関（代表機関）

代表 機 関	機関名	学校法人沖縄科学技術大学院大学学園			
	所在地	〒904-0495 沖縄県国頭郡恩納村字谷茶 1 9 1 9 番地 1			
	課題 責任者	ふりがな	どうや けんじ	生年	西暦 1961 年 7 月 13 日（57 歳）
		氏名	銅谷 賢治	月日	※2019 年 4 月 1 日現在
		所属部署名	神経計算ユニット		役職 教授
	連絡先	Tel. 098-966-8594		Fax. 098-966-2891	
		E-mail doya@oist.jp			
	事務 連絡 担当者	ふりがな	ふじまつ よしてる		/
		氏名	藤松 佳晃		
		所属部署名	外部研究資金セクション	役職	
連絡先	Tel. 098-966-8964		Fax. 098-966-2889		
	E-mail grant@oist.jp				

## 3. 委託業務の目的

脳の構造と活動に関して得られる膨大なデータを運動制御や思考などの脳機能の理解につなげるには、多種多階層のデータを統合して全脳の神経回路モデルを構築しシミュレーション解析を行うことが必要である。また今日の人工知能の基本要素である深層学習は物体認識や完全情報ゲームで人間を凌ぐ性能を与えているが、その学習には膨大なデータを必要とする。本研究はこれらの要求と課題に対してポスト「京」の計算資源を活用して対応することを目標とする。そのため、脳データの解析とモデリング手法の開発、大脳皮質、小脳、大脳基底核を含む全脳の神経回路のシミュレーション実装、不完全観測や少数サンプルからの学習が可能な脳型人工知能の開発を行う。これらにより、運動制御や思考を実現する脳機能の解明と、多プレイヤーゲームや動的画像処理などに応用可能な脳型人工知能への貢献を目指す。

このため、学校法人沖縄科学技術大学院大学学園を中核機関として、分担機関である国立大学法人京都大学、国立研究開発法人理化学研究所、国立大学法人電気通信大学、及び国立大学法人東京大学と密接に連携し、再委託により研究開発を実施する。

## 4. 平成 30 年度（報告年度）の実施内容

### 4-1. 実施計画

#### ①（サブ課題A）脳の構造と活動の大規模データ解析

（再委託先：国立大学法人京都大学）

ほ乳類の脳を構成する神経回路の構造同定を全脳レベルで行う高度化アルゴリズムを開発する。H29年

度に引き続き全脳の拡散MRI画像（マクロスケール）に基づく構造同定法の高度化実装を進め、H30年度ではポスト「京」の計算環境を想定したARMサーバー上のマルチコア環境で並列動作させ、数千程度からなるアンサンブルから平均的な構造同定を得ることを目標とする。

また新たに、連続切片蛍光顕微鏡画像（メソスケール）の前処理によって拡散MRI画像と等価な粗視化画像を構築し、これに対して上記と同様の構造同定を行い、結果を比較することによる信頼性検証を試みる。全脳における構造同定の結果を、随時サブ課題B、C、Dが実施するネットワークシミュレーションに提供する。

## ②（サブ課題B） 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築

（再委託先：国立研究開発法人理化学研究所）

これまで開発を行ってきた大脳皮質モデルと高度並列神経回路シミュレータMONETや汎用シミュレータNESTを用いて、大脳皮質領域の情報処理機構の解明に向けた取り組みを進め、他のサブ課題で開発された小脳、大脳基底核モデルとの統合モデルの大規模シミュレーションについて取り組み、全脳モデルのシミュレーション実現に向けた取り組みを進める。

特に、運動皮質と相互に結合する視床、体性感覚皮質、高次運動皮質の神経回路モデルについて、これまで開発してきた神経回路シミュレータを用いて、大規模シミュレーションに取り組み、引き続き文献の調査などによるモデルの精緻化を行い、情報処理機構の解明に向け取り組む。

次世代NESTシミュレータの大規模シミュレーションにおける性能評価を、Juelich Research Centerや計算科学研究機構と引き続き行い、ポスト「京」などのエクサスケールの計算機への対応をより進める。

## ③（サブ課題C） ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳連関シミュレーション

（再委託先：国立大学法人電気通信大学）

前年度サブ課題Bと連携して構築した大脳小脳連関モデルの挙動をより詳細に解析する。具体的には、動物の安静時に観測されるシータレンジでの脳波の同期現象を再現し、まず動物が静止しているときの脳活動を再現する。次に、行動中の小脳の神経活動として顆粒層で細胞ごとに多様な時間応答を示すレザボア様の時空間活動を確認し、さらにプルキンエ細胞でのシナプス可塑性によりモデルの出力が変化することを確認する。以上の開発はサブ課題Bで構築中のシミュレータMONETにて行う。

以上を完了した後、すでに実装済みである腕の筋骨格系動力学モデルを接続して、腕運動のシミュレーションを行い、大脳小脳連関による腕の運動制御のデモンストレーションを行う。

## ④（サブ課題D） 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション

（委託先：学校法人沖縄科学技術大学院大学学園）

前年度までに構築した大脳基底核の行動選択と強化学習の神経回路モデルはサル解剖学、生理学データに基づくものであったが、これをもとにマウスの解剖学、生理学データに基づくモデルを構築し、その全脳レベルへのスケールアップを進める。

サブ課題Bと協力し、大脳基底核－視床－大脳皮質ループの神経回路モデルの大規模実行を行う。そのために次世代NESTシミュレータを用いるか、独自のプラットフォームを開発するか、サブ課題Bおよび

Juelich Research Centerとの協力のもとで検討し、必要な開発およびベンチマークを進める。

さらにこれらをもとに、サブ課題Cで構築した小脳モデルを含む全脳シミュレーションをサブ課題Bと連携して行う。

#### ⑤ (サブ課題E) 脳型人工知能アーキテクチャの開発

(再委託先：国立大学法人京都大学)

内部状態を持つ力学系ノードを多数連結してベイズ推定計算を行う脳型人工知能の基本アーキテクチャBundleNetの開発・実装を進め、規模拡大を伴う応用を行う。H30年度ではポスト「京」の計算環境を想定したARMサーバー上のマルチコア（96コア）環境で並列動作させ、多数力学系ノード（5百程度）の効率的な並列動作と、ノード間非同期通信を実現する。ノード間非同期通信を伴うマルチコア並列計算には、サブ課題F（理研QBIC高橋恒一博士）で開発中のBriCA1 parallelを用いる。基本アーキテクチャの予備的な実装における性能を評価するテストベッドとして、動画像中の複数物体追跡課題を用いる。

#### ⑥ (サブ課題F) 脳型人工知能大規模高性能計算プラットフォームの開発

(再委託先：国立研究開発法人理化学研究所)

基盤ソフトウェアBriCAの開発を継続すると共に、モデル開発と性能向上を試みる。本年度は、サブ課題Eが昨年度開発した自由エネルギー原理に基づいた学習手法であるBundleNetを実装し、ノード内の並列化を試みる。ADFA(Asynchronous Direct Feedback Alignment)のマルチノード版の性能向上にも継続して取り組む。また、世界的に進展が著しい非同期型モデル並列学習アルゴリズムの調査、検討をこれまでに引き続き行い、有望な手法に関してはBriCA上での実装と検証を行う。

#### ⑦ (サブ課題G) 脳型人工知能の大規模実問題への応用

(再委託先：国立大学法人東京大学)

今年度は本格実施フェーズとして、調査研究・準備研究フェーズで実現された動画像予測と生成の基盤アルゴリズムについて、サブ課題Fが開発した脳型人工知能計算プラットフォームBriCA上での実装を開始する。

動画像予測では、直前の動画像が与えられた際に予測されうる短期的な動画像フレームとしても、多様なフレームが予測されうる。こうした多様性を「動き」や「自然言語」といった他のモダリティ情報で制御しつつ動画像を予測できるアルゴリズムを開発し、必要に応じてデータセットも新規に構築する。さらにサブ課題Dが開発した脳型人工知能アーキテクチャBundleNet上での実行を念頭に、これまで実現してきた動画像処理アルゴリズムの改善および変更を進める。併せて深層学習の分散並列計算手法を確立し、上記の動画像処理アルゴリズムへ統合する。

#### ⑧ プロジェクトの総合的推進

プロジェクト全体の連携を密としつつ円滑に運営していくため、サブ課題責任者（PI）会議や技術検討会の開催等、参画各機関の連携・調整にあたる。

特に、プロジェクト全体の進捗状況と国内外での関連プロジェクトの進展を確認しつつ計画の合理化を検討し、必要に応じて調査或いは外部有識者を招聘して意見を聞くなどプロジェクトの推進に資する。

プロジェクトで得られた成果については積極的に公表し、今後の展開に資する。

#### 4-2. 実施内容（成果）

プロジェクト3年目にあたるH30年度は、それぞれのサブ課題で開発したモデルとアルゴリズムの「京」やポスト「京」互換のARMサーバーへの移植を進め、性能の検証と最適化を行った。また、サブ課題間の連携により、コネクストミクスデータの脳モデルへの活用手法の検討、大脳皮質、小脳、大脳基底核モデルを結合した全脳シミュレーション、人工知能アーキテクチャのBriCAを用いた実装が進んだ。

##### ①（サブ課題A）脳の構造と活動の大規模データ解析

（再委託先：国立大学法人京都大学）

本年度実施計画に応じて、ほ乳類の脳を構成する神経回路の構造同定を全脳レベルで行うアルゴリズム開発を継続的に進め、また、「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（革新脳；<https://brainminds.jp>）」との連携の下、理化学研究所からマーモセットの拡散MRI画像と連続切片蛍光顕微鏡画像を入手し、それらに対して開発したアルゴリズムの適用を行った。サブ課題Aとしては以下の1)-3)の3つの目標を設定しており、それぞれについての具体的な成果を以下に記述する。

1) 全脳の拡散MRI画像（マクロスケール）に基づく構造同定法の高度化実装を進める。ポスト「京」の計算環境を想定したARMサーバー上のマルチコア環境で並列動作させ、数千程度からなるアンサンブルに基づく平均的な構造を同定する。

ほ乳類（マーモセット）の全脳にわたる神経回路の構造同定を行うため、拡散MRI画像から線維追跡を行い、それらに基づき構造同定を行うための高度化パイプラインを開発した（図A1）。このパイプラインは、拡散MRI画像に基づきベイズ的に最適な線維配向を個体ごとに同定する大域的線維追跡アルゴリズムと、個体間の違いを吸収し標準的な脳へと神経線維を投射し、その標準脳上において線維結合の平均化を行う位置合わせアルゴリズムとで構成され、それぞれを実装した。このパイプラインを稼働させ、60個体の拡散MRI画像の各々に対してそれぞれ30回程度の異なる初期設定からの線維追跡（試行）を行うことで1800個程度のアンサンブルを得て、それらを標準脳上で統合、個体・試行間で平均化することでマーモセットの平均的かつ初期設定に依存しない構造同定を行うことを完了した。一回の線維追跡では約20万本の線維が推定されているため、合計では3億6千万本の線維からなる脳領域間結合となる。この高度化パイプラインのうち、個体脳から標準脳への標準化（位置合わせ）を行うアルゴリズムは、ポスト「京」の計算機環境を想定したARMサーバー（R270-T65、メモリ512GB）上で動作する並列実装を完了した。

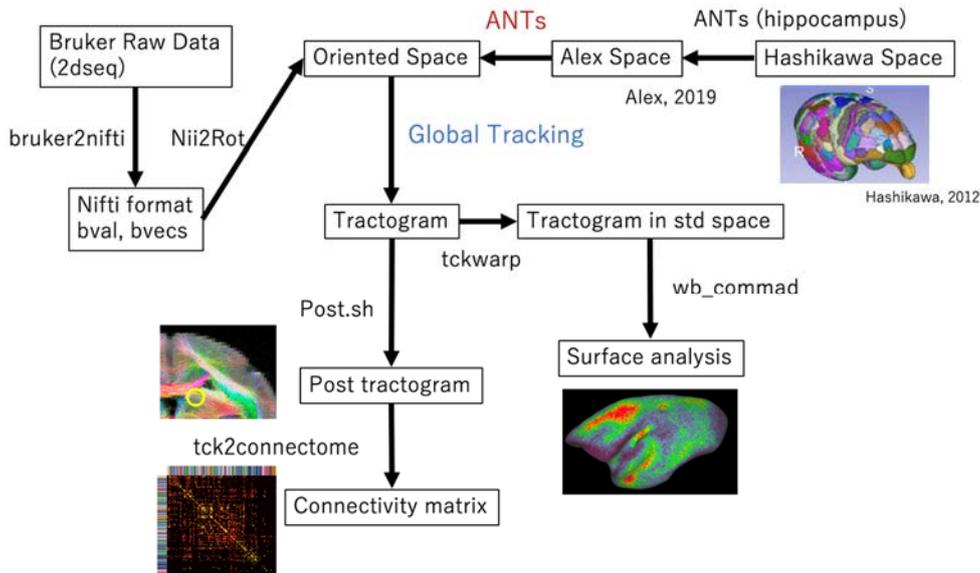


図 A1: 実装されたパイプラインに基づくワークフロー

2) 連続切片蛍光顕微鏡画像（メソスケール）の前処理によって拡散 MRI 画像と等価な粗視化画像を構築し、これに対して上記と同様の構造同定を行い、結果を比較することにより、マクロおよびメソスケール構造の信頼性の検証を行う。

「革新脳」との連携によりマーマセットの連続切片蛍光顕微鏡画像（ $1\mu\text{m} \times 1\mu\text{m} \times 10\mu\text{m}$ ）を得て、それに基づき、Probabilistic Axon Tracking (Skibbe, et al., 2019)における Local PAT を用いることで、人工的な拡散 MRI 画像を作成した。具体的には、元の蛍光顕微鏡画像に対して Local PAT により線維配向分布のマップを求め、それをダウンサンプリングすることで低解像度化している。拡散 MRI 画像と同程度の解像度である  $100\mu\text{m}$ 、 $200\mu\text{m}$ 、 $400\mu\text{m}$  の 3 パターンの isotropic かつ疑似的な拡散 MRI 画像（の線維配向マップ）に対して、 $400\mu\text{m}$  isotropic での粗いレベルでの線維追跡を行い、その結果を初期値として、 $100\mu\text{m}$  まで段階的に、より微細に最適化を行うことで結合構造を求めた。その結果、3 種の解像度の疑似的な拡散 MRI 画像においても、安定して大域的な線維追跡が可能になることを示し、またその結果がメソレベルにおいて（元の画像に対して）PAT を用いて推定された結果と大きく矛盾しないことを示した(図 A2)。

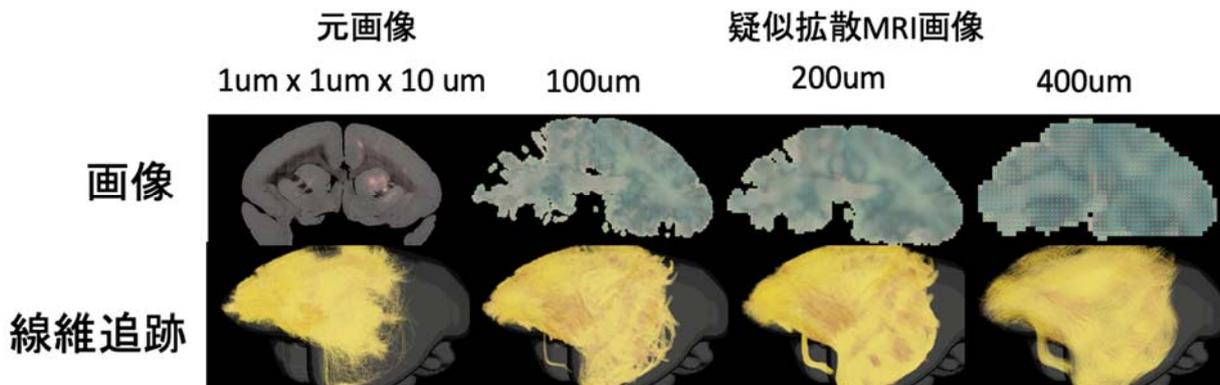


図 A2：連続切片蛍光顕微鏡画像とそれから作成した疑似拡散 MRI 画像に対する線維追跡結果

3) 全脳における構造同定の結果を、随時サブ課題 B、C、D が実施するネットワークシミュレーションに提供する。

1) で求めた全脳に対する平均的な結合構造を、全脳ネットワークシミュレーションに供するために、サブ課題 B に提供した。皮質を 200 領域程度に分割したものでは、ボクセルレベルシミュレーションには不十分であることが分かったため、新たに、マーモセットの脳表面の 3 次元モデリングを行うことで脳の両側合わせて 20000 個の微小領域を定義した (図 A3 左)。1) で得た 3 億 6000 万本の線維に基づき、この微小領域間での結合 (20000x20000) を求め (図 A3 右)、サブ課題 B に提供した。

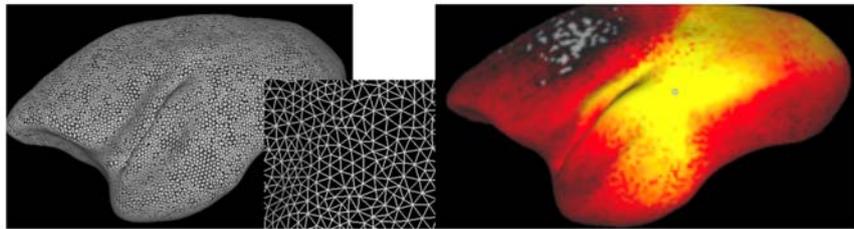


図 A3：微小領域間の結合同定のための脳表面 3 次元モデリングと、大域的な微小領域間結合マップ

## ② (サブ課題 B) 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築

(再委託先：国立研究開発法人理化学研究所)

H30 年度は、前年度の成果をもとに、ポスト「京」での全脳シミュレーションの実現のための科学的研究、技術的研究の両方面の研究に関して、サブ課題間連携をこれまで以上に密に行いつつ取り組みを行った。具体的な取り組みとして、1) ポスト「京」による全脳シミュレーションに向けた独自開発 MONET による大脳皮質—視床—小脳回路大規模シミュレーションと機能拡張、2) 一次体性感覚皮質、一次、二次運動皮質、視床の大規模シミュレーションと情報処理機構に関する調査、3) 全脳モデルの基盤となる大脳皮質—大脳基底核—視床—小脳神経回路の単位モデルの開発、4) NEST と MONET に関するポスト「京」シミュレータ・評価システムによる調査、の四つの取り組みが行われた。以下、順に説明する。

### 1) MONET による大脳皮質—視床—小脳回路大規模シミュレーションと機能拡張

我々の目標の一つとして、全脳の相互作用を理解するための基盤となる全脳規模のシミュレーションを実現する並列計算技術とプラットフォームの確立がある。これまで脳の大部分を占める大脳皮質と小脳の層状シート型の回路構造に着目し、そのモデルをポスト「京」で効率よく並列計算する独自開発の神経回路シミュレータ MONET (Millefeuille-like Organization NEural neTwork) を開発してきた。昨年度は MONET による大脳皮質の大規模シミュレーションを本サブ課題 B で行い、小脳の大規模シミュレーションをサブ課題 C で行った。

H30 年度はこれらを発展させ、サブ課題 B とサブ課題 C の連携により、大脳皮質—視床—小脳の大規

模シミュレーションを行い、モデルパラメータの検討、大規模シミュレーションの試験を行った。その結果、「京」で10億神経細胞からなる大脳皮質—視床—小脳の大規模シミュレーションを実現し（図B1）、非常に優れた弱スケール性能が得られた。この結果から、「京」でのノード数の増加、ポスト「京」の使用により、さらなる大規模化が期待できる。単純な結果の外挿を行うと、ポスト「京」で「京」の100倍の性能により100倍のモデル規模の拡張ができれば、神経細胞1000億個規模の大脳皮質—視床—小脳モデルが可能となり、プロジェクトの目標の一つであるポスト「京」でのヒト全脳規模のシミュレーションを実現する見込みが立ったといえる。

このほかMONETに関して以下の2つの機能拡張を行った。

一つ目はモデル構築の高速化についてである。一般にシミュレーション前に行うシナプス結合の構築には、シミュレーションと同等かそれ以上の時間がかかることがある。MONETでも大規模モデル構築時に同様の問題がみられた。そこで、我々はOpenMPスレッド並列化による高速化の検討と実装を行い、処理速度の高速化とメモリ消費の低減を実現した。この結果は、ポスト「京」でのモデル大規模化、処理時間の低減につながる。

二つ目の機能拡張は、MONETへのコネクトームデータ取り込みの機構についてである。「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」のプロジェクトでマーモセットのマクロスコピックレベルのコネクトームデータ、Diffusion Tensor Imaging (DTI)の解析を行っている。サブ課題A、C、Dとの議論をもとにして、MONETによるDTIデータの取り込みのための基盤技術開発を行った。来年度はこれらをもとにして、包括的な長距離結合を含むコネクトームデータを導入し領域間相互作用についてのシミュレーションを目指す。

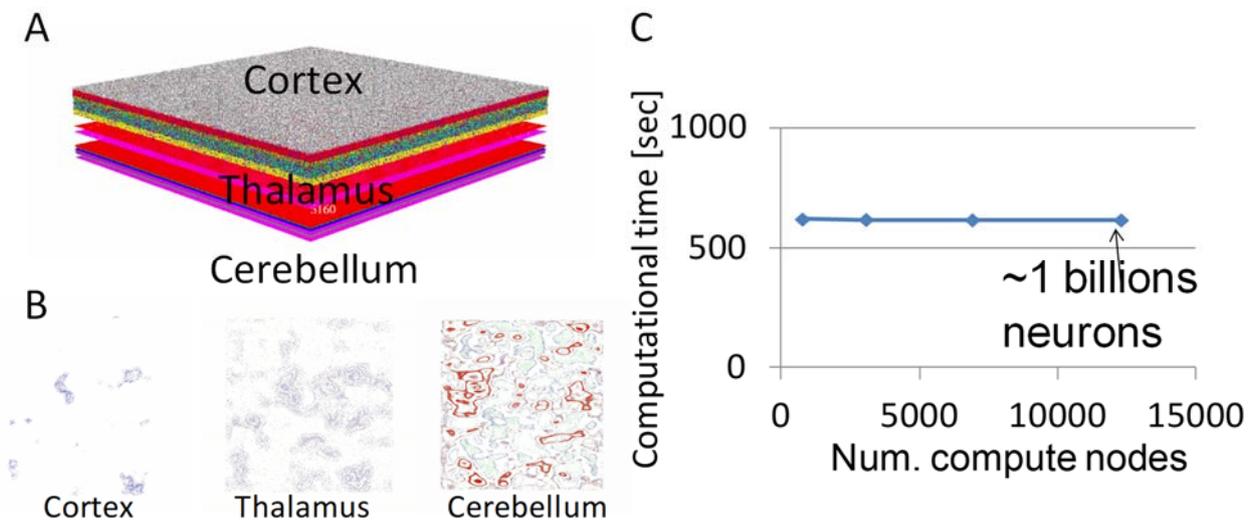


図 B1： MONET による大脳皮質—視床—小脳回路大規模シミュレーション。 A. モデルの 3 次元構造。 B. 3 領域のシートのスナップショット。発火する神経細胞のみ表示されている。 C. 弱スケール性能テスト。

2) 一次体性感覚皮質、一次、二次運動皮質、視床の大規模シミュレーションと情報処理機構に関する調査

これまで、一次体性感覚皮質、一次、二次運動皮質モデル構築のための文献調査、実験データの前処理、モデル開発を進めてきた。H30年度は、最新の文献調査とモデルの情報更新を行いつつ、モデル開発とシミュレーション実行の支援プログラムを開発し、さまざまな条件でのシミュレーション実行により大きな比重を置き取り組みを進めた。

一次体性感覚皮質モデル開発に関しては、結合データの確認作業、実験データ追加による詳細化、一次体性感覚皮質モデルの可視化 (図 B2 左)、laser scanning photo-stimulation (レーザー走査光刺激) 実験 (図 B2 中央)、興奮性と抑制性信号の割合の調査 (図 B2 右)、安息状態の神経活動を再現するパラメータ探索を行った。特に、興奮性と抑制性信号の割合の調査では、実験で見られるような興奮性と抑制性信号の関係性がみられ、結合の空間的な広がりによって、それが実現していることが示唆される結果となった。

一次運動皮質モデル開発については、これまで含まれていなかった VIP 神経細胞を導入し、laser scanning photo-stimulation 実験、安息状態の神経活動を再現するパラメータ探索を行った。また、大脳皮質内の複雑な脱抑制性回路の働きについて、特定の抑制性神経細胞刺激による回路全体の応答を調べた (図 B3)。その結果、抑制性神経細胞の種類によって、多様な空間範囲の神経回路の抑制、興奮がみられた。この結果は、抑制性神経細胞ごとに異なる空間範囲の大脳皮質回路の活性化、不活性化を行い、層、コラム、信号の選択に寄与していることを示唆する。

二次運動皮質モデルについては、文献調査を引き続き行ったところ、一次運動皮質と二次運動皮質の間で長距離結合に関する違いはみられるものの、領域内に関する特徴は類似したものがほとんどであった。そこで、二次運動皮質は、領域内の性質については基本的に一次運動皮質と同じものとするに決し、一次運動皮質を複製したものとして開発した。

視床モデル開発について、昨年度開発したものをもとに、興奮性領域 (EZ) と抑制性領域 (IZ) をそれぞれの大脳皮質領域について作成し、一次体性感覚皮質、一次運動皮質との領域間結合を作成した。

これらの一次体性感覚皮質、一次、二次運動皮質、視床モデルは、PyNEST で開発されており、次節の大脳皮質—大脳基底核—視床—小脳神経回路モデルに直接的に組み込まれている。

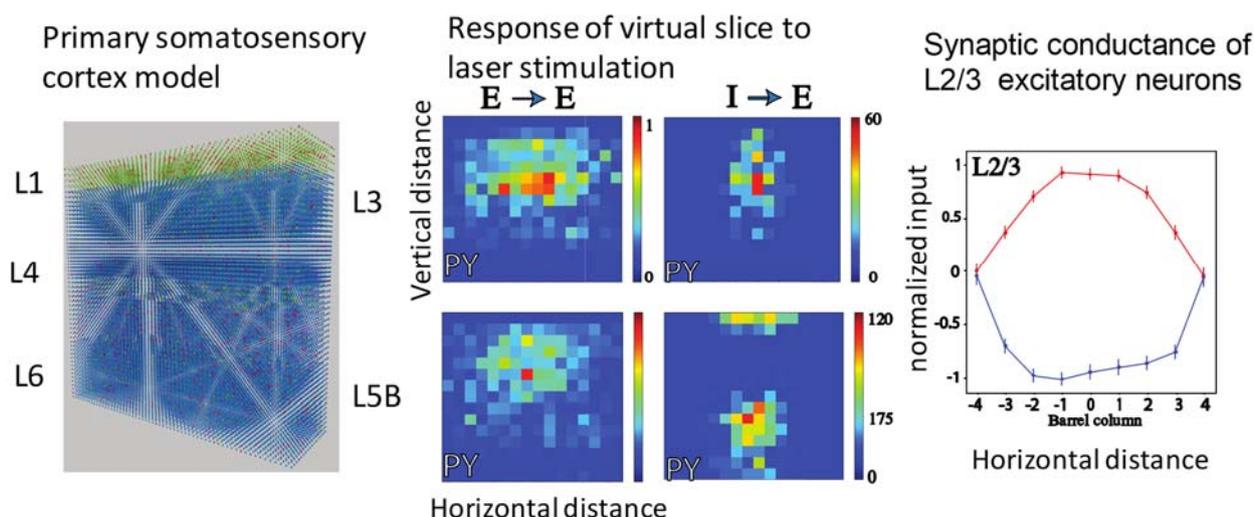


図 B2 : 一次体性感覚皮質モデルの構造と刺激応答。左:モデル3次元構造。表層(L1)から深層(L6)まで、層ごとに異なる種類のニューロンを配置した。中央:興奮性ニューロン(E)と抑制性ニューロン(I)

のレーザー刺激に対する応答シミュレーション結果。右：刺激した細胞からの距離に応じた興奮性（赤）/抑制性（青）の電流の応答を再現した。

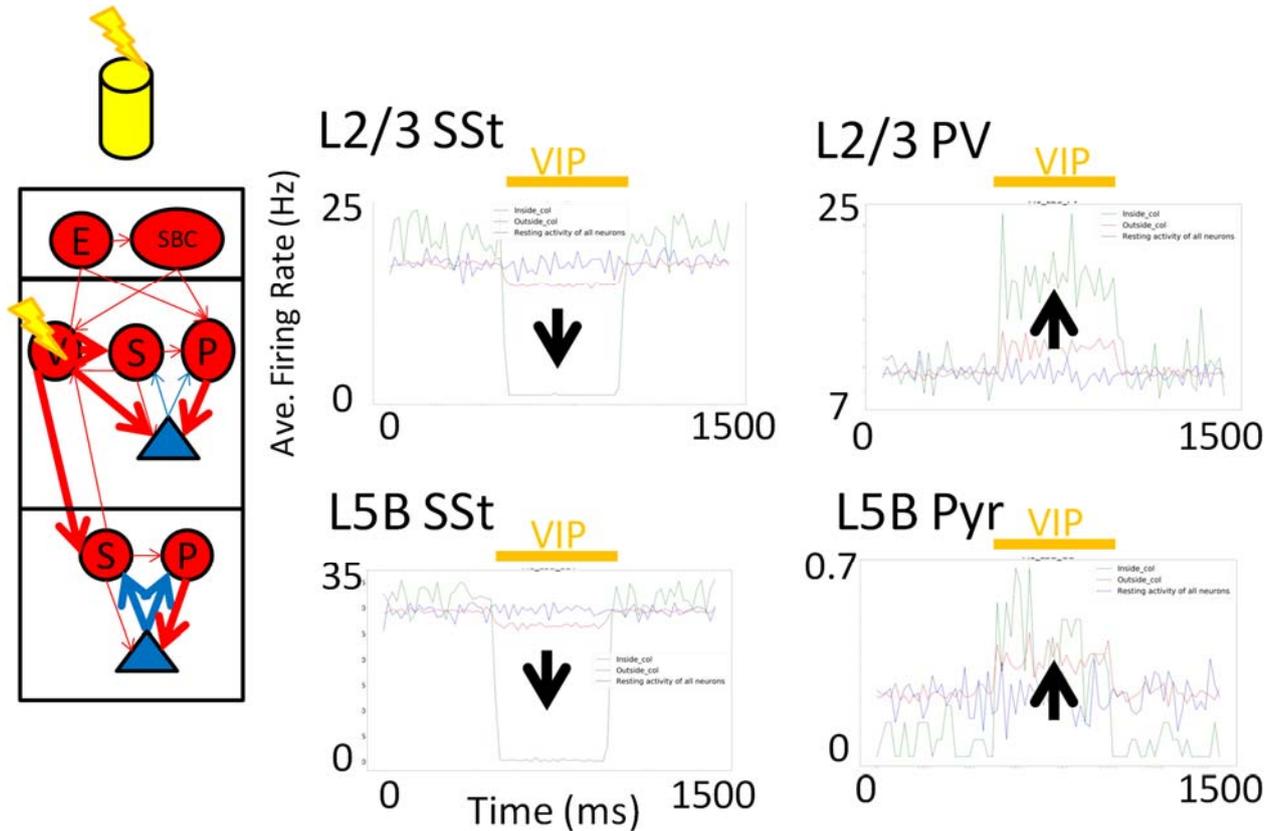


図 B3：一次運動皮質モデル異なる種類の細胞（SST 型抑制細胞、PV 型抑制細胞 Pyr 錐体細胞）の VIP 型神経細胞刺激に対する応答。左：一次運動皮質回路構造の簡略図。右：L2/3VIP 刺激に対する L2/3 SSt、L2/3 PV、L5B SSt、L5B 錐体細胞の発火頻度変化。

### 3) 全脳モデルの基盤となる大脳皮質—大脳基底核—視床—小脳神経回路の単位モデルの開発

脳の主要な構成部分である大脳皮質、小脳、大脳基底核はループ状に結合し、相互の連絡により情報処理を行う。そのループ状の回路は機能別に並列に複数あることがわかっており、全脳のモデル化に向け、これまで各サブ課題で開発してきた領域をもとに、一つのループ状回路モデル構築を行う必要がある。H30 年度は、本サブ課題 B とサブ課題 C、D 間で複数回のハッカソンとビデオ会議を開催し、最小単位となる一次運動皮質、一次感覚皮質、大脳基底核、視床、小脳からなるループ状の神経回路の共同開発を行った（図 B4）。開発では、各領域間の結合、各領域間で送られる神経活動について調査し、全領域を統合したプログラム開発を PyNEST で行った。サブ課題 B は大脳皮質と視床部分との結合のプログラミング開発、安静状態の神経活動のパラメータ探索、モデル全体の可視化プログラムの開発を行った。「京」で 4900 計算ノードを用いて、マウス脳の半分程度に相当する、5000 万個の神経細胞からなるループ状回路のシミュレーション実行に成功した。来年度は、ループ回路内の大脳皮質—大脳基底核回路に焦点を当てた、モジュール間競合による運動方向選択の機能の実現に向けて取り組む予定である。

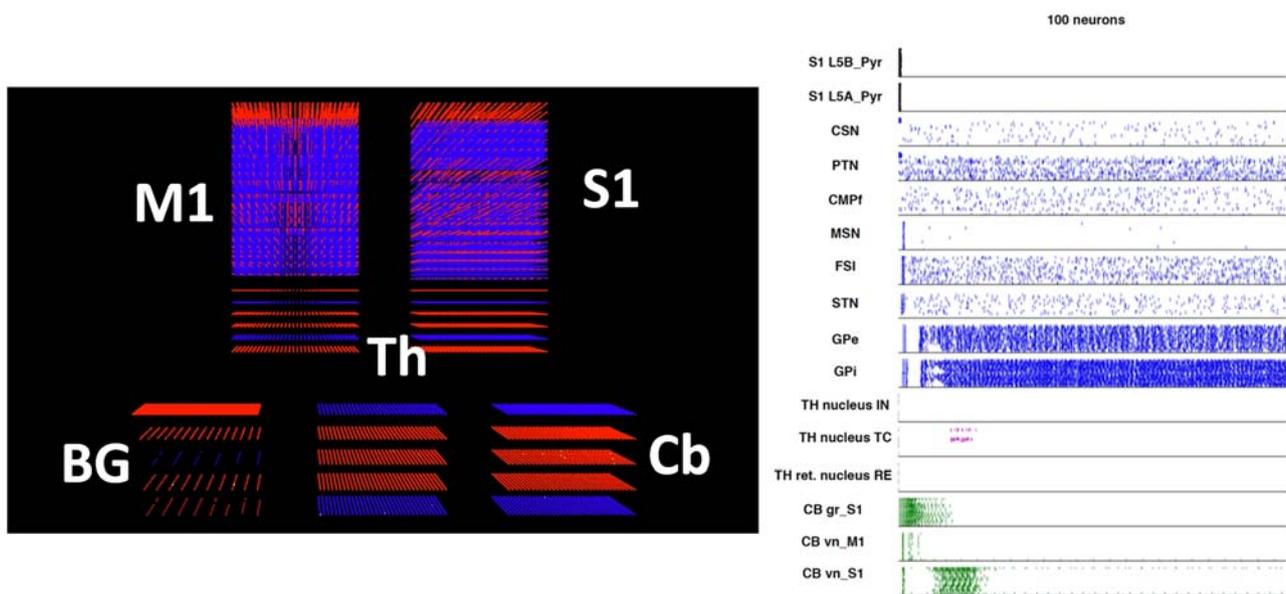


図 B4： 大脳皮質—大脳基底核—視床—小脳神経回路モデル開発。左：モデルの3次元構造と活動の可視化。右：各領域の神経細胞の発火ラスタ。

#### 4) NEST と MONET に関するポスト「京」シミュレータ・評価システムによる調査

第5世代 NEST と MONET について、理化学研究所が提供するポスト「京」シミュレータ・評価システムによる性能評価を行った。NEST の評価は理化学研究所計算科学研究機構の佐藤氏、來山氏らが行い、MONET については、情報システム本部の五十嵐と孫が行った。

第5世代 NEST の評価では、シミュレーションを行う部分のみを切り出したカーネルプログラムを作成した。このプログラム上で HPC ベンチマークという、積分発火型神経細胞モデルと層構造を持たない構造の単純な大脳皮質モデルを用いて性能測定を行った。ポスト「京」シミュレータでの評価では 1CMG 相当に対して 2.2GB/s のデータ転送が行われた。以前の「京」での性能では 0.9GB/s が得られており、ハードウェア性能の向上によるデータ転送の性能向上がみられた。

MONET に関しては、計算時間の大きな割合を占めるシナプスコンダクタンスの計算部分を切り出したカーネルプログラムを作成し調べた。ポスト「京」シミュレータ上でポスト「京」向け富士通コンパイラで翻訳し、1st ファイルによる確認で、多重ループにおいて 12 スレッド並列と SVE による単精度 16 要素のベクトル演算を同時に実行する翻訳結果を得た。これにより「京」に比べて 8 倍のベクトル長になるポスト「京」の SIMD 演算を用いて、大幅な高速化が可能になる。

以上の調査結果から、まだ評価は部分的ではあるが、NEST と MONET がポスト「京」の計算性能を活用できることが分かった。来年度は使用者のポスト「京」シミュレータの習熟とより詳細なシミュレータの計算性能の評価を目指す。

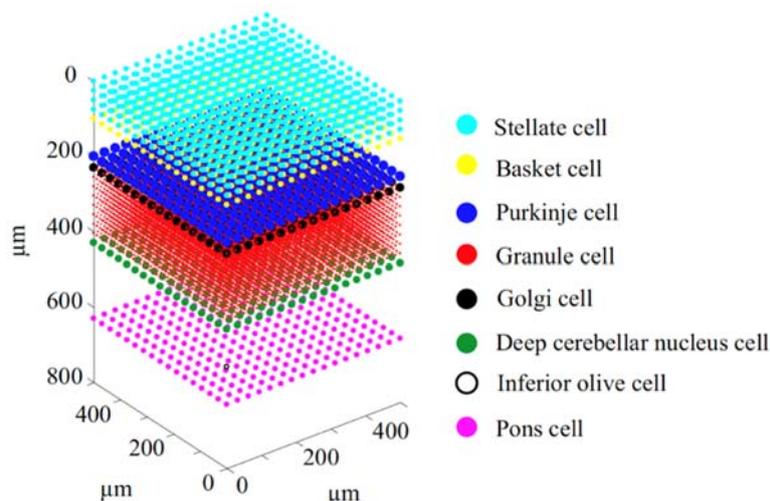
#### ③ (サブ課題 C) ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳関連シミュレーション

(再委託先：国立大学法人電気通信大学)

前年度サブ課題Bと連携して構築した大脳小脳関連モデルの挙動をより詳細に解析した。具体的には、

1) 動物の安静時に観測されるシータレンジでの脳波の同期現象に着目し、動物が静止しているときの

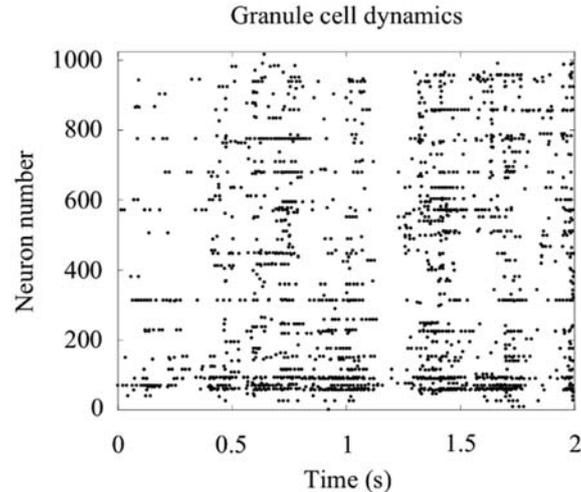
脳と小脳の活動を再現した。次に、2) 眼球運動中の小脳の神経活動として、顆粒層で細胞ごとに多様な時間応答を示すレザボア様の時空間活動を確認し、さらにプルキンエ細胞でのシナプス可塑性によりモデルの出力が変化することを確認した。以上の開発はサブ課題Bで構築中のシミュレータMONETにて行った。さらに、3) サブ課題B、C、Dと共同で、NESTシミュレータ上への大脳皮質・基底核・小脳モデルの実装を進めた。今後これらのモデルを筋骨格系動力学モデルと接続し、腕運動のシミュレーションを実現する。



図C1: MONET上に構築した小脳回路の模式図

1) サブ課題Bで開発中の神経回路シミュレータMONET上に小脳の神経回路モデルを構築し（図C1）、挙動をより詳細に解析した。「京」全体の約8.3万ノードを利用して、ヒト小脳に相当する規模の860億ニューロンからなるシミュレーションを実施し、計画時の目標であった「動物の安静時」、「行動時」の脳活動を再現することに成功した。この小脳モデルは規模では世界最大である。ただし、計算時間は実時間の400倍遅いので、計算時間の高速化は今後の課題の一つである。

2) 行動時の小脳の神経活動を調べるため、小脳との入出力関係が明確に知られている眼球運動のシミュレーションを行い、顆粒層でのレザボア様の時空間活動が得られた（図C2）。さらに、視機性眼球運動（OKR）における反射適応を再現することをプルキンエ細胞でのシナプス可塑性を想定して顆粒細胞からの結合重みを調整することで、モデルの出力を変化させることができた。成果は神経科学会・神経回路学会・Society for Neuroscienceで発表した。サブ課題Bとは月2回定期的にミーティングを開催し、開発を円滑に進めた。現在論文を執筆中である。今後はすでに実装済みである腕の筋骨格系動力学モデルを接続して、腕運動のシミュレーションを行い、大脳小脳連関による腕の運動制御のデモンストレーションを行う予定である。



図C2: 行動時の顆粒細胞のレザボア様活動パターン

3) サブ課題B、C、Dと共同で、NEST シミュレータ上への大脳皮質・基底核・小脳モデルの実装を進めた。2度のハッカソンを含めた定期的な開発ミーティングにより、全体が結合され、定常状態での神経活動をシミュレートするところまで到達した。

さらに、サブ課題Bの五十嵐潤氏と共同で、日本神経科学会にてシンポジウム「スパコンは神経科学をいかにして加速するか？エクサフロップス時代に向けて」を開催した（図C3）。国内から3名、海外から2名の講演者を招待し、エクサフロップス計算機ができた暁にはどのようなサイエンスが可能になるかを、講演していただいた。五十嵐と山崎は、共著となる神経回路シミュレーションに関する教科書の執筆を開始した。加えて来年度7月にバルセロナで開催される国際会議 Computational Neuroscience 2019にて高性能神経計算のチュートリアルを計画しており、プロポーザルが採択された。



図C3: シンポジウム終了後の「京」見学会にて、講演者の先生方と

#### ④ (サブ課題D) 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション

(委託先：学校法人沖縄科学技術大学院大学学園)

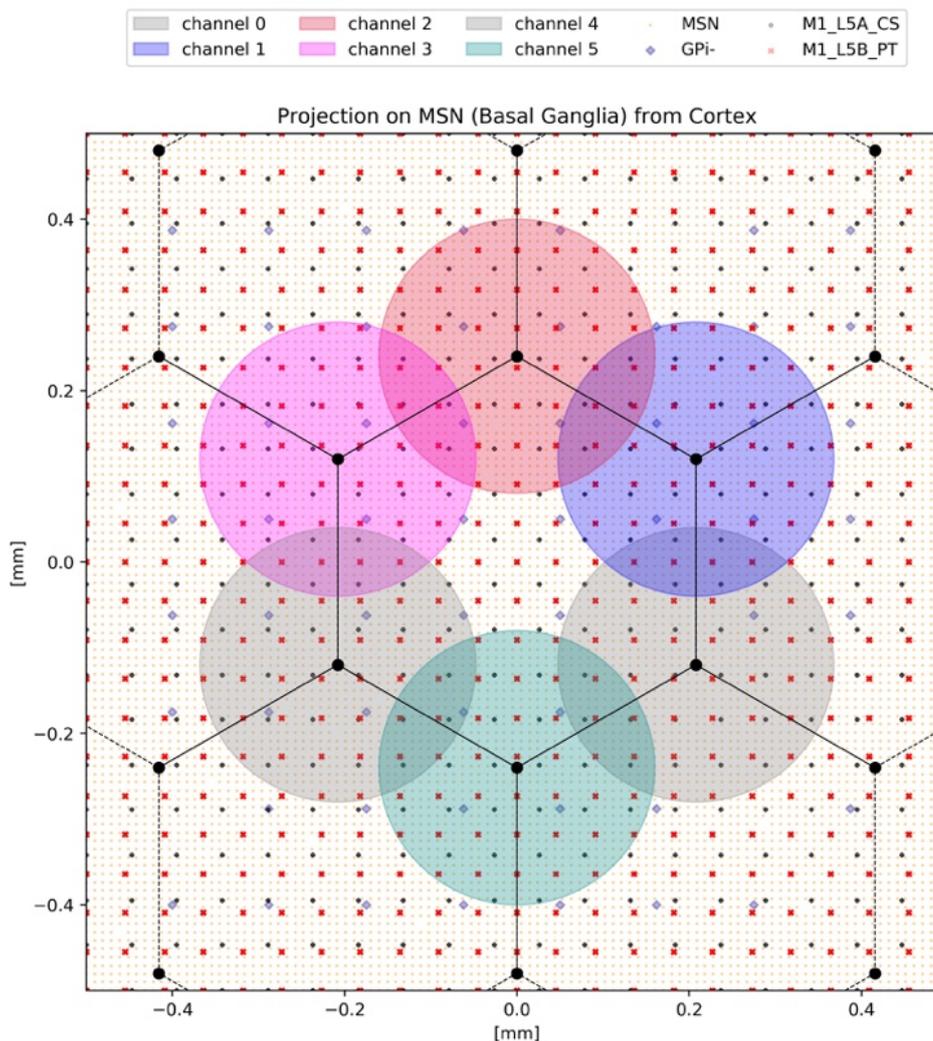
前年度までに構築した大脳基底核の神経回路モデルをもとに、マウス脳の解剖学データに基づく空間構造を持つモデルを構築し、行動選択の実現機構の検討を行った。また、モデルの「京」コンピュータ上での弱スケーリング性を確認した。

サブ課題B、Cと協力し、大脳基底核、小脳、視床、大脳皮質からなる全脳神経回路モデルを構築し、

第5世代NESTシミュレータを用いて「京」コンピュータ上で大規模実行を行った。大脳皮質の $1 \times 1 \text{mm}^2$ を単位とした回路モデルをもとに、最大 $7 \times 7 \text{mm}^2$ のマウスの脳半球に相当するサイズまでの弱スケーリング性を確認した。

### 1) 大脳基底核神経回路モデル

大脳基底核の専門家であるOISTのGordon Arbuthnott教授の協力を得て、マウスの解剖学・生理学のデータをもとに、PyNESTによる大脳基底核神経回路モデルの精緻化を進めた。行動選択の回路機構を探るため、大脳皮質の半径 $180 \mu\text{m}$ の領域を行動単位として、異なる強度の入力を与えた場合に、その投射を受ける大脳基底核の各領域の応答を調べた(図D1)。その結果、従来想定されていた独立したチャンネルのような構造がなくても、回路がトポグラフィックな構造を持てば特定の行動単位に相当する大脳基底核の出力(GPi)とその投射を受ける視床ニューロンの活動が選択的に変化することを確認した(図D2)。



図D1：トポグラフィックな構造を持つ大脳基底核回路モデル

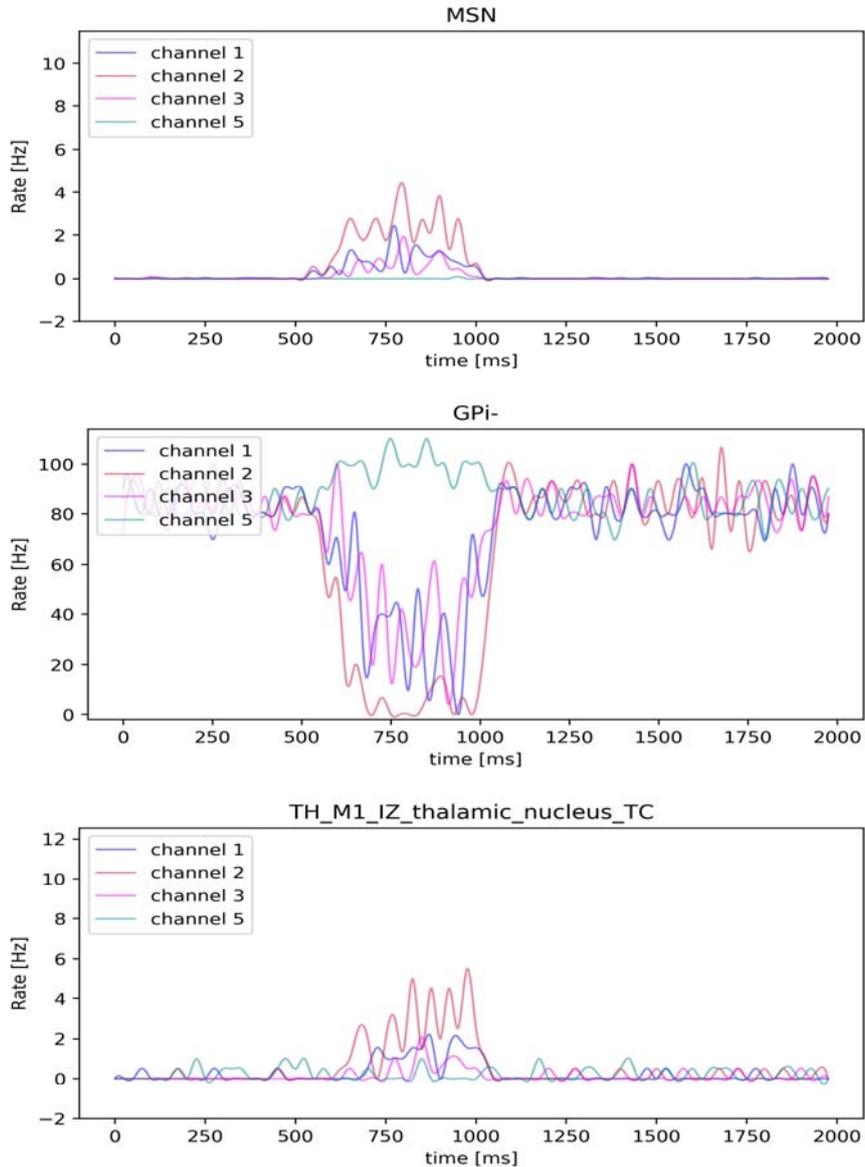


図 D2: 大脳皮質の局所領域の活動変化に応じて、大脳基底核の入力部 (MSN)、出力部 (GPi) の活動が変化し、その投射を受ける視床 (TH) の特定のグループのニューロン活動が上昇することを確認した。

## 2) 全脳神経回路モデル

サブ課題B、Cと協力し、大脳基底核、小脳、視床、大脳皮質からなる全脳神経回路モデルを、第5世代NESTシミュレータを用いて構築した (図D3)。モデルは、一次体性感覚野 (S1)、一次運動野 (M1) のそれぞれ  $1 \times 1 \text{ mm}^2$  の領域の22種類のニューロンからなる大脳皮質モデル、それらから投射を受ける大脳基底核 (BG) の5種類のニューロンと小脳 (CB) の12種類のニューロンからなる回路モデル、それらから投射を受ける視床 (TH) の12種類のニューロンからなる回路モデルをループ接続したものである。まずこのモデルに刺激を与えない状態で、接続した各領域のニューロンの発火頻度が生理学的に妥当なレベルになるための自発発火レベルとシナプス結合パラメータの探索を行い、脳の安静時の状態を再現することに成功した。

さらにこの大脳皮質-基底核-小脳-視床神経回路モデルの「京」での弱スケーリング特性を、大脳皮

質の $1 \times 1 \text{mm}^2$ の領域と結合する約100万ニューロンからなる回路を単位として検討した。 $5 \times 5 \text{mm}^2$  (約2,500万ニューロン/2,500ノード)、 $7 \times 7 \text{mm}^2$  (約5,000万ニューロン/4,900ノード)と規模を拡大した場合、PyNESTの実装上の問題からシミュレーション時間以上にシナプス結合の構築時間が顕著に増加することが明らかになった (図D4)。この問題の解決に向け、NESTの開発元であるJuelich Research CenterのMarkus Diesmann博士らのグループと改善策の検討を進めた。

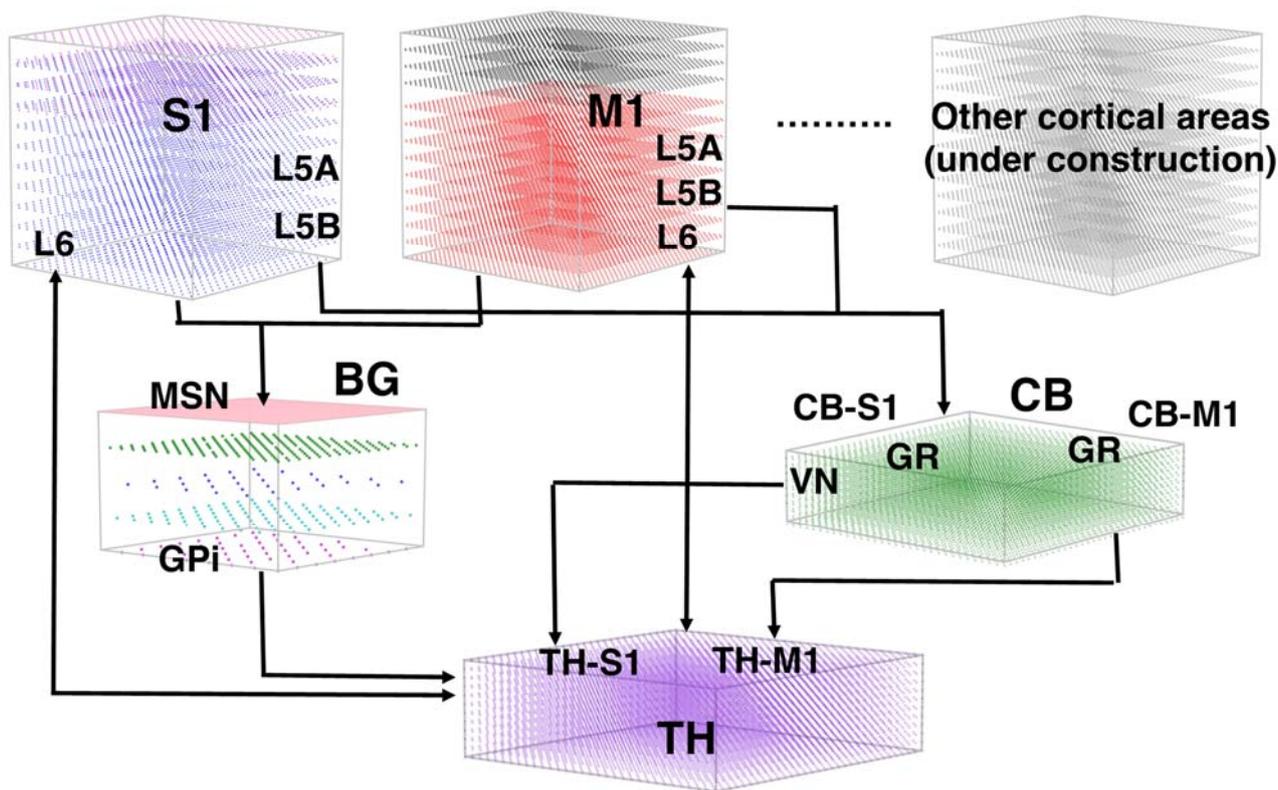


図 D3: 大脳皮質-基底核-小脳-視床神経回路モデル

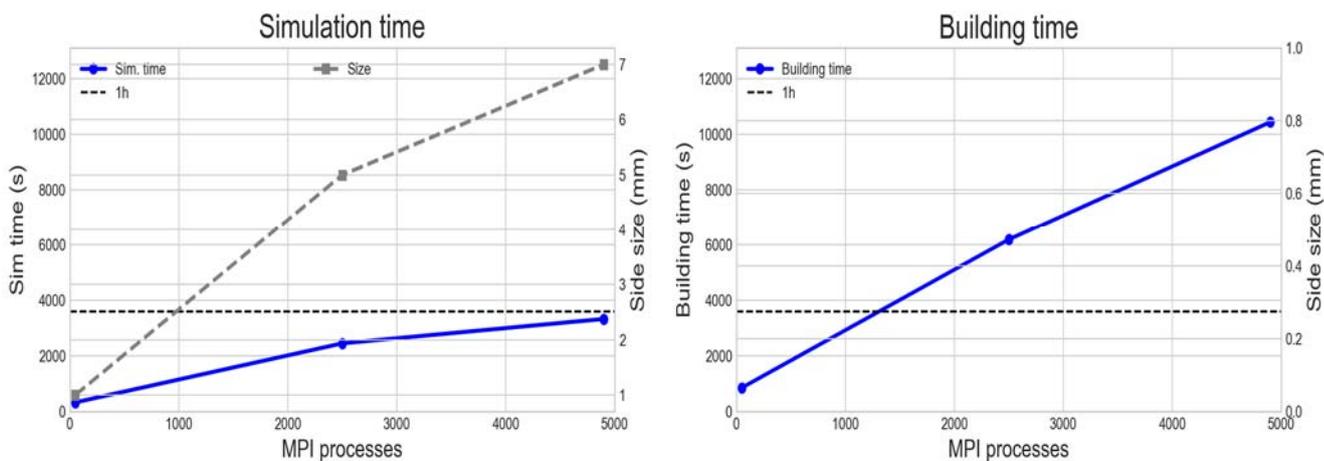


図 D4: 全脳神経回路モデルの「京」での弱スケーリング特性

⑤ (サブ課題 E) 脳型人工知能アーキテクチャの開発

(再委託先：国立大学法人京都大学)

脳型人工知能アーキテクチャ (MatcherNet) の開発を進め、スレッド並列計算の基礎性能を確認した。アプリケーションのひとつとして動画像中の複数物体追跡の問題に取り組み、画像特徴の組み合わせを用いた学習によって環境変動に対して頑健な特徴抽出が実現できることを示した。

1) 脳型人工知能アーキテクチャ

H29 年度までに我々が提案し基礎実装した脳型人工知能アーキテクチャ (BundleNet から MatcherNet に名称変更) については、変分ベイズ法を用いたオンライン予測符号化の枠組みのもとで、外部環境世界に関する内部認識モデルの獲得・更新と、これに基づく制御信号生成を行った。提案型アーキテクチャは、Friston が提唱した自由エネルギー原理 (FEP; Friston et al. 2005) に基づいており、階層ベイズ的ダイナミクスを想定した内部認識モデルを引き継いでいることに加えて、各階層における内部的な認識状態を多数モジュールに分けて非同期分散的に動作させる仕組みに新規性がある。非同期性および分散性のおかげで、モジュール間通信の総量を抑えつつ、さらに動作の同期のためのオーバーヘッドも抑えられる。この点は、GPU による同期計算に基づく近年の End-To-End 型の深層学習アーキテクチャと対照的である。複雑な環境における多様なタスク遂行に必要な内部表現をモジュールに分けられる場合には、これらを低い学習コストで実現することが期待される。

H30 年度は、MatcherNet の開発と応用を継続実施した。MatcherNet をサブ課題 F において開発中の脳型人工知能プラットフォーム (BriCA2) に対応させることで、CPU コア間のスレッド並列計算の高速化を可能にした。BriCA2 は、Python のみで実装されていた BriCA parallel の一部を高速化のために C 言語で書き直したバージョンであり、非同期分散動作を可能にする形式で開発を進めている。

BriCA 上でのヒト型三次元キャラクタの動作生成シミュレーション(図 E1)を新たに開発し、並列性能評価に用いた。コンピュータグラフィクスでは、仮想空間上の多様な状況に応じて、物理的に自然なキャラクタ動作を生成するために、物理モデルとモーションキャプチャデータを組み合わせるハイブリッド型動作生成法が研究されている。このハイブリッド型の動作生成法に MatcherNet を応用することで、限られた量のモーションキャプチャデータに基づいて、物理的に自然でなめらかな動作生成を行えることを示した。また、多数の力学系ノードからなる系 (26 関節ロボット 500 体のシミュレーション) の同期的動作シミュレーションを最大 32 コアの CPU 内スレッド並列動作によって行い、スケール性能を調べた結果、並列化オーバーヘッドが小さい (10%未満) ことが確認された。



図 E1：MatcherNet を用いた二足歩行者群衆シミュレーション。26 関節のそれぞれに力学系ノードを割り当てた全身ロボットキャラクタ最大 500 体をシミュレーション環境下で動作させた。

## 2) 動画像中物体追跡

動画像中物体追跡は、動画像の第一フレームにおいて対象物体を囲むバウンディングボックスの形で指定した物体を、後続フレームにおいて追跡し続ける課題である。対象物体の外観、動き、背景、構成がフレームごとに変化し続ける一般的な状況設定では、動画フレームごとに追加学習しながら追跡し続ける必要があり、さらに実時間処理のためには効率的な学習を実現する点がチャレンジであった。特に追跡対象が複数であるとき、対象物体間の相互作用や、追跡の手がかりとなる画像特徴の抽出が計算ボトルネックとなる。

提案型の脳型人工知能アーキテクチャのデモストレーションとして、この計算ボトルネックの解消を目指す開発を進めた。具体的には、視覚野の各階層における特徴抽出、各階層におけるダイナミクスに関する特徴抽出、これらを連合させた特徴抽出、さらにこれらを統合した対象追跡ダイナミクスを、それぞれモジュール化した。

具体的には、適応識別追跡法に深層 CNN による特徴抽出と共起特徴を組み合わせるアイデアによって動画像中物体追跡性能の向上を示した(Kouros et al. IEEE/CVF 2018; 図 E2)。提案手法では、公開されている深層神経網 (VGG-Net) (一般画像認識ベンチマークデータ上で学習済み) を用いる。動画フレームごとに VGG-Net を適用し、中間層のうち 5 層の特徴マップを抽出し、これらを 2 つずつ組み合わせることで 120 次元の共起特徴の空間を構成し、また 5 層について前後フレームの組み合わせから 5 次元のダイナミクス特徴を構成した。こうして構成された、共起特徴およびダイナミクス特徴量に対して、125 次元の線形重みを適用することによって追跡対象を識別するためのヒートマップを計算し、ヒートマップのピークを用いて対象物体を追跡する。こうして得られた追跡結果に基づいて線形重みを逐次更新することによって、対象物体や背景の変化に追従する。50 種類の動画をまとめた公開ベンチマーク (OTB-50) において性能比較をしたところ、深層神経網を用いた既存手法を超える性能を示した(図 E3)。

ここまでの追跡性能検証は、同期計算のもとで行っており、MatcherNet の非同期並列動作による複数物体の同時追跡は今後の課題であるが、特に共起特徴の利用によって対象物体間の相互作用の影響を受けにくいことが期待される。

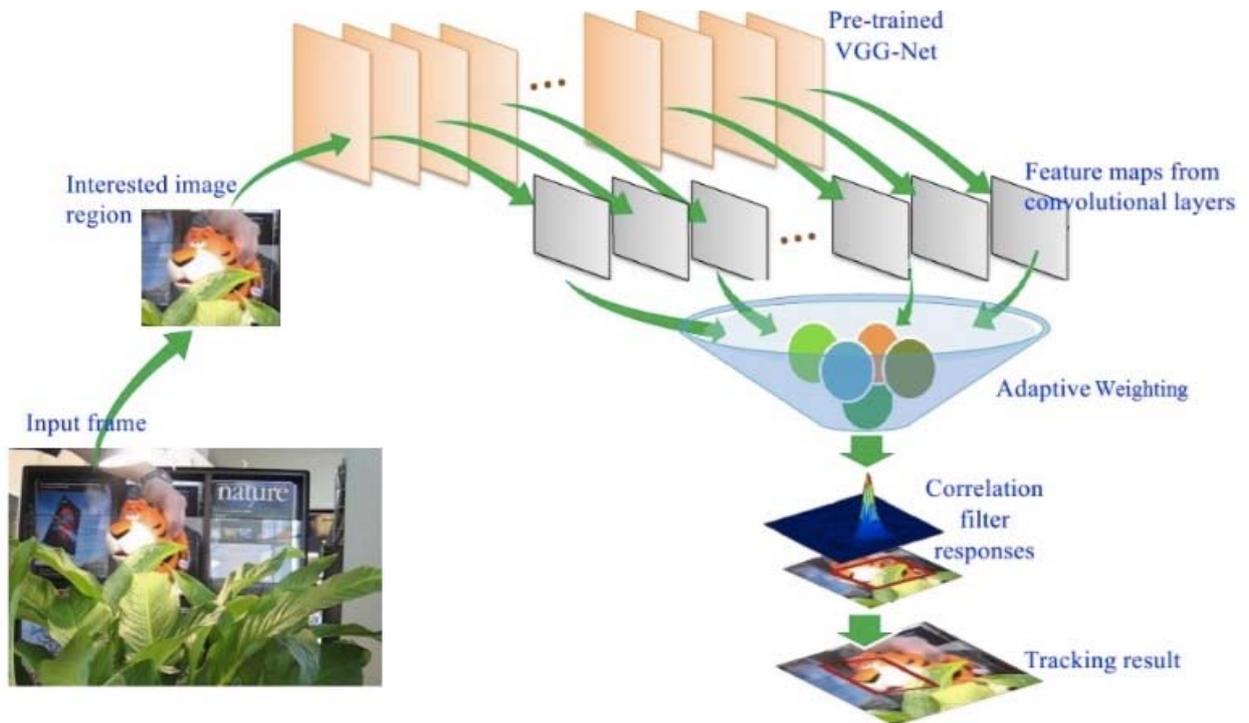


図 E2 : 提案手法の概念図。学習済みの深層神経網(VGG-Net)の中間層出力の組み合わせ重みを学習することによって追跡対象を検出するためのヒートマップを生成する。

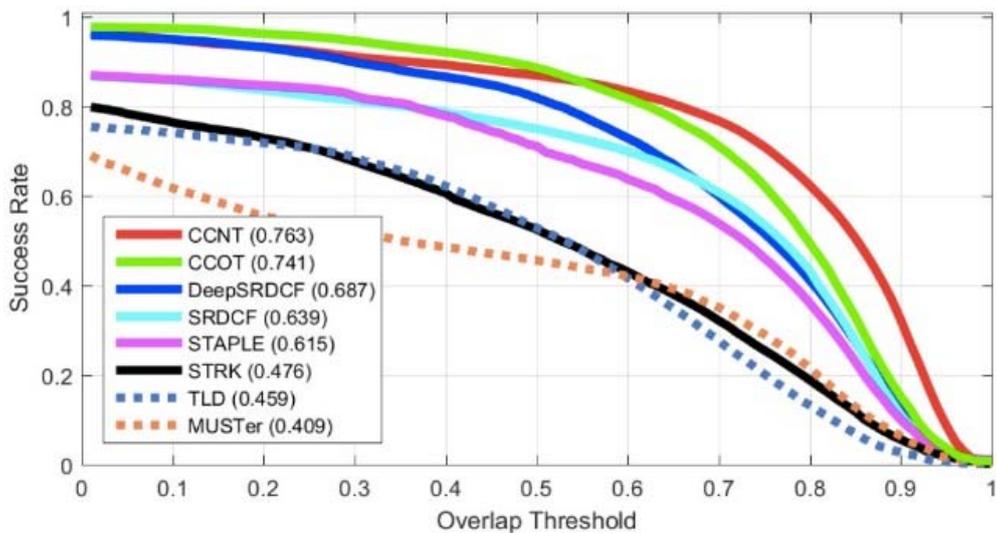


図 E3 : ベンチマーク (OTB-50) における性能比較。検出されたバウンディングボックスと正解として与えられたバウンディングボックスとの間のオーバーラップ (横軸) を達成したフレームの比率 (縦軸) の高さで、性能を比較したところ、提案手法 CCNT (赤実線) が他の手法を上回った (Kourosh et al. IEEE/CVF 2018)。

⑥ (サブ課題 F) 脳型人工知能大規模高性能計算プラットフォームの開発

(再委託先: 国立研究開発法人理化学研究所)

1) 基盤ソフトウェア BriCA の開発

前年度に「京」専用の実装として開発した KBriCA の機能を、プラットフォーム非依存に使用することのできる BriCA2 に統合した。これにより、BriCA2 に用意されている開発者支援機能である Python バインディングを利用して、Python を用いて開発されている諸アルゴリズム（サブ課題 E： MatcherNet 等）を「京」で利用できる環境が整備された。

## 2) 非同期学習アルゴリズム

昨年度開発した Asynchronous Direct Feedback Alignment (ADFA) をマルチノードに対応させ、「京」での動作確認と性能改良を進めた。さらに本年度中に発表された新たな深層ニューラルネットワークの学習アルゴリズムである Local Errors (LE; Mostafa et al. 2018 Froniers in Neuroscience :) を用いた並列化試験を行った。本手法は深層ニューラルネットワークの隠れ層の出力情報のみから隠れ層の勾配を計算するアルゴリズムであり、広く使われている誤差逆伝播法と異なり単純な並列化によって計算速度の向上が期待される。

画像分類に使用される CIFAR10 データセットを用いて 4 種のネットワークを学習させ、複数 GPU を使用した際の並列化性能を検証した。ネットワークは VGG11c(x1)、VGG11c(x2)、VGG11c(x3)、VGG11c(x4) を用いており、括弧内の数字は畳み込みフィルタ数の係数を表している。

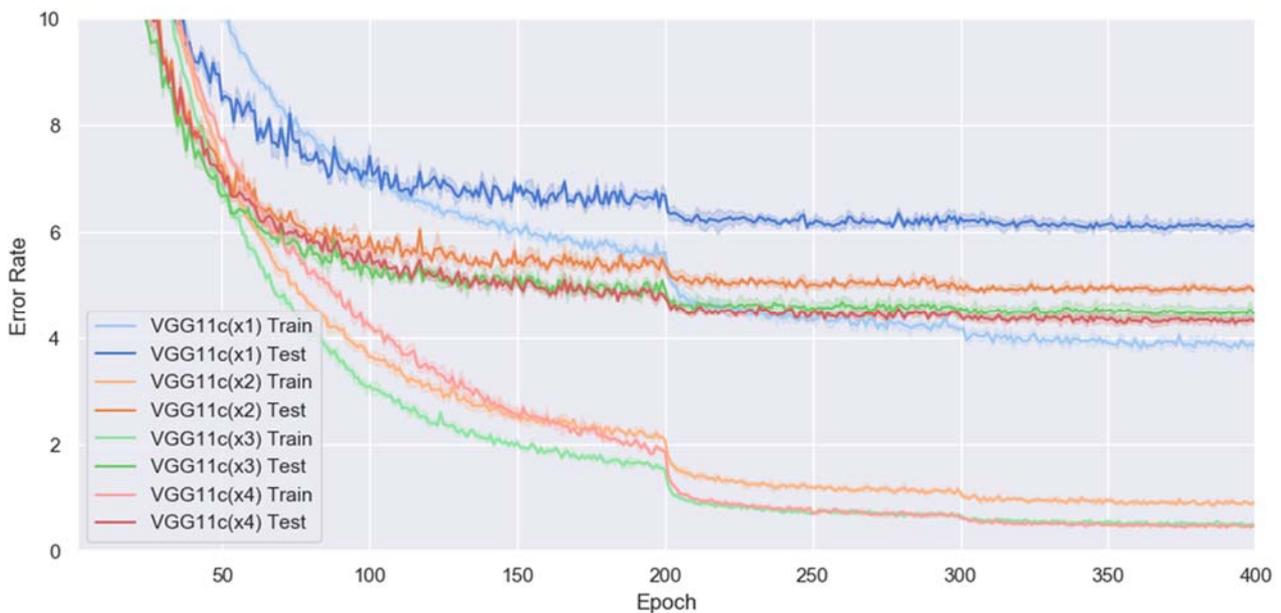


図 F1 : Local Errors による CIFAR10 ベンチマーク結果

本手法によって並列化の結果として学習性能が劣化しないことを確認した。各ネットワークを異なる並列数で学習した際の誤答率の平均と標準誤差を図 F1 に示した。いずれのネットワークにおいても誤答率が平均から大きく乖離することはなかったため並列化による学習性能の劣化は認められなかった。

また図 F2 左に示されるように、すべてのネットワークについて最大 8 GPU まで並列化による計算速度の向上が見られた。図 F2 中に示される速度の相対比を見ると畳み込みフィルタ数の数が多いほど複数 GPU を用いた恩恵が大きいことがわかった。更に図 F2 右の並列化効率に換算するといずれのネットワー

クも 2 GPU において 75%以上を達成している。VGG11c(x4)の並列化効率は 8 GPU でも 80%に迫っており、これは唯一発表されている約 43%を大幅に上回っている。本手法は昨年度「京」にて検証していた ADFA と同様に非常に深いネットワークへの応用の可能性も示唆されており、全脳規模シミュレーションにおいて非常に有用なアルゴリズムとなることが期待される。

また新規モデルとして、Followdictive Network の BriCA 実装を開始した。

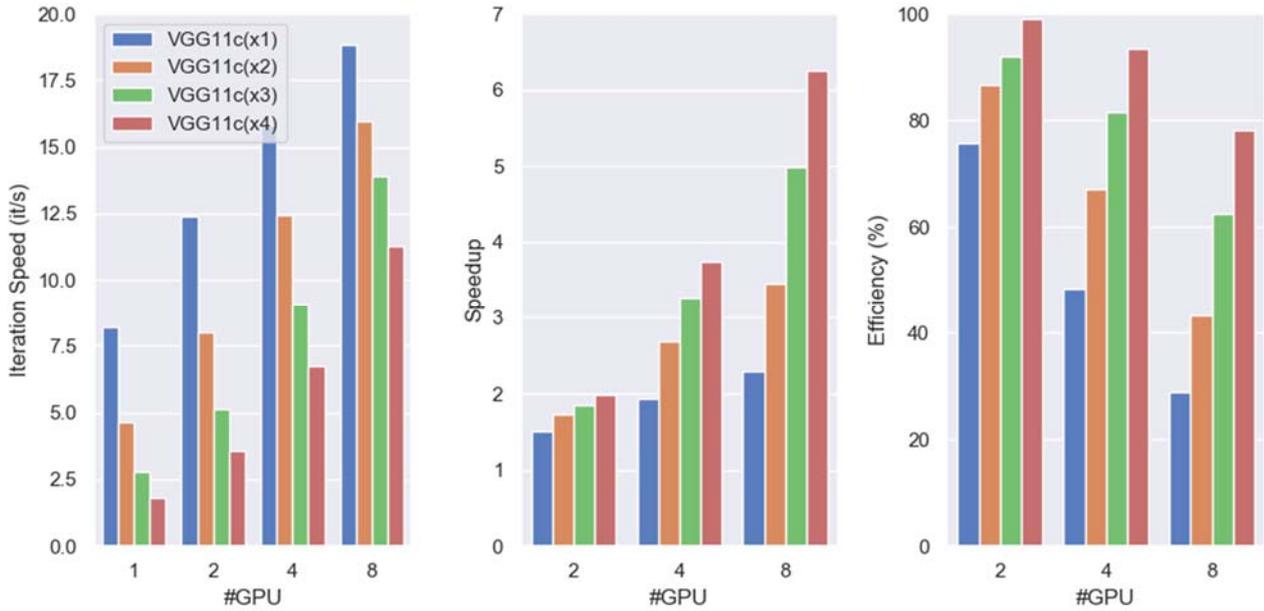


図 F2 : Local Errors の GPU 並列化による計算速度の向上

3) MatcherNet の並列実装

前年度中に実装された BriCA2 上の MatcherNet は Python での動作を許容するために Python を用いて実装されていたスケジューラを用いていたが、本年度は BriCA2 が Python バインディングに対応したため、C++のスケジューラを用いて実装した。本実装により MatcherNet が ARM マシン上で 12 コアを用いて並列実行可能であることが確認された。これにより実応用における性能向上に向けた課題も浮き彫りとなっており、次年度以降のプラットフォーム開発の指針を得ることができた。具体的には当初の想定通りにプロセス間通信を実施する際の Python オブジェクトの整列化がボトルネックとなっていることが確認されており、現在 BriCA 上で Python の Buffer Protocols を用いたオブジェクトの整列化及びプロセス間転送の最適化を行うことでこのボトルネックを解消することを検討している。

⑦ (サブ課題 G) 脳型人工知能の大規模実問題への応用

(再委託先：国立大学法人東京大学)

今年度は本格実施フェーズとして、調査研究・準備研究フェーズで実現された動画像予測と生成の基盤アルゴリズムについて、脳型人工知能計算プラットフォーム BriCA 上で、サブ課題 G で開発してきたアルゴリズムを再構築可能か検討した。

動画像や画像の一般的な生成モデルでは、ガウス分布等の既知の確率密度分布からサンプリングされた潜在変数を入力として、学習されたデータセットに含まれる画像に近い画像や動画像を出力するが、

近年では画像に関する自然言語で記述された説明文を入力とし、目標となる画像を出力するモデルについても研究が行われている。しかしながら、動画像生成は、画像生成の手法を時間軸方向に単純に拡張するだけではなく、フレーム間の連続性なども考慮する必要がある。そのために、動画像生成タスクは画像生成より考慮すべき制約条件も多く、計算機資源も大量に必要なために困難であることから、自然言語で記述された説明文からの動画像生成はあまり研究されていない。また、画像と比べて動画像はデータセットの収集・アノテーションのコストが高く、適切なデータセットが存在しないという点も、説明文からの動画像生成を研究する障壁の一因となっている。そこで本年度は、文章で記述することで目標とする動画像を生成する、文章からの動画像生成システムの構築を目的とする。その際、動画像が動き情報（オプティカルフロー）と見た目情報（アピアランス）から構成されることに着目し、一段階目でオプティカルフローを生成し、二段階目でそのオプティカルフローに対してアピアランスを付与するような、二段階の動画像生成モデルを提案した。さらに、文章からの動画像生成モデルを学習するに際し、新たに説明文付きの動画像データセットを作成し、ベースラインとの比較実験を通じて提案手法の有用性を確認した。その一方で、生成された動画像の画質に改善の余地があることが分かった。

さらに、これまで実現してきた動画像処理アルゴリズムの改善および変更を進めた。特に動画像要約手法の検討を行った。具体的には、本年度は動画像要約の新しい手法、すなわち視聴者が着目する動画像の特定の見方に依存する要約の構築手法の提案を行った（図 G1）。ここでは、視聴者が着目する動画像の特定の見方を視点と呼ぶことにする。



図 G1：視聴者の視点によって得られる要約は変化する

しかしながら視聴者の視点を推測することは困難である。そこで、望ましい視点が何であるかを推測するために、個人のスマートフォンやパソコンのフォルダなどに動画像が振り分けられているなど、動画像が何らかのかたちでグループ化され、その情報が利用可能であると仮定する。

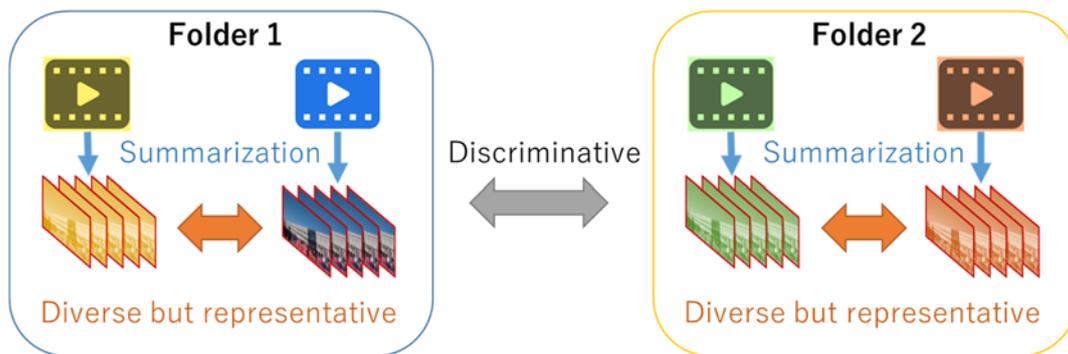


図 G2 : 出力動画像の要件

本年度構築した動画像要約手法では、視点固有の要約を生成するために、グループ内の動画像間の意味的類似性に対するグループ間の非類似性の比率を活用する。これは、要約された動画像の冗長性を回避すると同時に類似性を考慮するために、出力要約動画像は、(A)多様であり、(B)同じグループ内の動画像を代表し、(C)異なるグループ間の動画像を区別するものであるべきであるという要件から導かれるものである (図 G2 参照)。これらの要件 (A)-(C) を同時に満たすために、我々は複数の動画像グループからの新しい動画像要約方法を実現した。具体的には、フィッシャーの判別基準に触発されて、要約動画像特徴の 3 つの制約条件、(a) 要約内分散、(b) グループ内分散、(c) グループ間分散の組み合わせを最適化することによって要約を行う。

さらに、生成された要約動画像が視聴者の視点をどの程度反映しているかを調査するための新しいデータセットを開発した。このデータセットでは、「ヴェネツィアを走る」「ビーチで自転車に乗る」などの 10 のターゲットグループを設定している。各ターゲットグループについて、Web から動画像収集を行った。各ターゲットグループには、場所、アクティビティ、オブジェクト、シーンなど、視覚的に確認できるように 2 つの明確な概念が存在する (表 G1 参照)。例えば、「ヴェネツィアを走る」というターゲットグループには、場所という概念と活動という概念がある。また、各ターゲットグループに対応する 2 つの関連グループを設定した。例えば「パリで走る」関連グループ 1 は、このターゲットグループの概念 2 を共有しているが、概念 1 は共有していない。また、この関連グループ 2 「ヴェネツィアでの買い物」は、このターゲットグループの概念 1 を共有しているが概念 2 は共有していない。

表 G1 : 構築した動画像データセットにおける動画像グループの名前のリスト (ターゲットグループ、関連グループ 1 (related group1)、関連グループ 2 (related group2))、およびターゲットグループの個々の概念 (概念 1 (concept1)、概念 2 (concept2))。

target group (TG)	concept1	concept2	related group1 (RG1)	related group2 (RG2)
running in Venice	Venice	running	running in Paris	shopping in Venice
riding bike on beach	beach	riding bike	riding bike in city	surfing on beach
boarding on snow mountain	snow mountain	boarding	boarding on dry sloop	hike in snow mountain
dog chasing sheep	sheep	dog	dog playing with kids	sheep grazing grass
racing in desert	desert	racing	racing in circuit	riding camel in desert
swimming and riding bike	swimming	riding bike	riding bike and tricking	diving and swimming
catching and cooking fish	catching fish	cooking fish	cooking fish in village	catching fish at river
riding helicopter in NewYork	NewYork	helicopter	riding helicopter in Hawaii	riding ship in NewYork
slackline and rock climbing	slackline	rock climbing	rock climbing and camping	slcakline and jaggling
riding horse in safari	safari	riding horse	riding horse in mountain	riding vehicle in safari

データセットに対して行われた定量的および定性的実験により、提案方法の有効性を確認した。要約結果の1例を図 G3 に示す。



図 G3 : 要約結果の一例

この例において、ターゲットグループと関連グループは以下のようにになっている。

- ターゲットグループ：ニューヨークでヘリコプタに搭乗
- 関連グループ1：ハワイでヘリコプタに搭乗
- 関連グループ2：ニューヨークで船に乗船

各グループには50本のビデオが含まれている。ターゲットグループと関連グループ1は「ヘリコプタに搭乗」のアクティビティを共有している。一方、ターゲットグループと関連グループ2は、「ニューヨーク」という場所を共有している。視聴者がこの「ハワイでヘリコプタに搭乗」をグループ1に、「ニューヨークでヘリコプタに搭乗」と「ニューヨークで船に乗船」をグループ2に分類した場合、視聴者の視点は場所になる。図 G3 の上段の結果をみると要約には場所を表す多くのフレームが含まれていることが分かる。さらに、視聴者が「ハワイでヘリコプタに搭乗」と「ニューヨークでヘリコプタに搭乗」をグループ1に、「ニューヨークで船に乗船」をグループ2に分類した場合、視聴者の視点はアクティビティになる。図 G3 の下段の結果をみると要約にはアクティビティを表す多くのフレームが含まれていることが分かる。

併せて深層学習の分散並列計算手法を確立し、上記の動画像処理アルゴリズムへの統合を進めた。

#### ⑧ プロジェクトの総合的推進

プロジェクト全体の連携を密としつつ円滑に運営していくため、7月に理研神戸、3月に京都大学でプロジェクト会議を開催し、8月、10月、11月に全脳モデル統合のためのハッカソンを開催した。

プロジェクト全体の進捗状況と国内外での関連プロジェクトの進展を確認しつつ計画の合理化を検討するため、NEST Conference 2018 (2018年6月)、R-WoNC 2019 (2019年3月)に参加し、Juelich CenterのMarkus Diesmann博士らと技術協議を行った。

プロジェクトで得られた成果を積極的に公表し今後の展開に資するため、日本神経科学大会シンポジウム (2018年7月)、北米神経科学大会 (2018年11月) でのグループポスターをオーガナイズし、全脳アーキテクチャシンポジウム、ハッカソンの共催を行った。

#### 4-3. 活動 (研究会等)

- 1) 第3回 全脳アーキテクチャシンポジウム 「脳に学んで良き汎用知能に至る道筋」 (2018年5月8日、トヨタ自動車株式会社 東京本社、東京都)
- 2) チームミーティング (2018年7月25日 理化学研究所、兵庫県神戸市)
- 3) 第41回日本神経科学大会シンポジウム：スパコンは神経科学をいかに加速するか？ エクサフリップス時代に向けて (2018年7月26日、神戸コンベンションセンター、兵庫県神戸市)
- 4) 日本神経回路学会第28回全国大会 JNNS2018 (2018年10月24日-27日、沖縄科学技術大学院大学 学園、沖縄県国頭郡恩納村)
- 5) Society for Neuroscience 48th Annual Meeting, Large-scale simulations toward human-scale brain simulation, グループポスター発表5件 (2018年11月8日、San Diego Convention Center, San Diego, CA, USA)
- 6) 脳と心のメカニズム第19回冬のワークショップ (2019年1月9日-11日、北海道留寿都村)
- 7) チームミーティング (2019年3月8日、京都大学、京都府京都市)

#### 4-4. 実施体制

業務項目	担当機関	担当責任者
① (サブ課題A) 脳の構造と活動の大規模データ解析	国立大学法人京都大学	情報学研究科 講師 大羽 成征
② (サブ課題B) 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築	国立研究開発法人理化学研究所	情報基盤センター 上級センター 一研究員 五十嵐 潤
③ (サブ課題C) ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳関連シミュレーション	国立大学法人電気通信大学	大学院情報理工学研究科 准教授 山崎 匡

④ (サブ課題D) 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション	学校法人沖縄科学技術大学院大学学園	神経計算ユニット 教授 銅谷 賢治
⑤ (サブ課題E) 脳型人工知能アーキテクチャの開発	国立大学法人京都大学	情報学研究科 教授 石井 信
⑥ (サブ課題F) 脳型人工知能大規模高性能計算プラットフォームの開発	国立研究開発法人理化学研究所	生命機能科学研究センター バイオコンピューティング研究チーム チームリーダー 高橋 恒一
⑦ (サブ課題G) 脳型人工知能の大規模実問題への応用	国立大学法人東京大学	情報理工学系研究 教授 原田 達也
⑧ プロジェクトの総合的推進	学校法人沖縄科学技術大学院大学学園	神経計算ユニット 教授 銅谷 賢治

## 様式第21

## 学 会 等 発 表 実 績

委託業務題目「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（脳のビッグデータ解析、全脳シミュレーションと脳型人工知能アーキテクチャ）」

機関名 学校法人 沖縄科学技術大学院大学学園

## 1. 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
Dichotomous organization of the globus pallidus externa reproduces long pauses in a spiking model of the monkey basal ganglia (ポスター)	Berthelon, G. Liénard, J. Doya, K. Girard, B.	8th International Symposium on Biology of Decision Making (SBDM2018) Paris, France	2018年5月	国外
Action selection and reinforcement learning in a basal ganglia model (ポスター)	Liénard, J. Girard, B. Doya, K.	8th International Symposium on Biology of Decision Making (SBDM2018) Paris, France	2018年5月	国外
Scaling of multiple-receptor synaptic connection methods in NEST (ポスター)	Gutierrez, Carlos Enrique	NEST conference 2018: A forum for users and developers Norwegian University of Life Sciences (NMBU) Norway	2018年6月	国外

Examination of the roles of basal ganglia afferents in action selection and learning by spiking neuron models (ポスター)	Liénard, J. Girard, B Doya, K	Neuroscience 2018 Society for Neuroscience San Diego, USA	2018年11月	
Spiking neural network model of the basal ganglia with realistic topological organization (ポスター)	Gutierrez, C Lienard, J Girard, B Igarashi, J Doya, K	Advances in Neuroinformatics (AINI) 2018 RIKEN 埼玉県和光市	2018年12月	
Neural circuit for mental simulation (口頭)	Doya, Kenji	COSYNE2019 Lisbon, Portugal	2019年2月	

## 2. 学会誌・雑誌等における論文掲載

掲載した論文（発表題目）	発表者氏名	発表した場所（学会誌・雑誌等名）	発表した時期	国内・外の別
該当なし				

機関名 京都大学

### 1. 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
Efficient Diverse Ensemble for Discriminative Co-Tracking (ポスター)	Kouros, M., Oba, S., Ishii, S.	IEEE/CVF International Conference on Computer Vision	2018年6月	国外

		and Pattern Recognition (CVPR) 2018 (Salt Lake City, USA)		
Information-Maximizing Sampling to Promote Tracking-by-Detection (ポスター)	Kourosh, M., Mirzaei, S. M., Oba, S.	IEEE International Conference on Image Processing (Athens, Greece)	2018年10月	国外

## 2. 学会誌・雑誌等における論文掲載

掲載した論文（発表題目）	発表者氏名	発表した場所（学会誌・雑誌等名）	発表した時期	国内・外の別
Active Collaboration of Classifiers for Visual Tracking	Kourosh, M., Oba, S.,	Human-Robot Interaction, Theory and Application, 6, 101-124	2018年4月	国外
PAT: Probabilistic axon tracking for densely labeled neurons in large 3D micrographs	Skibbe, H., Reisert, M., Nakae, K., Watanabe, A., Hata, J., Okano, H., Yamamori, T., &Ishii, S.	IEEE Transactions on Medical Imaging, 38(1), 69-78	2019年1月	国外

機関名：国立研究開発法人理化学研究所

## 1. 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
--------------------------	-------	--------------	--------	--------

Introduction of large-scale neural network simulations in the project for a next-generation supercomputer in Japan (口頭)	Jun Igarashi	4 <sup>th</sup> EU-Japan workshop on Neurorobotics	2018年4月	国内
将来の機械知性に関するシナリオと分岐点 (口頭)	高橋恒一	2018年度人工知能学会全国大会 (第32回)	2018年6月	国内
Toward human-scale whole-brain cortical simulation by exascale supercomputers (口頭)	Jun Igarashi	日本神経科学学会 第41回日本神経科学大会	2018年7月	国内
Spatially organized connectivity for signal processing in a neural network model of the primary somatosensory cortex (ポスター)	Zhe Sun	The 43rd Annual Meeting of the Japan Neuroscience Society	2018年7月	国内
全脳シミュレーションについて (口頭)	五十嵐 潤	ニコニコ AI スクール	2018年8月	国内
全脳シミュレーションに向けた京による大脳皮質-視床-小脳の神経回路シミュレーション (口頭)	五十嵐 潤	サイエンティフィックシステム研究会	2018年8月	国内
A large-scale simulation of a cortico-thalamo-cerebello circuit using K computer (口頭)	五十嵐 潤	INCF J-Node Hackathon2018 September	2018年9月	国内
Parallel computing of cortico-thalamo-cerebellar circuits on K computer (ポスター)	五十嵐 潤	日本神経回路学会 第28回全国大会 (JNNS2018)	2018年10月	国内

A Virtual Laser Scanning Photostimulation Experiment of the Primary Somatosensory Cortex (ポスター)	Zhe Sun	日本神経回路学会 第28回全国大会 (JNNS2018)	2018年10月	国内
BriCA Kernel: Cognitive Computing Platform for Large-scale Distributed Memory Environments (口頭)	Kotone Itaya, Hiroshi Yamakawa, Masaru Tomita, Koichi Takahashi	日本神経回路学会 第28回全国大会 (JNNS2018)	2018年10月	国内
Parallel computing of a spiking neural network model of layered cortical sheet consisting of multiple cortical regions with long-range connections (ポスター)	Jun Igarashi	Neuroscience 2018 Society for Neuroscience San Diego, USA	2018年11月	国外
Development of simulation platform for multiple cortico-thalamic circuits using pyNEST (ポスター)	Jun Igarashi	Advances in Neuroinformatics (AINI) 2018 RIKEN 埼玉県和光市	2018年12月	国内
A challenge to realize the human whole-brain simulation using the post-K computer (口頭)	五十嵐 潤	NAISTでのセミナー	2019年1月	国内
Spatial property of excitation and inhibition in a spatial neural network of the	Zhe Sun	Advances in Neuroinformatics (AINI) 2018	2018年12月	国内

rodent primary somatosensory cortex (ポスター)		RIKEN 埼玉県和光市		
Spatial information processing in a spiking neural network model for the rodent primary somatosensory cortex (ポスター)	Zhe Sun	The 1st R-CCS International Symposium K and Post-K	2019年2月	国内
Spatial information processing in a spiking neural network model for the rodent primary somatosensory cortex (ポスター)	Zhe Sun	The 1st R-CCS International Symposium K and Post-K	2019年2月	国内
Large-scale simulation of cortico-thalamo-cerebellar circuits toward whole brain simulations (口頭)	Jun Igarashi	The 2019 Riken International Workshop on Neuromorphic Computing (R-WoNC' 19)	2019年3月	国内
Large-scale simulation of cortico-thalamo-cerebellar circuits toward whole brain simulations (口頭)	Jun Igarashi	OISTでのセミナー	2019年3月	国内

## 2. 学会誌・雑誌等における論文掲載

掲載した論文（発表題目）	発表者氏名	発表した場所（学会誌・雑誌等名）	発表した時期	国内・外の別
該当なし				

機関名 国立大学法人電気通信大学

### 1. 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
Scalable simulation of cerebellar corticonuclear microcomplexes using a tile-based neural network simulator on K supercomputer, ポスター	Hiroshi Yamaura, Jun Igarashi, Tadashi Yamazaki	第41回日本神経科学学会全国大会	2018年7月	国内
High-Performance Simulation of a Cerebellar Network Model using Monet Simulator on K Computer, ポスター	Tadashi Yamazaki, Hiroshi Yamaura, Jun Igarashi	日本神経回路学会 第28回全国大会 (JNNS2018)	2018年10月	国内
Implementation and simulation of a cerebellar model on a tile-based general spiking neural network simulator for K supercomputer, ポスター	Tadashi Yamazaki, Hiroshi Yamaura, Jun Igarashi	The 48th Annual Meeting of Society for Neuroscience (Neuroscience2018)	2018年11月	国外
Computer simulation of a monkey-scale cerebellum with 8 billion spiking neurons in realtime and its applications, 口頭	Tadashi Yamazaki	75th Fujihara Seminar “Cerebellum as a CNS Hub”	2018年12月	国内
Large-scale simulation of the little brain, 口頭	Tadashi Yamazaki	RIKEN Workshop on Neuromorphic Computing	2019年3月	国内

2. 学会誌・雑誌等における論文掲載

掲載した論文（発表題目）	発表者氏名	発表した場所 （学会誌・雑誌等名）	発表した時期	国内・外の別
該当なし				

機関名：東京大学 大学院情報理工学系研究科

1. 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所 （学会等名）	発表した時期	国内・外の別
機械学習による視覚情報理解（口頭）	原田達也	LINE and Intertrust Security Summit 2018 Spring	2018年5月	国内

2. 学会誌・雑誌等における論文掲載

掲載した論文（発表題目）	発表者氏名	発表した場所 （学会誌・雑誌等名）	発表した時期	国内・外の別
Viewpoint-aware Video Summarization	Atsushi Kanehira, Luc Van Gool, Yoshitaka Ushiku, Tatsuya Harada	The 31st IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 7435-7444.	2018年6月	国外

「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  
(脳のビッグデータ解析、全脳シミュレーションと  
脳型人工知能アーキテクチャ)」

実施計画

令和元年 5 月 31 日  
学校法人沖縄科学技術大学院大学学園  
銅谷賢治

【改訂履歴】

版	項目	ページ	主な改訂内容（概要）
1.0 (2016. 11. 30)			制定
2.0 (2017. 12. 22)			中間評価指摘事項を受け対応。
	1. (3)	3～4	年間目標及び最終目標に定量的・定性的な目標を追加。
	2. サブ課題 B(4)	14	予備計算による知見を追記。
	2. サブ課題 B(4) サブ課題 D(2)	14 17	技術的課題について追記。
	2. サブ課題 E(3) サブ課題 F(4)	20 24	従来研究とは異なる優位性と、そのポスト「京」における萌芽性について記述。
	2. サブ課題 G(5)	26	実施体制にサブ課題間の連携について追記。
	1(6)	8～9	実施体制にサブ課題間での連携について追記。
3.0 (2018. 3. 14)	1(7)	9	計算資源量の修正。
4.0 (2019. 5. 31)	1(7)	9	計算資源量（H31）の修正。

## 目次

1. 実施概要 .....	1
(1) 目的・意義 .....	1
(2) 研究開発内容 .....	1
(3) 目標・期待される成果 .....	3
(4) 周辺領域への波及効果、課題全体における計算科学やシミュレーションの位置づけ .....	4
(5) 年次計画 .....	5
(6) 実施体制 .....	8
(7) 必要計算資源 .....	9
2. 研究開発内容詳細 .....	10
2-1. サブ課題 A. 脳の構造と活動の大規模データ解析 .....	10
(1) 目的・意義 .....	10
(2) 実施内容 .....	10
(3) 目標・期待される成果 .....	11
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと .....	12
(5) 実施体制 .....	12
2-2. サブ課題 B. 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築 .....	12
(1) 目的・意義 .....	12
(2) 実施内容 .....	13
(3) 目標・期待される成果 .....	13
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと .....	14
(5) 実施体制 .....	14
2-3. サブ課題 C. ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳連関シミュレーション .....	15
(1) 目的・意義 .....	15
(2) 実施内容 .....	15
(3) 目標・期待される成果 .....	16
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと .....	16
(5) 実施体制 .....	17
2-4. サブ課題 D. 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション .....	17
(1) 目的・意義 .....	17
(2) 実施内容 .....	17
(3) 目標・期待される成果 .....	18
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと .....	19
(5) 実施体制 .....	19
2-5. サブ課題 E. 脳型人工知能アーキテクチャの開発 .....	19
(1) 目的・意義 .....	19
(2) 実施内容 .....	20

(3) 目標・期待される成果.....	20
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと.....	21
(5) 実施体制.....	22
2-6. サブ課題 F. 脳型人工知能大規模高性能計算プラットフォームの開発.....	22
(1) 目的・意義.....	22
(2) 実施内容.....	23
(3) 目標・期待される成果.....	23
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと.....	24
(5) 実施体制.....	24
2-7. サブ課題 G. 脳型人工知能の大規模実問題への応用.....	25
(1) 目的・意義.....	25
(2) 実施内容.....	25
(3) 目標・期待される成果.....	25
(4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと.....	26
(5) 実施体制.....	26
3. 採択時の留意事項への対応状況.....	27

## 1. 実施概要

### (1) 目的・意義

脳の構造と活動に関して得られる膨大なデータを運動制御や思考などの脳機能の理解につなげるには、多種多階層のデータを統合して全脳の神経回路モデルを構築しシミュレーション解析を行うことが必要である。また今日の人工知能の基本要素である深層学習は物体認識や完全情報ゲームで人間を凌ぐ性能を与えているが、その学習には膨大なデータを必要とする。

本研究はこれらの要求と課題に対してポスト「京」の計算資源を活用して対応することを目標とする。そのため、脳データの解析とモデリング手法の開発、大脳皮質、小脳、大脳基底核を含む全脳の神経回路のシミュレーション実装、不完全観測や少数サンプルからの学習が可能な脳型人工知能の開発を行う。これらにより、運動制御や思考を実現する脳機能の解明と、多プレイヤーゲームや動的画像処理などに応用可能な脳型人工知能への貢献を目指す。

### (2) 研究開発内容

脳における学習や思考の実現のしくみを理解し、それをもとに脳のように柔軟かつ汎用的な人工知能を実現するためには、脳の解剖学、生理学的な知見にねざした神経回路モデルを構築し、その系統的なシミュレーションにより感覚、運動、学習、推論などの機能が、どのような条件のもとでどのような回路ダイナミクスにより実現されるかを明らかにし、その計算原理と制御機構を抽出することが求められる。

本課題の第1の目標は、スパイクニューロンモデルによる大脳皮質、大脳基底核、小脳の詳細な神経回路モデルを構築し、それらを統合したヒト全脳レベルの神経回路シミュレーションをポスト「京」により実現することである。詳細な神経回路モデルの構築には、MRI、神経トレーサー、電子顕微鏡など画像にもとづくコネクティクス（神経結合の網羅的解析）データの活用が求められ、そのための大量の計算処理にもポスト「京」の計算資源を活用する。大脳皮質、大脳基底核、小脳それぞれの神経回路モデルの妥当性の検証とその動作原理と制御機構の理解には、多様な入力やパラメタ設定による系統的なシミュレーションの結果を生理学データや認知行動データと比較することが求められ、ここでもポスト「京」の計算資源が必要となる。これらをもとに構築された詳細な神経回路モデルのヒト全脳規模でのシミュレーションが可能なことをポスト「京」により実証することは、計算科学として時代を画す大きな意義を持つとともに、そのようなモデルが神経生理学的に妥当な形で動作するための条件を明らかにすることは、神経科学としても重要な知見をもたらすものである。

本課題の第2の目標は、脳の詳細モデルの系統的なシミュレーションから抽出された計算原理と制御機構をもとに、ニューロン集団の平均発火頻度に相当する連続変数による人工神経回路モデルを構築し、脳型の人工知能を実現することである。今日「ディープラーニング」による人工神経回路モデルは、静止画像 mp 認識や囲碁のような完全情報ゲームで人間を超える性能を得つつあるが、その学習には膨大なデータを必要とし、動画像認識や多プレイヤーの不完全情報ゲームなど、ダイナミックな情報推定が必要とされる課題では十分な性能が得られていない。そこでヒトを含む哺乳類の脳の持つダイナミックな回路アーキテクチャを参考にした新たな人工知能アルゴリズムの開発を進める、その実装で必要となる分散非同期型の計算プラットフォームを構築し、ポスト「京」の超並列計算資源を最

大限に活用したアプリケーションを実現する。

これらを実現するために以下の7つのサブ課題を設定し、有機的な連携のもとで研究開発を展開する。

#### **サブ課題 A: 脳の構造と活動の大規模データ解析**

「革新脳」プロジェクトでは、高度な認知機能を持つマウスの脳を対象に、そのマクロからミクロへの構造と活動のデータが系統的に取得されている。そこでは、拡散 MRI や機能 MRI データからのマクロコネクティクス、蛍光トレーサーの光学画像や電子顕微鏡画像の連続切片からの3次元再構成など、大量のデータと計算を要する処理が多数存在する。これらについて超並列計算機でスケールするようなアルゴリズムを導出し、革新脳で得られたデータに適用し、他のサブ課題でのモデル構築に活用する。

#### **サブ課題 B: 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築**

大脳皮質は、大脳基底核、小脳とループ構造の回路を形成し、運動制御、意思決定、思考など高次認知機能を担うと考えられている。まずモデル構築のための実験データが手に入りやすい1次運動皮質—基底核—小脳のループ回路について運動制御の機構を再現する。さらに感覚野、連合野を含むモデリングにより、思考を実現する神経回路の基本動作を解明する。

#### **サブ課題 C: ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳連関シミュレーション**

小脳は運動制御・学習において重要な役割を担っており、大脳皮質と連携して高次脳機能にも関与している。小脳の解剖学・生理学データにもとづいて構築してきたモデルを、ヒト全小脳規模にスケールアップしてポスト「京」上に実装する。サブ課題である大脳皮質のモデルと接続し、さらに大脳基底核とも大脳皮質を介して連携することで、運動制御と予測に関わる全脳部位の活動をポスト「京」上で再現する。

#### **サブ課題 D: 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション**

大脳基底核は、報酬予測に基づく行動選択と強化学習に主要な役割を果たし、運動制御のみならず、認知的な表象の操作など思考の実現にも重要な機能を持つと考えられる。HPCI 戦略プログラムで構築した大脳基底核回路モデルをベースに、行動選択と強化学習の機能がいかに実現されるかを明らかにする。サブ課題 B で構築する大脳皮質-視床モデル、サブ課題 C で構築する小脳モデルとの統合により、大脳皮質-基底核-小脳回路による思考の実現機構を探る。

#### **サブ課題 E: 脳型人工知能アーキテクチャの開発**

多数の力学系からなるネットワークに対する学習アーキテクチャの実装を進める。不完全観測、動的、少数サンプルの課題でも、適切な推定と制御、モデル探索（メタ学習）と学習を行うことのできる脳型アーキテクチャとして、階層ベイズネットワークの近似的オンラインベイズ学習と、非マルコフ環境で動作する強化学習アルゴリズムを導出する。

#### **サブ課題 F: 脳型人工知能用大規模高性能分散計算プラットフォームの開発**

実時間環境においても大規模データからの高効率の学習を可能とするために、ポスト「京」のような大規模分散メモリ計算機上で大規模並列計算に対応した計算プラットフォームおよび非同期型の学習アルゴリズムの開発を進める。各種の学習ノードを多数結合し大規模実行できるソフトウェアプラットフォームおよび学習手法を開発し、全脳に匹敵する規模にまで脳型人工知能を展開するための基盤

を整備する。

### サブ課題 G: 脳型人工知能の実世界応用

計算機システムの構造に依存せずに高効率で動作する深層ネットワークの計算プラットフォームと、それを用いて実環境でリアルタイムに学習・動作する大規模動的視覚システムの開発を進める。静止画認識で利用した情報などを援用して動画像認識性能をブーストさせる半教師付き学習や転移学習の開発を進める。

### (3) 目標・期待される成果

本課題の目標は、脳の構造と活動に関する詳細なデータにねざして、運動制御や思考がいかに実現されているのかを系統的な大規模シミュレーションにより明らかにし、それにもとづく脳型人工知能アーキテクチャを構築することである。

<アウトプット成果>

これまでの全脳レベルのスパイクニューロンモデルのシミュレーションとして、Izhikevich & Edelman (2008, PNAS)、Eliasmith et al. (2012) などがある。Izhikevich らのシミュレーションは、ヒトの拡散 MRI により推定された結合データをもとにしたモデルで、脳波などの振動現象が再現されるかを調べたもので、脳機能の再現をめざしたものではない。Eliasmith らのシミュレーションは、脳の各部位の機能に関する仮定をもとに必要な結合を設定し、脳全体としての行動機能の実現を確認したものである。本研究は、脳の各部位の解剖学、生理学の詳細な知見をもとに全脳神経回路モデルを構築し、そのシミュレーションにより運動制御などの脳機能が実現できるかを検証するという全く新たな成果をめざすものである。

#### ・平成 29 年度終了時

脳のデータ解析では、拡散 MRI からの全脳マクロ回路推定の領域分割による並列処理アルゴリズムを実装し、数十 CPU 規模での弱スケールリングの実現をめざす。またそれによる高速実行結果のアンサンブル平均によりロバスト化を実現する。

全脳シミュレーションでは、これまで独立に異なる言語で開発されてきた大脳皮質、大脳基底核、小脳のスパイクネットワークモデルを NEST により記述することにより統合し、「京」において数千 CPU 規模での並列動作を実現し実時間実行にどこまで迫れるかを検証する。

また、脳型人工知能用計算プラットフォーム BriCA を共有メモリおよびマルチノードで並列化を実現し、その上で脳型の状態推定および制御のアーキテクチャである BundleNet の動作を実証する。

#### ・本格実施フェーズ終了時

拡散 MRI からの全脳マクロ回路推定の結果をもとに、大脳皮質、大脳基底核、小脳をつなぐ全脳神経回路モデルを構築し、「京」の全ノード規模でのシミュレーションにより、上肢の運動などの行動制御とその脳内シミュレーションなど思考の基礎となる機能を再現することを目標とする。また、ポスト「京」のノード数でもスケールするように脳の空間構造を生かした並列計算手法を確立する。

脳型人工知能用計算プラットフォーム BriCA の「京」およびポスト「京」のアーキテクチャに向けた最適化を進め、その上で隠れ状態推定が必要なゲームで既存手法を上回る性能の実現、リアルタイムの動画像認識と学習を可能とするシステムの実現を目標とする。

これら各サブ課題における進展は、それぞれの分野の毎年の国際会議等で発表するとともに、本格

実施フェーズ終了までに得られた科学的知見および技術的進展について学術論文として出版する。

- ・ポスト「京」運用開始5年後

ポスト「京」の超並列性を生かした計算により、以下のようなこれまでにない利活用を実現する。脳シミュレーションでは、学習機能を組み込んだモデルを用いた探索により、思考の障害を伴う統合失調症、うつ病などの精神疾患の発生機序を探り、各個人の脳の構造や遺伝子の特徴をもとに、脳疾患の診断、予測、治療計画を可能にすることをめざす。脳型人工知能では、マルチエージェントゲームにおいてエキスパートの性能を上回るシステム、動画像の自然言語要約により実世界で起きる様々な事象を言語で検索できるシステムなどを実現する。

<アウトカム成果>

本課題による成果は、計算科学、脳科学にとどまらず情報科学、精神医学、心理学など幅広い分野への貢献が期待される。

- ・ポスト「京」運用開始5年後

ヒトの思考を実現する神経回路機構にねざしたより柔軟な人工知能の実現への貢献、自動運転への貢献に加え、実環境における各種の製品開発支援、意思決定支援などで社会展開を図る。

- ・ポスト「京」運用開始10年後

ヒト脳の発達過程や進化過程の理解につながるものが期待される。また、膨大な監視カメラ群からの危険予測システムや、サービスロボットなど人と共存する次世代人工知能の応用を目指す。

#### (4) 周辺領域への波及効果、課題全体における計算科学やシミュレーションの位置づけ

ヒト全脳規模の脳シミュレータを実現し公開することで、脳神経科学に広く貢献することが期待される。ポスト「京」の「生体シミュレーション」課題とも連携することで、計算精神医学への波及効果が期待できる。また、ヒト全脳規模回路のシミュレーションを通じて、コミュニケーションなどの高度情報処理の理解、脳の機能不全の理解、教育法の開発など、医学、社会科学などに大きな波及効果がある。

近年、莫大な静止画データなどの学習に基づく人工知能の開発が大きく進んでいる。しかし、未だ、不完全観測環境での動的な意思決定や多数の物体が存在する動的環境でのシーン解析など、人と共存する人工知能が解決すべき問題は、データ量のすくなくとも未だ解かれてはいない。本課題により、少量の動的データからでも学習可能なアーキテクチャが開発されれば、次世代人工知能に向けた大きな前進となり、マルチエージェント意思決定支援、未知環境でも動作可能な知能ロボットの実現など大きな社会貢献となる。本課題では、人工知能の産業応用を進める Preferred Networks 社と連携し、動画解析、少ないデータ量からの学習、歩行ロボット・多指ロボットの制御などにおいて技術交流、および、データ共有を進めることとしている。本課題により、これまでの GPU ベースの実装を超えた計算手法が確立されれば、「京」およびポスト「京」の人工知能分野への応用が進むことが期待される。

なお、欧州の Human Brain Project でも、脳型人工知能は重要な開発項目の一つとなっているほか、米国では情報高等研究活動局 (IARPA) がコネクトームのリバースエンジニアリングに資金を提供しているが、具体的な人工知能研究への応用は我が国と同様に萌芽的な段階であり、国際協力のもとポスト「京」の計算資源を利用して全脳規模回路の実現と人工知能応用に取り組み、この分野を主導出来る見込みは十分にある。

(5) 年次計画

課題全体	中間目標 (平成29年度)	脳の構造データを活用した大脳皮質、基底核、小脳モデルの統合シミュレーションを実現し、脳型人工知能アーキテクチャとプラットフォームの動作を検証する。
	最終目標 (平成31年度)	全脳規模のシミュレーションにより感覚運動機能を再現し、脳型人工知能アーキテクチャによる動画像認識を実現する。

サブ課題名 (分担機関・責任者)	調査研究・準備研究フェーズ		本格実施フェーズ	
	平成28年度	平成29年度	平成30年度	平成31年度
サブ課題A 脳の構造と活動の大規模データ解析 (京都大学・大羽成征)	(目標) 神経回路構造同定アルゴリズム選定およびポスト「京」上実装計画策定 (実施内容) コネクティクス解析アルゴリズムおよびポスト「京」情報収集	(目標) 1000程度の構造同定結果による平均構造の決定 (実施内容) 拡散MRI回路構造同定アルゴリズム開発、アンサンブル平均化アルゴリズム開発	(目標) 数千程度の構造同定結果による平均構造の決定 (実施内容) 「京」による拡散MRI構造同定アルゴリズム開発と構造アンサンブル分布特性同定法開発、メゾおよびマイクロスケール画像解析アルゴリズム開発	(目標) 数千程度の構造同定結果の統合による、分布特性と信頼性評価付き構造決定 (実施内容) 「京」による拡散MRI構造同定および解析アルゴリズムの実行、メゾおよびマイクロスケール画像に基づく一部構造の同定
サブ課題B 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築 (理化学研究所・五十嵐潤)	(目標) ポスト京のプラットフォーム選定と各大脳皮質一視床の調査 (実施内容) 運動皮質一視床モデルの規模拡張。体性感覚皮質一視床、高次運動皮質一視床のデータ収集	(目標) 各大脳皮質一視床モデル開発と小脳との結合 (実施内容) 体性感覚皮質一視床、高次運動皮質一視床のモデル開発。運動皮質一視床一小脳モデルの領間結合テスト	(目標) 各大脳皮質一視床モデル開発、他脳領域との結合 (実施内容) 体性感覚皮質一視床、高次運動皮質一視床のモデル開発と、小脳一大脳基底核との結合テスト	(目標) 全脳モデル実行 (実施内容) 運動皮質一感覚皮質一高次運動皮質一視床一基底核一小脳モデルの開発と実行
サブ課題C ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳連関シミュレーション (電気通信大学・山崎匡)	(目標) 人工小脳の「京」への移植と動作確認 (実施内容) PZCL+MPIハイブリッド並列の部分コンパイラ自動並列+MPIハイブリッド並列に書き直す	(目標) 大脳皮質モデルとの接続・大脳小脳連携シミュレーション (実施内容) 大脳皮質モデルとのインタフェース確立・簡単な運動制御課題のシミュレーションを行う。	(目標) 小脳による内部モデル獲得のシミュレーション (実施内容) 大脳皮質モデルとの連携による、随意運動学習課題のシミュレーションを行う。	(目標) 大脳皮質・大脳基底核・小脳統合シミュレーションによる高次脳機能の再現 (実施内容) 大脳基底核モデルを加えた認知行動学習のシミュレーションを行う。

<p>サブ課題D 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション (沖縄科学技術大学院大学・銅谷賢治)</p>	<p>(目標) 大脳基底核モデルの拡張 (実施内容) 戦略プログラムで開発したNESTによる大脳基底核モデルで行動選択を実現する。</p>	<p>(目標) 大脳基底核モデルと大脳皮質モデルの統合 (実施内容) サブ課題Bで開発する運動野、感覚野と視床モデルとの結合により、状態推定に基づく意思決定を実現する。</p>	<p>(目標) 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合 (実施内容) サブ課題Cで開発する大脳小脳関連モデルとの統合により、内部モデルに基づく予測的な意思決定を実現する。</p>	<p>(目標) 全脳統合モデルシミュレーションによる高次意思決定機能の実現 (実施内容) サブ課題Bで開発する前頭皮質モデルとの統合により、トップダウン的な予測に基づく意思決定を実現する。</p>
<p>サブ課題E 脳型人工知能アーキテクチャの開発 (京都大学・石井信)</p>	<p>(目標) 脳型人工知能アーキテクチャの基本設計および基礎実装完了 (実施内容) 予測コーディングと状態空間モデルの調査。プロトタイプの実装。</p>	<p>(目標) 脳型人工知能アーキテクチャ基礎性能の実証 (実施内容) 複数(10程度)CPUスレッドによる分散型学習の実装と、精度性能の評価</p>	<p>(目標) 大規模系における基礎性能の検証 (実施内容) サブ課題Fで開発するプラットフォーム上で1000CPUスレッド分散型学習の階層化実装と、精度性能の評価</p>	<p>(目標) 応用問題への展開 (実施内容) 人間・機械協調に関わるリアルタイム処理系、およびサブ課題Gによる応用問題への展開と性能評価。</p>
<p>サブ課題F 脳型人工知能用大規模高性能計算プラットフォームの開発 (理化学研究所・高橋恒一)</p>	<p>(目標) 脳型人工知能プラットフォームの基本設計および基礎実装完了 (実施内容) 分散型学習手法の調査および試作。非同期通信・スケジューリング方式の調査および試作。共有メモリでの数十CPUスレッド規模までのスケールアップ。</p>	<p>(目標) 脳型人工知能プラットフォームの基礎性能の実証 (実施内容) 非同期通信・スケジューリング方式と、分散型学習手法の実装および性能評価。マルチノードでの数百CPUスレッド規模でのスケールアップ。</p>	<p>(目標) 非同期学習モデルにおける大規模化 (実施内容) 非同期分散型プラットフォームによるサブ課題Eが開発する学習手法を含む複数の非同期学習手法の実装および大規模並列化。数万から数百万スレッド規模以上までのスケールアップ。</p>	<p>(目標) 応用問題への展開 (実施内容) サブ課題Gによる応用問題への展開と性能評価。異種機械学習モジュールが混在した状況での性能実証。</p>

<p>サブ課題G 脳型人工知能の大規模実問題への応用（東京大学・原田達也）</p>	<p>（目標） 教師なし・半教師付き動画像データから学習と認識を行うプロトタイプの開発。 （実施内容） 各種の情報を統合的に利用して動画像認識性能をブーストさせる半教師付き学習や転移学習手法の開発。</p>	<p>（目標） 並列分散処理が可能な動画像処理アルゴリズムの構築。 （実施内容） サブ課題Eの脳型人工知能アーキテクチャ上で実行可能とすることで、並列分散可能なアルゴリズムを実現。</p>	<p>（目標） 動画像認識アルゴリズムの脳型人工知能アーキテクチャへの実装準備。 （実施内容） サブ課題Fで実現される脳型人工知能用大規模高性能計算プラットフォーム上で実行可能なアルゴリズムに修正。</p>	<p>（目標） 脳型人工知能計算プラットフォームへの実装。 （実施内容） 脳型人工知能計算プラットフォームへのアルゴリズムの最適化と動画像処理システムの評価。</p>
-----------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------

## (6) 実施体制

本課題は、学校法人沖縄科学技術大学院大学学園(OIST)を中核機関とし、国立大学法人京都大学、国立研究法人理化学研究所、国立大学法人電気通信大学、及び国立大学法人東京大学を分担機関として、以下のサブ課題責任者により研究開発を実施する。

サブ課題A：脳の構造と活動の大規模データ解析：京都大学・大羽成征

サブ課題B：大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築：理化学研究所・五十嵐潤

サブ課題C：ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳連関シミュレーション：電気通信大学・山崎匡

サブ課題D：大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション：OIST・銅谷賢治

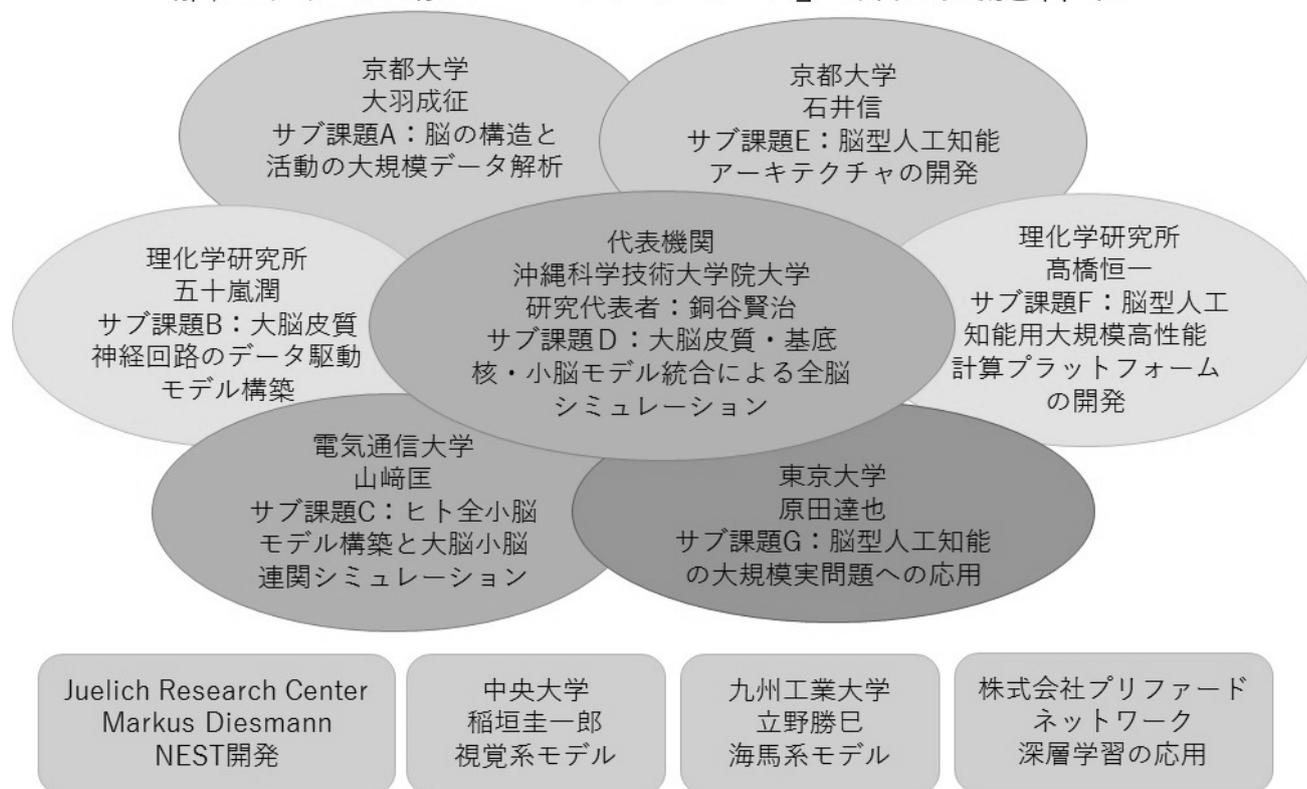
サブ課題E：脳型人工知能アーキテクチャの開発：京都大学・石井信

サブ課題F：脳型人工知能用大規模高性能計算プラットフォームの開発：理化学研究所・高橋恒一

サブ課題G：脳型人工知能の大規模実問題への応用：東京大学・原田達也

また協力機関として、Juelich Research CenterのMarkus Diesmann博士のグループと神経回路シミュレーションソフトウェアNESTの開発とポスト「京」への移植と最適化、中部大学の稲垣圭一郎博士と大脳皮質視覚野のモデリング、九州工業大学の立野勝巳博士と海馬のモデリング、株式会社プリファードネットワークと深層学習手法の開発とロボット、自動運転、医療・創薬などへの応用に関して連携して取り組む予定である。

## 「脳のビッグデータ解析、全脳シミュレーションと脳型人工知能アーキテクチャ」研究実施体制



サブ課題間の連携を促進するため、毎年複数回のプロジェクト全体ミーティングを実施し、また直

連携するサブ課題 AB, BCD, EFGの間では具体的な技術的検討をサイト訪問や web 会議により密に進める。

#### (7) 必要計算資源

「京」の計算資源量

(単位：ノード時間/年)

H28 年度	H29 年度	H30 年度	H31 年度
1,750,000	2,500,000	2,500,000	680,000

「京」以外の計算資源量

(単位：ノード時間/年)

H28 年度	H29 年度	H30 年度	H31 年度
5,000	22,000	245,500	38,800

## 2. 研究開発内容詳細

### 2-1. サブ課題 A. 脳の構造と活動の大規模データ解析

#### (1) 目的・意義

本サブ課題の目的は、ほ乳類の脳画像ビッグデータに基づく脳神経回路構造同定を、ポスト「京」計算機により加速実施することにある。脳全体や局所回路の機能同定のために、脳神経回路構造の高精度同定は神経シミュレーションの精緻化と両輪をなす最重要課題である。近年の3次元イメージング技術の発展により、ほ乳類の脳神経回路構造の高時空間解像度での撮像が可能となり、これに伴って解析対象となる画像データの量は巨大化している。一方で、撮像の解像度は高まったとは言え、完全な構造の自動同定には不十分であり、現在の最先端技術は、連続切片電子顕微鏡による画像取得、人工知能（深層学習）によるセグメンテーション、GUI と大量のマ manpower を駆使した誤り訂正 (proofread) によるハイブリッド (マイクロコネクトミクス) (Seung, 2016) であるが、これによってもマウスの 1mm 角に満たない領域しか扱うことができていない。一方で数ミリ角程度の解像度で粗視化した全脳の神経網構造を撮像する方法として拡散 MRI 画像法が知られており、これに基づく神経回路構造同定が様々に開発されている (マクロコネクトミクス) が、近年、推定されたネットワークに偽陽性が多いことが指摘されている (Meier-Hein, 2016)。領野間にわたる回路構造の推定は、全脳レベル脳シミュレーションの妥当性の根拠ともなっているため、その信頼性に関する疑義は無視できない。

そこで、ほ乳類全脳レベルの神経回路を対象とした、データ駆動型の構造・機能同定、およびその信頼性担保のための、ポスト「京」計算機の計算力の有効利用による大規模データ解析の技術が強く期待され、本課題で開発する。

#### (2) 実施内容

ほ乳類の脳を構成する神経回路の構造同定を全脳レベルで行う高度化アルゴリズムを開発する。対象として、全脳を 3mm 角程度のボクセル単位の 3 次元画像で計測する拡散 MRI 画像 (マクロスケール)、1 ミクロン精度のスライス画像を 30 ミクロン程度の間隔で二光子撮像し全脳レベルに到達する可能性のある光学顕微鏡画像 (メゾスケール)、および 1mm 角程度の小領域をナノスケールで計測することで神経細胞間シナプス結合の詳細を知ることができる連続切片電子顕微鏡画像 (ナノスケール) の 3 種類の異なるスケールの画像ビッグデータをそれぞれ想定して手法の高度化実装を進め、マクロ・メゾ・ナノの順に実データ解析に適用してゆく。

われわれは、これまでにマクロおよびメゾスケールの神経回路走向追跡のために、モンテ・カルロ法を用いた独自手法 (Skibbe, 2015) を適用することで限られた領域の解析に成功している。しかし、全脳レベルの大きな領域を対象とすると、回路構造同定は長距離相関による不良設定性が大きくなり、手法の確率的性質が結果に及ぼす影響が無視できなくなる。また、各神経細胞についてこれに接続する多数の細胞を見つける必要があるため、解析対象となる局所領域間での大量の情報交換が必要であり、このために CPU パワーとメモリの両方が大量に必要となる。

「京」および、ポスト「京」の計算リソースを用いて、以下の三つのステップを踏みながらこの問題に取り組む。

第一ステップでは、マクロスケールでの構造同定結果における分布特性を調べ、信頼度評価につなげる。事前決定が困難であるハイパーパラメタを一定の範囲でサンプルしながら、並列計算によって構造同定結果の分布を得て、平均的構造を求め、また、ゆらぎに基づき信頼度評価を行う。

第二ステップでは、メゾスケールにおいて、セグメンテーション（局所線維構造抽出）と局所回路構造同定において分割統治アプローチを用いた高度化アルゴリズムを開発する。まず、全脳画像を部分画像に分割し、各分割に対して計算ノードを割り当ててセグメンテーションを行い、矛盾の少ない局所神経回路構造を出力する。次に局所神経回路構造を統合して、大域的な矛盾の少ない全脳神経回路構造同定結果を得る。このステップはクラスタ型計算サーバによって実現される見込みであるが、ポスト「京」によってゆらぎを持った多数の候補解を得た後の平均化によって（1）セグメンテーションにおいて一定比率のエラーが避けられないこと、（2）各局所回路構造を貼りあわせる過程に不定性があること、の2つの問題の解決が期待される。ただし、第二ステップの実行のため、ポスト「京」のノード当たりメモリが128GB以上であることを見込んでいるが、実際がこれを下回る場合にはメモリ消費節約のための工夫を別途行う必要がある。

第三ステップでは、ここまで得られる、神経回路構造同定の技術、ゆらぎを持った多数の構造推定結果からの信頼度評価の技術を、連続切片電子顕微鏡画像に基づくミクロスケールの回路構造同定に適用する。ハーバード大（Lichtmann, Pfister）のグループが、ボストン大の大規模クラスタ型計算機（6万コアを持ち、「京」と同程度のシステム）の1500コアを用いて、マウス脳100 $\mu$ m角領域の画像データ（1TB）を対象にした構造同定を進めている。セグメンテーション技術についてはハーバード大（もしくはMIT）の技術を移植し、われわれ自身が開発した構造同定アルゴリズムにプラグインする。構造同定結果を多数得ることで、平均的な構造の抽出および信頼性評価を行う。ハーバード大の技術は、Python, C, および Apache Spark を用いているため、「京」およびポスト「京」への移植は可能であると考えられる。

### （3）目標・期待される成果

<アウトプット成果>

- ・平成29年度終了時

拡散MRI画像データに基づくマクロスケールの構造同定アルゴリズムを「京」上で動作するように高度化を進め、1000程度からなるアンサンブルから平均的な構造同定を得る。構造同定の結果をサブ課題B, C, Dが実施するネットワークシミュレーションに提供する。

- ・本格実施フェーズ終了時

拡散MRI画像データに基づくマクロスケールの構造同定において、数千程度からなるアンサンブルの分布特性により、信頼性評価付きの構造同定を得る。また、メゾスケール画像データの解析手法の高度化実装を進め、100 $\mu$ m角解像度で全脳レベルの回路構造同定を行う。

- ・ポスト「京」運用開始5年後

ミクロスケール画像データの解析手法の高度化実装を進め、100 $\mu$ m角領域内の構造同定を行う。

<アウトカム成果>

- ・ポスト「京」運用開始5年後

メゾスケールおよびマクロスケール画像の解析に対応してほ乳類全脳の神経回路構造を結合グラフ

の形式で求め、文科省「革新脳」との連携の下、脳画像ビッグデータに関するデータベースとして公開する。

・ポスト「京」運用開始 10 年後

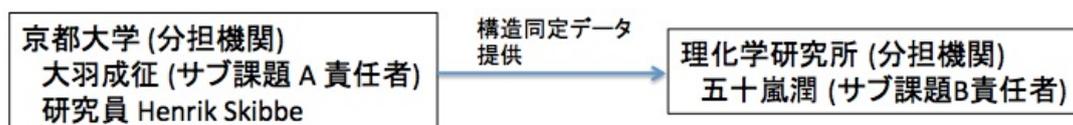
ミクروسケール画像に対して皮質コラム（半径数百  $\mu\text{m}$ ×高さ 2mm 程度の円筒）程度の領域の構造同定を行い、脳画像ビッグデータに関するデータベースとして公開する。

#### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと

マーモセットの脳のサイズは  $1.2 \times 0.72 \times 1.25 \text{ cm}^3$  の直方体の中におさまる。「京」計算機のノードあたりのメモリは 16GB 程度であり、全脳の拡散 MRI データに基づくマクروسケールの回路構造同定を行うには十分である。これを 100~1000 ノードで並列に計算することで、信頼度評価に必要な分布特性が得られる。二光子顕微鏡画像に基づくメゾスケールでの神経構造同定のためには、 $0.4 \times 0.4 \times 2 \mu\text{m}^3$  のボクセルサイズで撮像するため、マーモセット全脳では  $30\text{k} \times 18\text{k} \times 6250$  のボクセル数からなる画像データが得られる。蛍光強度を 16 ビット表現する場合、画像は 6.75 テラバイトである。ポスト「京」のノードあたりメモリが 128GB 程度の RAM を搭載する場合、全脳を 100 程度の領域に分け、各々を 100~1000 ノードで並列に計算することで信頼度評価に必要な分布特性が得られる。ミクروسケール回路同定においては対象を皮質コラム（半径  $200 \mu\text{m}$ ×高さ 2mm 程度の円筒）とし、これを 50nm 角のボクセルにおける 16 ビット輝度で表すと画像サイズは 2 ペタバイト程度となる。コア間での分割統治が前提ではあるが、構造特徴量の量が大きく、コア内の必要メモリは並列度をあげても大きく減らず、ポスト「京」においてもチャレンジングな課題である。

#### (5) 実施体制

サブ課題 A は分担機関の京都大学を中心にして実施される。実施責任者の大羽はバイオインフォマティクスおよびこれに関わる統計解析に専門性を持ち、課題後半で必要となる複数構造同定結果の平均の算出方法および分布構造の推定による信頼性評価法の開発を主導する。研究員の Henrik Skibbe は京都大学で受託している革新脳プロジェクト研究員との兼任であり、これまでに革新脳プロジェクトで得られた画像データに基づく神経線維構造同定の開発に関わってきた。本課題では、構造同定アルゴリズムの「京」における大規模化実装を担当する。構造同定の対象となる哺乳類脳画像データとして当初は一般公開されているマウス脳のデータを用いるが、将来革新脳プロジェクトで得られるマーモセット脳データの提供を受けることも検討する。本サブ課題 A で得られた構造同定結果およびその信頼性評価結果は、サブ課題 B においてシミュレーションを担当する理化学研究所・五十嵐氏に提供される。



## 2-2. サブ課題 B. 大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築

### (1) 目的・意義

人間の脳で約 80%の質量を占め 160 億個の神経細胞を持つ大脳皮質は、感覚、意思決定、記憶、運動制

御、思考など、脳の高次認知機能を担う。その大脳皮質の情報処理は、これまでの生理実験や理論研究から、階層ベイズ推定や自己組織化学習などによって行われていると推測されているが、神経回路レベルでみたときにどのように実現されているのかは、明らかになっていない。その解明が難しい理由として、大脳皮質は6層をなす数十種の神経細胞による複雑な局所回路を持ち、さらに知覚や運動制御など個々の機能に複数の大脳皮質領域や、大脳基底核、小脳、視床など他の脳領域が関与するため全容の把握が難しいということがある。

本サブ課題 B ではこのような問題に対して、解剖学や電気生理学データに基づく全脳規模の大脳皮質モデルを構築し、大脳皮質領域内の局所回路のダイナミクスと、それらの相互作用による情報処理機構の実現機構を明らかにすることを旨とする。さらにサブ課題 C、D で構築される小脳や大脳基底核のモデルと大脳皮質モデルを連結し、複数の脳領域による情報処理機構について明らかにすることを旨とする。まず感覚運動系の回路機構をターゲットとし、そこから思考の神経基盤の理解に向けて取り組んでいく。

## (2) 実施内容

以下の 1-3 は理化学研究所情報基盤センターで実施し、4 についてはサブ課題 C、D と共同で行う。

### 1. 1 次運動皮質(M1)-視床(Th)神経回路モデル開発

HPCI 戦略プロジェクトにおいて開発された M1 神経回路シミュレーションが、すでにげっ歯類の M1 に相当する規模で行われている。本サブ課題では、コモンマーモセットなど小型霊長類の M1 規模までモデルを拡大する。また、M1-Th の  $\alpha$  振動の脳波の再現に取り組む。

### 2. 1 次体性感覚皮質(S1)-視床、前頭皮質(FC)-視床の神経回路モデル開発

1 で行った M1-Th モデルの開発工程、モデルコードと、S1-Th、FC-Th の解剖学、生理学データを用いて体性感覚をつかさどる S1-Th と高次情報処理を担う FC-Th のモデル構築を行い、その情報処理機構の再現と理解を行う。

### 3. 感覚運動系大脳皮質-視床の神経回路モデル開発

M1-Th, S1-Th, FC-Th の間の結合データから、感覚運動系大脳皮質-視床の神経回路モデルを構築し、感覚フィードバック信号とトップダウン信号による情報処理機構の理解を目指す。

### 4. 全脳モデル開発

本課題の感覚運動系大脳皮質-視床の神経回路モデルと、サブ課題 C、D の小脳、大脳基底核のモデルをつないだ全脳モデルの開発を段階的に行う。体性感覚皮質による触覚の違いによる物体の判別、運動皮質による特定の運動パターンの選択、小脳による運動パターンの自動化、大脳基底核による行動系列の学習など、思考に通じる脳の情報処理の理解を目指す。

## (3) 目標・期待される成果

<アウトプット成果>

- ・平成 29 年度終了時

サブ課題 B で開発される M1-Th モデルとサブ課題 C で開発される小脳モデルをもとに、これまでに実現していない大規模な M1-Th-小脳の連関モデルの大規模実行を実施し、それらの領域間で生じる相互作用と情報処理機構について調査できるようになる。

- ・本格実施フェーズ終了時

構築される感覚運動系大脳皮質—視床の神経回路モデルは、これまでにない詳細さの運動感覚系脳領野間の相互作用を調べることを可能にし、感覚信号とトップダウン信号の相互作用による感覚と運動に関する情報処理機構の解明に寄与する。

・ポスト「京」運用開始5年後

運動感覚系大脳皮質—視床モデルで明らかになったことを、回路の類似性から、視覚、聴覚、辺縁系などのその他の大脳皮質—視床領域に当てはめ、その他の高次情報処理の機構解明が期待できる。

<アウトカム成果>

・ポスト「京」運用開始5年後

運動感覚系大脳皮質—視床モデル及び全脳モデルの開発が成熟し、脳の情報処理機構の応用に転じることで、ロボットの運動制御、体性感覚信号処理の人工知能への応用、パーキンソン病などの脳疾患の理解と治療法開発へと進むことが期待される。

・ポスト「京」運用開始10年後

人間の高度な知性の再現に迫るより汎用的な人工知能への応用、広範な脳領野が関与するうつ病や自閉症などの病気の機構解明に貢献することが期待される。

#### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと

ISLiM、HPCI 戦略プログラムの取り組みにより、世界で最大規模となる約 17 億個の神経細胞と約 10 兆個のシナプス結合からなる大脳皮質局所神経回路モデルの 1 秒分のシミュレーションが京を用いて 40 分の計算で実行された。京で実行された規模は、小型霊長類の全脳、ヒトの大脳皮質の約 10%程度に相当し、ヒト全大脳皮質のシミュレーションを行うには、少なくとも京の 10 倍の計算性能とメモリ量が必要になる。シナプス可塑性による学習のシミュレーションを行うには、数十秒分のシミュレーションが最低限必要で、さらに数十倍の計算性能が要求される。神経科学の究極の目標の一つと言える、ヒト全脳規模のシミュレーションを実行するには、京の 10-100 倍規模の計算資源が必要となり、それはポスト京級の性能によって初めて実現可能である。

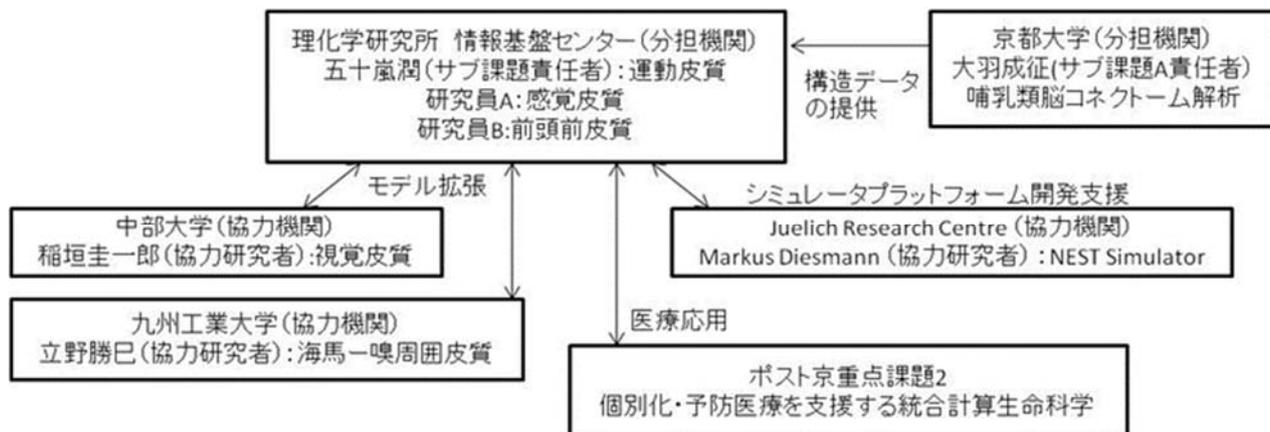
京でのシミュレーションには汎用神経回路シミュレーターNESTを用いたが、現バージョンではMPIのall gather機能を使っているためポスト「京」のような超高度並列マシンでは性能が出し切れない可能性が考えられる。そこで脳の空間構造をもとにしたネットワーク分割により、通信を必要なノード間に限る実装をC言語で行い、予備計算により京で51億ニューロンのシミュレーションが可能になるという結果を得ている。

#### (5) 実施体制

サブ課題 B は分担機関の理化学研究所情報基盤センターを中心として実施される。サブ課題責任者の五十嵐潤博士は、大脳皮質の詳細な解剖学、生理学データに基づくモデル構築のための知識と経験を持ち、「京」の全ノードによる世界最大規模の神経回路シミュレーションに貢献した実績を持つ。情報基盤センターでは、サブ課題責任者と2名の専任研究員により、運動皮質、感覚皮質、前頭皮質のモデル開発を担当する。

Juelich Research Centre の Markus Diesmann 博士は協力研究者として参加し、NEST Simulator の最適化について開発支援を行う。全脳モデルの将来の詳細化に向け、協力研究者として、視覚皮質モデルを中部大学の稲垣圭一郎博士が開発し、海馬—嗅周囲皮質モデルを九州工業大学の立野勝巳博士が開発する。サブ課題 A の

哺乳類脳の解析で得られる構造データをモデル構築の参考とする予定である。またポスト京重点課題2が行う疾患のシミュレーションと本サブ課題と情報提供などの連携をはかる。



### 2-3. サブ課題 C. ヒト全小脳モデル構築と大脳小脳連関シミュレーション

#### (1) 目的・意義

小脳は運動制御・学習において重要な役割を担っており、最近では大脳皮質と連携して高次脳機能にも関与していることがわかってきた。本サブ課題では我々が小脳の解剖学・生理学データにもとづいて構築してきたモデルを、ヒト全小脳規模にスケールアップしてポスト「京」上に実装する。サブ課題 B の大脳皮質のモデルと接続し、さらにサブ課題 D の大脳基底核モデルとも大脳皮質モデルを介して連携することで、運動に関わる全脳部位の活動をポスト「京」上で再現する。特に、運動に関わる高次脳機能、具体的には予測や適応といった機能を再現することを目的とする。

#### (2) 実施内容

準備研究フェーズでは小脳モデルの「京」およびポスト「京」への実装を見据えたプロトタイプ実装と大脳皮質モデルとの接続を行う。初年度は、サブ課題分担機関がこれまで開発してきた人工小脳モデルを「京」およびポスト「京」のアーキテクチャ上に移植する。現時点の小脳モデルは GPU や PEZY-SC 上で動作し、MPI と CUDA, PZCL のハイブリッド実装になっているため、これを「京」およびポスト「京」上で動作させるためにコンパイラの自動並列と MPI のハイブリッド並列で再実装するとともに、すでに「京」上で動作している NEST での実装を進める。さらに、ヒト全小脳に相当する  $10^{11}$  個のニューロンの数値シミュレーションを実時間で実行できるようにチューニングを施す。二年目は、小脳単体での運動学習、具体的には眼球運動等の反射運動において、パラメータの学習・適応が可能であることを確認する。さらに、大脳皮質モデルと接続するための MPI インタフェースを確立し、実際に接続する。それにより大脳皮質一次運動野—小脳連関によって観測されている神経活動の同期が観測されるかどうかを検討し、フィージビリティスタディとする。

本格実施フェーズでは、大脳皮質・大脳基底核との連携による高次脳機能の実現を目的とする。三年目は大脳皮質の活動をターゲットとして学習・再現可能な小脳内部モデル獲得のスキームを開発する。内部モデルは外界・身体・脳部位のシミュレータとして動作し、実際に行動を起こさなくともその行動に関わる結果を予測することが可能となる。最終年度は、大脳皮質・大脳基底核と一体となり、強化学習にお

けるモデル予測の提供と、運動の動的な調節と適応を担うことで、思考を必要とする認知・運動課題を遂行させる。

### (3) 目標・期待される成果

<アウトプット成果>

#### ・平成 29 年度終了時

平成 29 年度終了時には、「京」全ノードで実行可能な小脳の大規模モデルが完成しており、かつ簡単な運動学習課題のシミュレーションができています。さらに、大脳皮質モデルと接続するためのインタフェースが確立されている。

#### ・本格実施フェーズ終了時

本格実施フェーズ終了時には、小脳モデルを大脳皮質モデルと接続した、大脳小脳ループのシミュレーションができています。かつ、小脳内部モデルを利用した随意運動の運動学習課題のシミュレーションができています。最終的には、大脳皮質・大脳基底核・小脳が一体となった、強化学習を必要とする運動学習課題のシミュレーションによる再現ができています。

#### ・ポスト「京」運用開始 5 年後

ポスト「京」運用開始 5 年後には、より大規模化かつ精緻化した人工小脳を提供できている。全脳レベルでの運動学習制御機構における小脳の役割について、単一神経細胞レベルでの詳細な解析ができています。ロボットと接続し脳型運動学習制御機構にもとづいた制御ができています。

<アウトカム成果>

#### ・ポスト「京」運用開始 5 年後

- 大規模・精緻なマルチコア版人工小脳の提供
- 随意運動の学習制御における小脳の役割の詳細な理解
- 脳型運動学習制御機能にもとづいたロボットの制御

#### ・ポスト「京」運用開始 10 年後

- 前頭前野－小脳外側部ループによる、認知機能における小脳の役割の解明とその数値シミュレーション
- 脳型人工知能としてのパッケージ化・産業化・社会への普及

### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければできないこと

小脳モデルの「京」での実績はないが、NVIDIA 社の GPU を 4 枚用いた  $10^6$  ニューロン規模のシミュレーションと、理研情報基盤センターのスパコン「菖蒲」をフルノード用いた  $10^9$  ニューロン規模のシミュレーションが既にできている。これはネコの全小脳に対応する規模である。「菖蒲」は PEZY Computing / Exascal が開発したスパコンで、ピーク性能は 2.6PFlops である。その 3%弱の実行性能で、1 ネコ小脳のシミュレーションが実時間で実現できている。

ヒト全小脳はネコの 50-100 倍のニューロン数であるといわれている。「菖蒲」の 100 倍にあたるピーク性能 260PFlops があれば、性能がスケールするという前提のもとで、ヒト全小脳の実時間シミュレーションが可能になる。ポスト「京」のピーク性能が数百 PFlops とされていることから、ヒト全小脳シミュレーション、および大脳小脳連関のシミュレーションはポスト「京」で初めて成し遂げられるものである。

#### (5) 実施体制

本サブ課題は、サブ課題代表者と来年度雇用を予定している博士研究員の計 2 名で実施する。業務管理を適切に遂行できる体制が整っている。実装の一部については代表者の研究室の大学院生に依頼することもありうる。

本サブ課題は、全脳シミュレーションの構成要素である小脳のモデル化およびポスト「京」への実装を担当する。その際、まずサブ課題 B「大脳皮質神経回路のデータ駆動モデル構築」との密接な連携のもとに進める。具体的には、ポスト「京」で効率よく神経回路シミュレーションを行うためのノウハウやコード片の提供と、大脳小脳連関に関する解剖学的知見の議論によって、大脳モデル・小脳モデルを接続した統合シミュレーションを実施可能にする。また、サブ課題 D「大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション」とも密接に連携し、大脳小脳に加えて大脳基底核モデルとも接続した統合シミュレーションを実施するための技術的な問題、特にモデル間のインタフェースを統一する。

電気通信大学 (分担機関) 山崎 匡 (サブ課題代表者): 統括 研究員A: 小脳モデル実装
------------------------------------------------------

### 2-4. サブ課題 D. 大脳皮質・基底核・小脳モデル統合による全脳シミュレーション

#### (1) 目的・意義

大脳基底核は、報酬予測に基づく行動選択と強化学習に主要な役割を果たし、運動制御のみならず、認知的な表象の操作やモジュール選択など、思考の実現にも重要な機能を持つと考えられる。本サブ課題は、HPCI 戦略プログラムでパーキンソン病の病態理解を主目的として構築した大脳基底核の神経回路モデルをベースに、行動選択と強化学習の機能が現実的な解剖学、生理学的なデータをもとにいかにも実現されるかを明らかにする。さらにその大脳基底核回路モデルを、サブ課題 B で構築する大脳皮質-視床モデル、サブ課題 C で構築する大脳小脳連関モデルと統合することにより、大脳皮質-基底核-小脳回路による思考の実現機構を探る。

#### (2) 実施内容

初年度は、すでに開発したラット全脳スケールの大脳基底核神経回路モデルをもとに、出力先である視床の異なる神経集団の活動を脱抑制する形での行動選択を実現する。また、大脳基底核の入力部である線条体のニューロンモデルにドーパミン依存性のシナプス可塑性を導入し、行動選択の良し悪しを評価するドーパミン入力に応じた強化学習を実現し、そのために必要な細胞と回路の機能を明らかにする。

準備研究フェーズでは、サブ課題 B で構築する運動野、感覚野と視床モデルとの接続により、現実的な感覚入力と運動出力の表現のもとで、いかに行動選択と強化学習が実現できるかを探索し明らかにする。

本格実施フェーズでは、まずサブ課題 C で構築する大脳-小脳連関モデルとの統合をはかり、小脳に学習された内部モデルによる状態予測と、大脳基底核による報酬評価の組み合わせにより予測的な意思決定がいかに実現され得るかを探索し、そのために必要な視床-大脳皮質の回路機構を明らかにする。

さらに、サブ課題 B で構築する大脳皮質連合野-視床モデルとの統合により、感覚運動機能モジュールの選択、現在の感覚入力に拘束されない状態予測など、思考の実現に必要な回路機構を明らかにする。これらをもとに、大脳皮質-基底核-小脳モデルを統合した全脳神経回路のシミュレーションにより、ヒト脳の解剖学、神経生理学の現実的な特性のもとでいかに思考が実現され得るのかを明らかにする。

全脳統合シミュレーションでは、1) それぞれに開発されたモデルを、MUSIC のような統合シミュレーションツールにより連結する、2) 各モデルを NEST など統一した神経回路記述言語で実装する、3) 脳の空間構造を生かした神経回路記述仕様および通信オーバーヘッドを減すシミュレーションエンジンを独自に開発する、という 3 つの選択肢があり得るが、1) および 2) ではポスト「京」の超並列性を生かしきれぬのかという問題がある。そこで準備研究フェーズではまず 2) の NEST による実装を進めるとともに、3) の超並列性を生かす独自の実装についてサブ課題 B と協力して検討を進め、「京」およびポスト「京」シミュレータ上でのベンチマークと、Juelich Research Center の NEST 開発チームへのフィードバックのもとで、本格実施フェーズでどの方式を採用するかを決定する。

### (3) 目標・期待される成果

本サブ課題の目的は、思考のような高次の情報処理が、実際の脳の回路構造とニューロン、シナプスの特性のもとでいかに実現され得るのか、またそれをロバストに行うための制御機構は何なのかを系統的な大規模シミュレーションにより明らかにすることである。

<アウトプット成果>

・平成 29 年度終了時

大脳基底核モデルと大脳皮質モデルの統合シミュレーションにより、不確かな感覚入力のもとでの状態推定に基づく行動選択機能を実現する。

・本格実施フェーズ終了時

全脳神経回路モデルによる思考の実現に関する科学的な知見について、インパクトの高い論文を出版することをアウトプットの目標とする。

・ポスト「京」運用開始 5 年後

モデルの特性を様々に変えたシミュレーションにより、思考の障害を伴う統合失調症、うつ病、自閉症、ADHD などの精神疾患や発達障害の発生機序を探り、さらに各個人の脳の構造や遺伝子の特徴をもとに、脳疾患の診断、予測とテーラーメイドな治療計画を可能にすることをめざす。

<アウトカム成果>

上記の成果は、計算科学、脳科学にとどまらず情報科学、精神医学、心理学など幅広い分野への貢

献が期待される。

- ・ポスト「京」運用開始5年後

ヒトの思考を実現する神経回路機構にねざしたより柔軟な人工知能の実現への貢献が期待される、

- ・ポスト「京」運用開始10年後

ヒト脳の発達過程や進化過程を再現するシミュレーションにより、ヒトの知性の根源の解明につながる事が期待される。

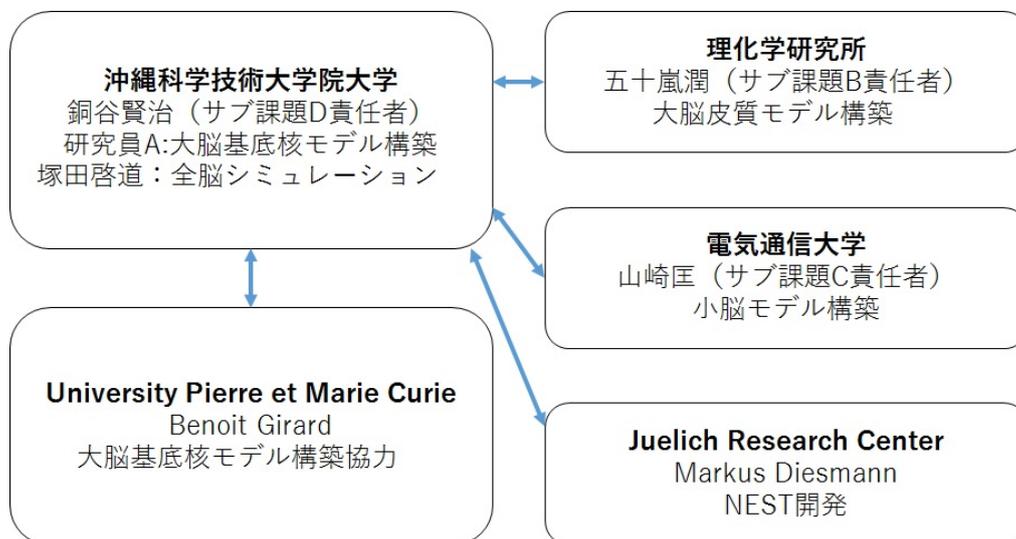
#### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければできないこと

HPCI 戦略プログラムのもとで、ラットの大脳基底核の全ニューロンに相当するスケールのシミュレーションが「京」で実現されている。これを霊長類であるマーマセツト、さらにヒトのレベルにスケールアップするためには、ポスト「京」の計算資源が必要となる。

#### (5) 実施体制

分担機関の沖縄科学技術大学院大学は、大脳基底核モデル構築のため専任の研究者1名を採用し、さらに既存の研究メンバーにより大脳皮質、小脳モデルとの統合による全脳シミュレーションを進める。大脳基底核モデル構築においては、その解剖学、生理学に幅広い知識を持つ University Pierre et Marie Curie (UPMC) の Benoit Girard 博士が2016年度に短期滞在し、協力の上で進める予定である。

また、大脳皮質モデルはサブ課題B、小脳モデルはサブ課題Cで開発するため、統合のため密な連携作業を行う。シミュレーションツールNESTを「京」、ポスト「京」に移植し最適化するため、Juelich Research Center の Markus Diesmann 博士の協力を得る予定である。



## 2-5. サブ課題E. 脳型人工知能アーキテクチャの開発

### (1) 目的・意義

新しい脳型人工知能のアーキテクチャの開発と、「京」およびポスト「京」計算機を用いた高度化実装により、比較的少量のデータの学習によって複雑な環境における高度な推論・判断ができるようにすることを目的とする。

近年の人工知能（深層ネットワーク）は、画像や音声のビッグデータの学習によりこれら高次元パターンの認識において高い性能を示し、これをもって、アーケードゲームや囲碁などでエキスパートを上回る性能をあげるに到っている。しかしこれまでの顕著な成功例はすべて、静的データ（例えば静止画）の分類学習、あるいは完全観測ゲームにおける回帰学習に帰着されるものであり、部分観測マルコフ決定過程 (POMDP) やメタ意思決定（戦略の学習）問題などヒトの高度な思考のモデルとされる問題に対する直接応用は未だチャレンジングである。例えば、未解決課題の典型例として（コントラクト）ブリッジの自律学習がある。ブリッジは2人1組の2チームで行われ、チーム内で協力、チーム間で勝敗を決める協調競合系となっている。また、自分以外のプレイヤーの手札は見えなため部分観測問題となっている。ゲームを始める前に、味方同士で手札情報を交換するフェーズがあり、ここに情報交換方式の最適化に関するメタ意思決定であるコミュニケーション創発課題が含まれる。これらはセルフプレイによる最適化学習で原理的には解けるはずであるが、解空間の大きさおよび複雑度のため、実現されていない。

こうした未だ解かれていない困難課題を解くための、「京」およびポスト「京」向けの新しい脳型人工知能アーキテクチャを開発し、動画像解析、多プレイヤーゲーム学習などへの実問題のための高度化実装を行い、実問題応用を通じて動的意思決定やコミュニケーションなどヒト知性の理解への貢献を目指す。

## （2）実施内容

脳型人工知能の基本アーキテクチャ BundleNet を開発し、実装を行う。具体的には、(1) 内部状態を持つ力学系ノードを多数連結したアーキテクチャを与えることで、動的データのみならず不観測変数への対応を可能とする。(2) このアーキテクチャのもとで階層的事前知識による仮説生成とデータによる検証を時空間的に繰り返すことで、ベイズ推定に基づく適切な正則化の下での解を得ることを可能とする。(3) 脳と同様に動的データを動的ネットワーク中で分散メモリと非同期更新に基づいて処理するアルゴリズムを開発することで、GPU よりキャッシュ容量が多い CPU を大量に用いた「京」およびポスト「京」の構成において高効率な実装を実現する。(4) マルチエージェント協調競合系、複数物体の追跡など動画像処理をテストベッドとして、脳型人工知能の基本アーキテクチャの性能を評価する。

上記(1)(2)(3)(4)のうち、(1)は深層予測コーディングネットワーク (Lotter, 2016) で一部実現されている。(2)は自由エネルギー規範による近似的オンラインベイズ学習 (Friston, 2008) などにより、推論、制御のみならず、モデル選択なども統一的な枠組みでオンライン学習可能であることが示唆されているものの、実問題応用のための実装はこれまでにない。(3)はサブ課題 F において開発が計画されている BriCA ver 2 をプラットフォームとすることで高度化実装できると考えられる。そこで、本サブ課題では、当初(1)(2)のハイブリッドにより推論・制御・モデル選択などを可能とするアーキテクチャを開発しつつ、これの高度化を図るフェーズで、(3)においてサブ課題 F との連携で実現を目指す。また、(4)はサブ課題 G との連携により進める。

## （3）目標・期待される成果

時間あるいは系の内部状態など不確実性への依存があり、なおかつ分量の限られたデータからの

学習・制御・モデル探索を可能とするアーキテクチャの開発を目標とする。評価性を重視して、マルチエージェントゲーム、あるいは複数物体の追跡など動画像のリアルタイム処理をテストベッドとする。サブ課題 F で開発する BriCA システムを利用して実装を進め、サブ課題 G で開発する脳型人工知能の実問題応用と連携して高度化と評価を進める。

内部状態の更新が必要な人工知能プログラムには主に LSTM と DNN の組み合わせが用いられているが、その誤差最小化学習には膨大な計算を要し、回路アーキテクチャの探索に多くのノウハウを必要としている。BundleNet は階層ベイズの枠組みで定式化され分散メモリと非同期更新を前提に実装するため、ポスト「京」において大規模なモデル選択を含めた自動化が可能になり、これまでの枠組みに対する優位性が期待できる。

<アウトプット成果>

・平成 29 年度終了時

提案型の脳型人工知能アーキテクチャの一部（内部状態を持つ力学系ノードを多数連結し、ベイズ推定を行う）の実装と検証を終え、課題 F との連携で分散メモリ・非同期更新を用いるアルゴリズムの予備的な実装を行う。「京」を用いて、内部状態を持つ力学系モデリングを稼働させるとともに、複数（10 程度）ノード間の通信による協調動作が可能であることを示す。

・本格実施フェーズ終了時

提案型の脳型人工知能アーキテクチャ（力学系ノード多数連結・ベイズ推定・分散メモリ・非同期計算を含む）の試作と、「京」およびポスト「京」を想定した高度化実装を終え、マルチエージェント協調競合学習系のテストベッドを用いて基本性能の評価を行う。ポスト「京」での実施に値する数のノード（1000 以上）間の非同期通信を実現し、テストベッドを用いた性能を示す。

・ポスト「京」運用開始 5 年後

人間・機械あるいは人間・人間の相互作用を含む実環境アプリケーションの中からいくつかを実現する。例えば、人と協調的に動作する多自由度ロボットアクチュエータの実時間制御が応用テストベッドとして想定される。

<アウトカム成果>

・ポスト「京」運用開始 5 年後

人間・機械あるいは人間・人間の相互作用を含む実環境アプリケーションのデモンストレーションを行う。脳型人工知能アーキテクチャの汎用化と公開を行う。

・ポスト「京」運用開始 10 年後

製品開発支援、教育支援、意思決定支援などを行うシステムを構築し、企業などとの連携により社会実装を図る。

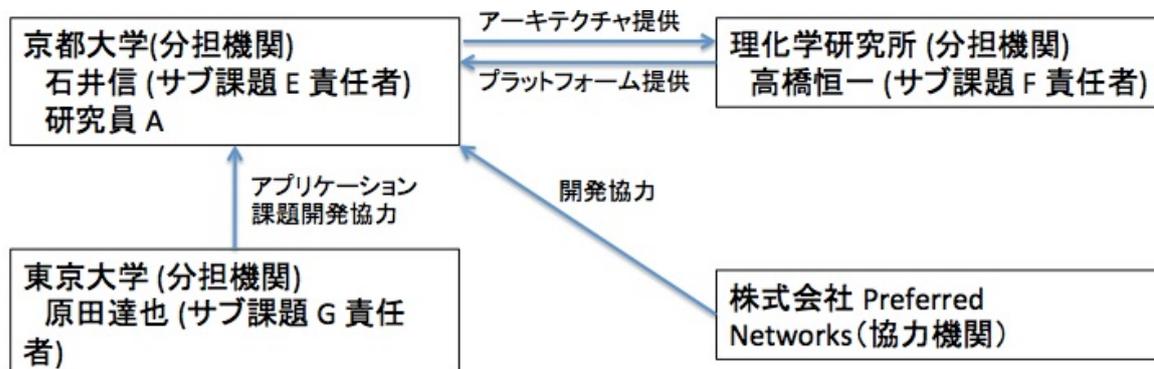
#### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと

現時点で世界最大の人工知能応用とされる Google Deepmind 社の AlphaGo とブリッジを比較して必要計算量の見積もりを行う。囲碁は約 1,080 次元(状態数  $10^{170}$  程度)であり、一方で、ブリッジはゲーム時約 260 次元(状態数  $10^{29}$  程度)であるものの、不観測状態(相手の手札)を信念状態として近似すると約 500 次元、情報交換の方法の最適化を考慮すると天文学的数字となる。AlphaGo の学習は、1024 CPU と 176 GPU からなるハイブリッドシステム(0.8 PFLOPS)で3週間程度かかった。不完

全観測ゲーム (POMDP)であるブリッジの学習に近似的最適化を用いた場合、ゲーム学習自体は、1 PFLOPS の CPU システムで数日、情報交換方式の最適化は、メタ最適化による単純な山登り法を用いたとして数週間の時間が必要になる（厳密最適化は不可能）。そのため、「京」では多くのノードを占有しなければならないが、性能が数十倍以上となるポスト「京」を使えば 1000 ノード程の部分使用で近似最適化可能である。サブ課題責任者は、次世代計算科学研究開発プログラム脳神経系研究開発チームのリーダーであり、「京」上で動作する神経細胞マルチフィジックスシミュレータ、全脳規模の神経回路シミュレータ(2013 年 8 月、世界最大の回路シミュレーションに成功)などの開発に従事した。

### (5) 実施体制

サブ課題 E は京都大学情報学研究科のチームが担当する。サブ課題 E 責任者石井は、強化学習理論に専門性を持ち、アーキテクチャ設計全般を主導する。研究員 A を 2016 年 12 月から雇用予定であり、京都大学において脳型人工知能アーキテクチャの開発および試験の全般を担当する。開発はサブ課題 F を担当する理化学研究所高橋恒一氏のチームと密に連携をとりながら行う。京都大学ではアーキテクチャの概念レベル開発およびクラスタ型計算機上のプロトタイプを提供し、理化学研究所は「京」での実装を想定したプラットフォームを提供し、共同でこれらをマージする。サブ課題 G を分担する東京大学原田達也氏は、当アーキテクチャ上で有効性検証の対象となるアプリケーション課題を開発する。深層神経網を取り扱うための汎用フレームワーク Chainer の利用について株式会社 Preferred Networks の開発協力を得る。



## 2-6. サブ課題 F. 脳型人工知能用大規模高性能計算プラットフォームの開発

### (1) 目的・意義

ポスト「京」スケールでの脳型人工知能の研究開発および応用に向けて、高性能ソフトウェア基盤の整備および大規模ネットワークに対する学習手法の開発を行う。TensorFlow(Google)、Chainer(PFN)、Torch(NEC/Facebook)、CNTK(Microsoft)など、現状で各社が提供する深層学習用ソフトウェアフレームワークは同期的にネットワーク全体を評価するため、分散環境でのモデル並列のスケラビリティは限定的である。次世代の人工知能技術のIoT やロボット、また行動決定問題が主体となる実環境への展開に向けてはリアルタイム・オンライン計算が必須であり、大規模なモデル並列計算が不可避である。本サブ課題では、サブ課題E が開発する新規学習手法を高性能化し、サブ課題G が行う実問題応用を実現するため、全脳に匹敵する規模でリアルタイム計算が可能な大規模非同期型の脳型人工知能基盤ソフトウェアを開発する。

## (2) 実施内容

本サブ課題では、スマホ/IoT などのSoC からPC、PC クラスタ、さらにはポスト「京」スケールまで展開可能な、非同期分散型の複合機械学習フレームワークを開発する。理化学研究所と全脳アーキテクチャ・イニシアティブが共同開発したBriCA V2 (Brain-inspired Computing Architecture; Takahashi et. al. JSAI15, BICA15, Proc. Comput. Sci. 2016)をベースとし、新規開発する。BriCA は任意の機械学習器に時間進行と非同期ベクトル通信ポートを提供し、これらのモジュールが多数、多階層的に構成される大規模な複合学習アーキテクチャを効率的に実行可能な計算プラットフォームである。関数型とオブジェクト指向のハイブリッド方式によりモジュールの内部状態が隠蔽され並行的な状態更新が可能であるため高い並列性能が発揮できる。これを元に、数万から数十万スレッド以上の大規模分散メモリ環境に展開可能な新規通信機構および計算手法を開発、実証する。ベースアプリケーションである BriCA V2 はOSI認証済みのオープンソースライセンスであるApache License 2で公開されており、本プロジェクトの成果もこのライセンス形態を踏襲する。また、PFN 社が開発した Chainer (MIT License) や、海外でユーザーが多いTensorFlow、Caffeなどとの互換性を確保し、利便性を高める。

具体的には、28年度では非同期学習手法の実装と比較を行い、共有メモリでの数十スレッドまでのスケールアップを行う。検討する学習手法としては、pipelined back-propagation、Synthetic gradient、Deep PredNet、Direct Feedback Alignmentなどを取り上げる。また、サブ課題Eと共同で新規手法も開発する。共有メモリでの並列化モデル、メモリ管理方式、通信方式などを決定する。29年度では、マルチノードでの分散並列計算手法を確立し、検討した学習手法のうち大規模スケールアップに適したものについて、数百から数千スレッドでのスケールアップを実現する。さらに30年度では数万から数百万スレッドまでのスケールアップを試みる。31年度では、サブ課題Gなどと連携し、大規模分散並列学習手法の実用での実証を行う。

## (3) 目標・期待される成果

<アウトプット成果>

- ・平成29年度終了時

分散計算に適した非同期型人工神経回路モデルおよびそのための計算・通信方式が確立されている。

- ・本格実施フェーズ終了時

新皮質全体に匹敵する規模での非同期計算までスケール可能な計算手法およびソフトウェアが整備されている。

- ・ポスト「京」運用開始5年後

ポスト「京」を用いて、新皮質全体に匹敵する規模でのリアルタイム計算。

<アウトカム成果>

- ・ポスト「京」運用開始5年後

- 不確実性を伴う実環境において人と協調するロボットや知的エージェントなどで必要となる高度な認知=行動サイクルの実行
- 開発した非同期分散事象計算方式の細胞シミュレーションや社会シミュレーションなどの隣接した分野の高度化に向けての提供

- ・ポスト「京」運用開始10年後
  - － 一部タスクでヒト並を目指す高度な認知アーキテクチャの実現、およびその産業応用に向けたパッケージ化

#### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと

「京」ではヒト脳の数パーセントの規模の神経回路（約17億細胞、10兆シナプス）の生物時間1秒のシミュレーションに40分の計算が必要であった。ポスト「京」で2桁性能向上すれば、回路規模ではこれを全脳規模に展開できる。その一方で、人工知能研究で重要なリアルタイム・オンライン計算に向けては時間尺度であと3桁以上の改善が必要である。そこで、神経生理学的に忠実な細胞モデルから人工知能分野で一般的な発火率符号化方式のANNモデルへの切り替えで、「京」で全脳の10%規模、ポスト「京」では全脳規模でのリアルタイム計算を実現する。さらに、サブ課題Eとの連携のもと、皮質マクロコラムレベルまで粗視化した階層ベイズネットワークモデルの構築も試みる。

今日広く使われているTensorFlowなどの人工知能エンジンは、GPUでの同期的処理に最適化され、その性能を引き出すための用途が限られている。一方BriCAは非同期計算を前提に設計しているため、ポスト「京」のような超並列マシンの性能をフルに引き出し、サブ課題E、Gなどで開発する人工知能アプリケーションにおいて、世界最高レベルの性能を実現するためのプラットフォームを提供する。

#### (5) 実施体制

サブ課題Fは理化学研究所生命システム研究センター生化学シミュレーション研究チームが担当する。当チームは、本プロジェクトのベースアプリケーションである脳型人工知能用基盤ソフトウェアBriCAを、全脳アーキテクチャ・イニシアティブ、ドワンゴ人工知能研究所、慶應義塾大学環境情報学部と共同で開発した。プロジェクト遂行においては、慶應義塾大学SFC研究所AI社会共創ラボラトリおよびその傘下のAI社会論研究会、また科学技術振興機構社会技術研究開発センター「人と情報のエコシステム」研究開発領域（AI社会共創ラボラトリが中心となって受託）との連携のもと、法学、哲学、経営学、経済学、などの人文社会学者や芸術家、建築家などとも密接に交流し、今後のAI技術開発の方向性や具体的な技術開発について文理融合の体制で幅広く議論する。

理化学研究所（分担機関） 高橋恒一（サブ課題代表者）：統括 研究員1：ソフトウェア実装	
ドワンゴAIラボ（協力機関） 山川宏：助言（脳型計算）	慶應義塾大学（協力機関） 板谷琴音：ソフトウェア実装 富田勝：指導・助言（人工知能）
人文社会科学との連携 ・慶應義塾大学SFC研究所AI社会共創ラボラトリ（SFC AIラボ） ・科学技術振興機構社会技術研究開発センター 「人と情報のエコシステム」研究開発領域（SFC AIラボが受託）	

## 2-7. サブ課題 G. 脳型人工知能の大規模実問題への応用

### (1) 目的・意義

静止画からの画像認識において、深い構造を持つ畳み込みニューラルネットワークの GPU 上の効率的な実装により、人手によりラベル付けされ整備された大規模なデータセットが準備できれば、人と同程度の性能が得られることが分かってきた。しかし、一目で内容がわかる静止画に人手でラベルを付与する場合は違い、視聴に時間のかかる動画の処理では人手でラベルを付与したデータセットを準備することは現実的ではなく、静止画認識で成功したアプローチをそのまま転用することはできない。また、動画のデータ量は膨大であり、例えば 30fps かつ 1 時間の動画をフレームバイフレームで処理した場合、1 枚の静止画処理の約 10 万倍の計算コストが必要となる。本サブ課題では、少量のラベル付きデータしか存在しない状況でも学習可能かつ高効率で動作する視覚処理アルゴリズムを開発し、脳型人工知能計算プラットフォーム上に実装し、また、それを大規模動的画像データからの予測問題に適用することでアルゴリズムと脳型人工知能アーキテクチャの有効性を実証することを目的とする。

### (2) 実施内容

動的視覚システムでは、何が、どのような状況で、何を行ったかを理解することが重要であり、それぞれ「物体」、「シーン」、「動作」の認識が必要となる。現実世界での動画認識では、上記の物体、シーン、動作の組み合わせを理解する必要があるが、膨大な計算が必要となるが、脳型人工知能計算プラットフォームを活用した効率的な分散計算により解決する。静止画認識で利用した情報や、ラベル付けされていない膨大な画像情報、テキスト情報、物理シミュレーションで生成されるデータなど、各種の情報を統合的に利用して動画認識性能をブーストさせる半教師付き学習や転移学習の手法を開発する。また、人の注視・興味・トピックのモデルを用いて、膨大な動画の中から重要となる時空間的構造を発見する教師なし学習アルゴリズムを開発する。得られた時空間的構造のデータ量は、元の動画のものから大幅に削減されている。この少量の情報に基づく特徴量に基づき、深層ネットワークの高度化計算プラットフォームにより実装することで、実環境情報のセマンティックレベルの時空間の領域切り分けや、現在の動画情報から将来起こりうる事象を予測する知的動画処理技術を実現する。

### (3) 目標・期待される成果

<アウトプット成果>

- ・平成 29 年度終了時
  - 並列分散処理が可能な動画処理アルゴリズム
- ・本格実施フェーズ終了時
  - 高速かつ高精度の動画認識、学習を可能とするシステム
- ・ポスト「京」運用開始 5 年後
  - 自然言語処理との融合による、動画シーンの自然言語要約
  - 実世界で起きる様々な事象をほぼ時間遅れなく言語で検索できるシステム

<アウトカム成果>

- ・ポスト「京」運用開始 5 年後
  - セマンティックレベルのリアルタイム予測

-- 膨大な監視カメラ群からの危険予測システム

・ポスト「京」運用開始10年後

-- サービスロボットなどによる人の先回りをする気の利いた次世代人工知能

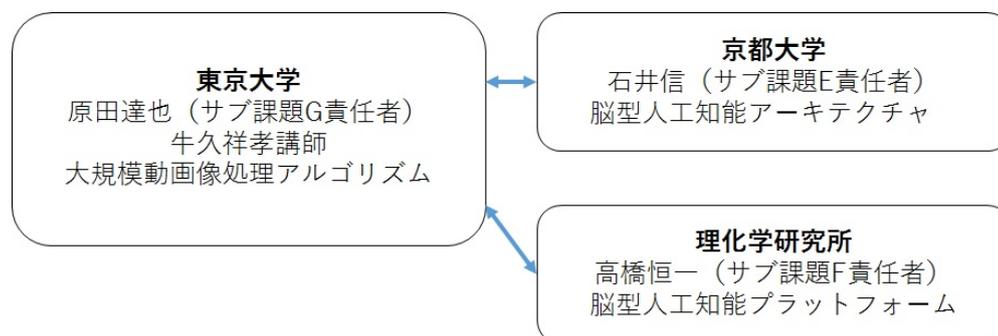
#### (4) 「京」でできていること、ポスト「京」でなければならないこと

本サブ課題では、1時間程度の動画像に対して、数千種類の物体やシーンと数百の動作を学習しリアルタイムで認識する動的視覚システムの構築を目指している。現状のシステムでは、最大100クラス、かつ、動作を含む動画像を学習するのに、平均200フレーム（10秒程度）の動画像、クラスごとに100本の動画が存在する状況で、4TFLOPSの計算機1台で2日かかっている。また、200フレームの動画像からの識別には4TFLOPSの計算機1台で100秒ほどかかっている。現状では前段階としてImageNetで事前学習されたモデルを用いているが、end-to-endの学習を上記規模で行うには、約10倍の学習コストがかかる上に、必要となる訓練動画数も各クラス10,000本程度必要となる。これらにより、100クラスの動画像認識には4TFLOPSの計算機を1台で2000日かかる計算となる。1PFLOPSを活用できるのであれば、1週間程度で学習可能となる。上記の見積もりは1本の動画の長さが高々10秒程度を想定したものであり、動画中の物体認識を含んでいない。1時間程度の動画像の場合は単純にフレーム数だけから計算しても300倍程度の計算コストが必要であり、ポスト「京」のターゲットレンジとなる。

#### (5) 実施体制

本サブ課題は、サブ課題代表者と東京大学大学院情報理工学系研究科の牛久祥孝講師で実施する。実装の一部については代表者の研究室の大学院生と共同で作業を行う。

本サブ課題は、全脳シミュレーションの動画像処理への応用を担当する。はじめの2年間で、動画像の内容理解と予測の基本的なアルゴリズムを構築した上で、それらをサブ課題Eの脳型人工知能アーキテクチャ BundleNet 上で実行可能とすることで、並列分散可能なアルゴリズムを実現する。また3年目以降では、それらをサブ課題Fで開発する脳型人工知能大規模高性能計算プラットフォーム BriCA を活用して実装することにより、ポスト「京」で実行可能な大規模動画像処理技術へ発展させる。



### 3. 採択時の留意事項への対応状況

#### (1) ポスト「京」の利用による進化の目標、シミュレーションの妥当性の検証方法について明確にすること (サブ課題 A-D)

ポスト「京」による進化の大きな目標は、ヒト全脳レベルの神経回路シミュレーションを実現することである。このことについて 1 (2) で明示するとともに、2-2 において、「京」で実現した世界最大規模の神経回路シミュレーションは、小型霊長類の全脳レベルであり、ヒト全脳シミュレーションには少なくともその数十倍の計算資源が必要であることを記述した。また、脳の特定領域に関するシミュレーションでも、学習機能を検証するための長時間回路動作の再現、さらに実時間で運動制御を行うには「京」の数十倍の計算スピードが必要なことを 2-3 において記述した。

シミュレーションの妥当性については、回路動作のマイクロレベルと、感覚運動機能の実現というマクロレベルの双方で検証を行う。マイクロレベルでは、2 光子顕微鏡などによる局所回路の神経活動データとシミュレーション結果が、発火頻度、そのばらつき、相互相関などの特徴量に関して一致するかどうかを検証する。また、大脳皮質における感覚認知と運動生成、小脳における内部モデル学習、大脳基底核における行動選択と強化学習など、これまで神経科学実験により想定されている機能が実現できるかを、それぞれの回路モデルおよびそれらを接続した全脳シミュレーションにより検証する。これについて 1 (2) で記述した。

#### (2) 提案内容におけるビッグデータとシミュレーションの関係、従来の脳シミュレーションとの差について明確にすること (サブ課題 A-D)

詳細なモデルのシミュレーションには、その構造とパラメータを決定するために十分なデータが必要である。サブ課題 A が「革新脳」などで得られるビッグデータをもとに解析するナノ、メゾ、マクロレベルの神経結合構造は、サブ課題 B で構築する大脳皮質の局所回路モデルにおけるシナプス結合パラメータの設定、またサブ課題 C、D で構築する小脳、大脳基底核モデルを含め、脳の領野間をつなぐ結合のトポロジーと出力細胞、入力細胞の同定に必要な情報を提供する。これらについて 2-1~4 において明示した。

脳の回路モデルは、個々の神経細胞のスパイク発火を扱うスパイクモデルと、大脳皮質カラムや領野など、数百から数万個のニューロンの平均発火率を扱う連続値モデルに大きく分けられる。本研究のサブ課題 B-D で扱うのは前者のスパイクモデルである。これまでの全脳レベルのスパイクモデルのシミュレーションとして、Izhikevich & Edelman (2008, PNAS)、Eliasmith et al. (2012) などがある。Izhikevich らのシミュレーションは、ヒトの拡散 MRI により推定された脳の領域間の結合データをもとに構成したモデルで、どのような自発的な振る舞いが見られるかを調べたものであり、脳機能の再現をめざしたものではない。Eliasmith らのシミュレーションは、脳の各部位の機能に関する仮定をもとに必要な結合を設定し、脳全体の行動機能の実現を確認したものである。本研究のモデルシミュレーションは、脳の各部位の解剖学、生理学の詳細な知見をベースに、さらにサブ課題 A で得られる新たな結合データも取り込んだデータ駆動の形で構成した上で、これまで想定されているような脳機能が実現できるかを検証するという点で新たなものである。この点について 1 (3) で明示した。

(3) *ポスト「京」の利用によって新しく得られるものについて具体的に明確にすること (サブ課題 E-G)*

2-5~7において、ポスト「京」利用によるブレイクスルーについて、具体的に記載した。サブ課題 E では、分散メモリ・非同期計算型のノードを多数同時に稼働させつつ、非同期ノード間通信によって協調して課題に対処するアーキテクチャの開発を進める。このアーキテクチャの有効性を示した後、多数の分散メモリ型ノードを擁するポスト「京」の特色をフル活用したアプリケーションへとつなげる。サブ課題 F では、大規模な脳型人工知能計算を非同期分散により高性能実行する基盤を新たに整備し、ポスト「京」で稼働させることで、サブ課題 E で開発するアーキテクチャを大規模に展開し、またこれを用いてサブ課題 G が取り組む動画像の理解、記述、予測の実時間実行を実現する。サブ課題 G では、実時間で動画像の内容を実時間で理解して記述するだけでなく、将来的に起こりうる事象も実時間で予測する、これまでにない新規技術の構築を達成する。

(4) *ポスト「京」利用に向けて、計算の大規模化等の利用準備の具体的なシナリオを明確にすること (サブ課題 E-G)*

2-5~7において、計算の大規模化等の利用準備状況について記載した。サブ課題 E では、29年度末までの予備的実装フェーズではクラスタ計算機上のマルチスレッド実装にフォーカスし、本格実装フェーズでは、「京」およびポスト「京」を用いて数百~数千ノードの並列動作を順次試験評価してゆく。サブ課題 F の開発する非同期分散計算用のソフトウェア基盤では、最初の1年で共有メモリモデルにおける数十スレッドまでの並列計算を実現、2年目、3年目でクラスタ計算機や「京」を用いて分散メモリモデルにおける非同期計算による数百から数万並列以上まで性能を発揮する計算・通信機構を開発するとともに、3年目以降でサブ課題 E が開発するアーキテクチャおよびそのサブ課題 G の実問題応用を実現する。サブ課題 G では、はじめの2年間で、動画像の内容理解と予測の基本的なアルゴリズムの構築だけではなく、サブ課題 E のアーキテクチャ上で実行可能とすることで、並列分散可能なアルゴリズムを実現する。3年目以降では、サブ課題 F で開発するプラットフォームを活用して、「京」およびポスト「京」で実行可能な大規模動画像処理技術へ発展させる。

(5) *産学連携による波及効果についても検討を行うこと (サブ課題 E-G)*

人工知能の大規模計算は、用いるデータの大規模化と対象の複雑度の上昇に応じて、ますます必要度があがっている。本課題では、人工知能の産業応用を進める Preferred Networks 社と連携し、動画解析、少ないデータ量からの学習、歩行ロボット・多指ロボットの制御などにおいて技術交流、および、データ共有を進めることとしている。本課題により、これまでの GPU ベースの実装を超えた計算手法が確立されれば、「京」およびポスト「京」の人工知能分野への応用が進むことが期待される。これらについて 1 (4) で記述した。

(別紙 1) 実施機関一覧

	実施機関	備考
	学校法人沖縄科学技術大学院大学学園	代表機関 (課題責任者)
サブ課題 A	国立大学法人京都大学	分担機関 (サブ課題責任者)
サブ課題 B	国立研究開発法人理化学研究所	分担機関 (サブ課題責任者)
	九州工業大学	協力機関
	中部大学大学院	協力機関
	Juelich Research Centre	協力機関
サブ課題 C	国立大学法人電気通信大学	分担機関 (サブ課題責任者)
サブ課題 D	学校法人沖縄科学技術大学院大学学園	代表機関 (課題責任者)
		分担機関 (サブ課題責任者)
	Juelich Research Centre	協力機関
	Université Pierre et Marie CURIE	協力機関
サブ課題 E	国立大学法人京都大学	分担機関 (サブ課題責任者)
	株式会社Preferred Networks	協力機関
サブ課題 F	国立研究開発法人理化学研究所	分担機関 (サブ課題責任者)
	株式会社ドワンゴ	協力機関
	慶應義塾大学	協力機関
サブ課題 G	国立大学法人東京大学	分担機関 (サブ課題責任者)