

コネクトームを基盤とした全脳アーキテクチャの開発

Whole brain architecture development based on connectomes

水谷治央*^{1, 2}
Haruo Mizutani

上野道彦*^{1, 2}
Michihiko Ueno

荒川直哉*^{1, 2}
Naoya Arakawa

山川宏*^{1, 2}
Hiroshi Yamakawa

*¹ ドワンゴ人工知能研究所
Dwango Artificial Intelligence Laboratory

*² 全脳アーキテクチャイニシアティブ
Whole Brain Architecture Initiative

We propose a brain inspired cognitive architecture to build an artificial intelligence (AI) development platform that consists of empirical neural circuit information in the entire brain. It is constructed with the aim of developing a general-purpose biologically plausible AI to exert brain-like multiple cognitive functions and behaviors in a computational system. We have developed and implemented functional machine learning modules, based on open mouse connectomic information, which correspond to specific brain regions. It can accelerate efficient engineering development of the general intelligent machines built on the architecture of the biological central nervous system.

1. はじめに

人工知能 (AI) の開発競争が世界的に激化している。北米の IT 企業を中心に、人工知能分野の発展は目覚ましい速度で進んでおり、NIPS (Neural Information Processing Systems) 会議の参加者も過去最大を記録している。その中で、汎用人工知能 (AGI) を効率的に作製する1つの手段として、著者たちは全脳アーキテクチャ (WBA) ・アプローチ [Yamakawa 2016] を採用しており、脳型 AGI の開発を行うために統合的なプラットフォームが必要であると考えている。本稿では、神経回路配線図であるコネクトーム (Connectome) 構造を基盤とした全脳アーキテクチャの開発について述べる。

コネクトームの知見に基づいて整備された静的参照アーキテクチャを、全脳コネクトームアーキテクチャ (Whole Brain Connectomic Architecture: WBCA) と定義し、WBA の開発基盤とする。神経細胞がある程度描出できる空間分解能で広い範囲を観察したメゾスコピックデータを中心にコネクトーム情報を収集し、WBCA の構築を行う。人工知能を構成する機械学習の結合レパートリーをコネクトームにより制約することで AGI の効率的な開発が可能となると考えられる。AGI としての機能、開発者の嗜好、コンピューターの性能などにより要求される記述粒度が異なるため、WBCA は階層的に記述される。例えば、最も粗い粒度として、大脳皮質、海馬、基底核といった脳器官レベルでの記述が想定され、それぞれが脳器官モジュールとして機械学習器として実装される (図1)。



図 1: 全脳アーキテクチャ・アプローチの概要

連絡先: 水谷治央, 山川宏, ㈱ドワンゴ ドワンゴ人工知能研究所, 〒113-0033 東京都文京区本郷 5-24-5 角川本郷ビル

1.1 脳を参考にした人工知能の開発

近年発展した深層学習は十分な学習データがある状況なら多様な問題を解決しつつある。そこで一つの AI エージェントが学習を通じて多様な問題解決能力を獲得できる汎用人工知能 (AGI) 技術の研究が世界的に本格化している。AGI の構築にはシステムの枠組となる認知アーキテクチャが必要になる。AI 分野では様々な設計思想に基づいて数多くの認知アーキテクチャが構築されてきたが妥当なものは存在しない。この背景には、そもそも汎用目的のソフトウェアを単一設計思想によって構築することの困難さがある。要するに汎用目的のシステムでは「目的を機能に分解し、その機能を実現するように実装する」という標準的な設計戦略をとることができない。

一方で、神経科学の知見も急速に増大しているため、それを参考として人工知能を作製する試みが増えている。脳は唯一実在する汎用の知能と考えられるため、そのアーキテクチャを完成イメージとして研究者間で合意を得やすく、個別の技術を統合する共同作業の足場として極めて有力な選択肢である。本アプローチでは図 1 に示すよう「脳はそれぞれよく定義された機能を持つ機械学習器が一定のやり方で組み合わせられる事で機能を実現しており、それを真似て人工的に構成された機械学習器を組み合わせる事で人間並みかそれ以上の能力を持つ汎用の知能機械を構築可能である」という仮説に基づく。本仮説に従えば、AGI システムの構築は、①各脳器官の機械学習モジュールとしての開発と、②それらモジュールを脳型認知アーキテクチャ上での統合の二つに分解される。脳に学んで人工知能を構築しようとする試み自体は目新しいものではないが、これまでは脳型人工知能を推進するにあたり二つの大きな課題があった。しかしそれら課題は解決されつつある。

一つ目に、汎重要な役割を担う大脳新皮質に対してある程度模倣できる形で深層学習が現れた点があげられる。二つ目には、全脳の認知アーキテクチャの基礎情報と成るコネクトームの研究が神経科学分野で大きく進んでいることがあげられる。また現在の人工ニューラルネットワークに用いられるニューロンモデルは、内部構造をもたないかなり単純なモデルであるにも関わらず様々な機能を発揮しつつある。こうした技術状況を踏まえれば、その程度に簡単なニューロンをベースとしても人のような認知機能を備えた人工知能を作りうる可能性はある。そこで、本研究では、比較的荒い、脳のメゾスコピックなコネクトームに着目し、これ

らにもとづいて、脳型情報処理研究の基盤となる、全脳アーキテクチャの参照モデルである WBCA を構築する。

1.2 齧歯類レベルの汎用人工知能

全脳アーキテクチャ・アプローチでは最終的に人の脳を模した AGI を目指すが、今回はまず神経科学的な知見蓄積が豊富な齧歯類について、主にコネクトーム等の情報から WBCA を作成する。齧歯類の知能は言語等を含め人には及ばないが、高次脳機能を支える脳アーキテクチャは相同性が高く、齧歯類での研究成果は人へステップアップした際にも有用である。特に高次の認知機能に関わる主要 4 部位（新皮質/視床/基底核/海馬）のカバー率を 100% 目指す。その上で深層学習等の人工ニューラルネットワークを結合することで、脳が担う一部の認知機能を実装し、研究開発プラットフォームとしての実用性および機能的な検証を行う。

本研究では、感覚運動情報の背後にある構造を捉える表現学習、それらの変化を予測する内部モデル学習、さらに予測結果の評価による探索学習について、それぞれを確実に効率よく実現するアルゴリズムとその脳での実現を探るとともに、それらをつないだ全脳アーキテクチャにならった柔軟な人工知能システムの実現を目指している。特に脳においては、大脳新皮質上において、異なる領野毎に蓄積された多様で独自の知識異種の知識が大域的な神経ネットワークを通じて連携することで高度に汎用的な知能が創発していると思われる。この研究をすすめてゆく出発点としてまずは全脳アーキテクチャの土台として WBCA を構築する必要がある。本研究では機械学習で獲得された新たな表現や知識を組合せて、問題解決をおこなう知能の枠組みとして WBCA を構築する。

2. 脳領域間コネクティビティの描出

2.1 脳領域間結合強度マトリックスの作製

コネクトームデータは既存のデータベースや学術論文から収集することを第一手段とする。コネクトームデータで最も情報量が蓄積されているデータベースは Allen Institute for Brain Science が提供している Allen Mouse Brain Connectivity Atlas [Oh 14] である。そこで、本データベースを主体的に活用し、脳領域間のコネクティビティ情報を中心に WBCA の基礎データ部を作成した。Allen Mouse Brain Connectivity Atlas には、295 の脳領域間における結合性データが格納されている。現在、データベース上には、2279 個の実験データが格納されており、それらの実験は全て神経細胞をトレースできる染色液を各脳領域に注入したものである。そこから、大脳新皮質、視床さらには大脳基底核、海馬に相当する 104 の領域を選択し、投影元と投影先の脳領域がどの程度の割合で神経投射されているのかを抽出する。データベース上には、染色されている領域のボクセル数が登録されているため、注入先の脳領域からの神経結合強度を投影先のボクセル数に基づいて算出する。Allen 研究所で配布している API を使用して、スクリプト等により神経結合性データを網羅的に自動取得し、各脳領域間における結合強度をマトリックス化することで WBCA データの土台とする(図 2 左)。

2.2 新皮質間 FF/FB 方向性マトリックスの作製

大脳皮質領域の結合性に関しては、フィードフォワード/フィードバック (FF/ FB) の方向性を決定付けることが、WBCA 上で深層学習モデルを作動させるために極めて重要である。そこで、同じく Allen Connectivity Atlas を用いて、各大脳皮質の各領域

間における FF/FB 関係性を同定する。データベース上には、40 の新皮質領域があることから、これらの領域において妥当な FF/FB 関係を決定した。FF/FB 関係の決定方法については、[Markov 14] の手法を取り入れる。本手法は、染色液を新皮質に注入した際、その染色液が顆粒細胞層の上流に移動か下流に移動するかを定量化したものであり、その比率を SLN (Supragranular Labeled Neurons) として定義している。Allen Connectivity Atlas では、投影元と投影先を選択することで、その投射に関する実験データの一覧が取得可能であるため、それらの実験データから適切に神経投射の FF/FB 性が算出できる。適当なデータからランダムに一つのデータを選択して、新皮質 38 領域の FF/FB 性の解析例を示す(図 2 右)。

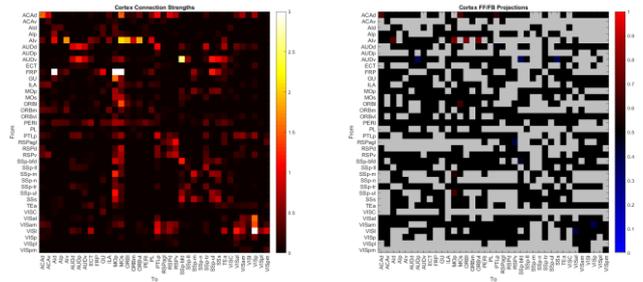


図 2: Allen Mouse Connectivity Atlas から算出した各新皮質領域間の結合強度(左)と FF/FB 方向性(右)のマトリックス

3. 認知アーキテクチャの作成と機能的検証

新皮質領域間における結合強度解析と FF/FB 方向性解析の結果を用いて、認知機能を発現させるための脳アーキテクチャを構築する。脳アーキテクチャ内では、新皮質間の FF/FB 方向性に沿った深層学習モデルを構築し、以下で述べる特定の認知モデルを用いて機能性を検証する。

3.1 脳アーキテクチャの記述

脳の領野間の結合を規定する神経結合性マトリックスは、ネットワーク構造を記述するための機械可読なアーキテクチャ記述言語 BriCA 言語¹により記述される。これにより、特定の計算機環境(計算機言語、OS など)に依存することなく、モジュール間を結合しつつ認知アーキテクチャを構築することが可能となる。また、構造と手続きを分離することで、開発者間で構造の参照や共有が容易になることがみこまれる。

3.2 脳アーキテクチャのための計算プラットフォーム

脳アーキテクチャの実装のための計算プラットフォームとして、BriCA (Brain-inspired Computing Architecture) と呼ばれる、複数のモジュールが(神経軸索の束を流れる信号を模した)数値ベクトルを値に持つ信号をやりとりすることを実現するプラットフォーム²を用いる [Takahashi 2015]。BriCA は、複数の機械学習モジュールを非同期で結合し、実行することができる。

3.3 エージェントシミュレーションプラットフォーム

認知アーキテクチャは、外界と相互作用をするエージェントとしてその認知機能を発揮する。認知機能を検証するため、認知アーキテクチャをシミュレーション環境中のエージェントに組み込んでシミュレーションを行うことにする。ここでは、エージェント

¹ <https://github.com/wbap/BriCA2>

シミュレーションプラットフォームとして LIS (Life in Silico)¹ と呼ばれる環境を用いる [Nakamura 2016]. LIS はゲームエンジン Unity と認知アーキテクチャを組み込まれたエージェントのなかだちを行う。

3.4 検証方法

脳全体の WBCA を前提とした上で、特定の認知機能に着目して BriCA 上に機械学習モジュールを実装したソフトウェアとしての認知アーキテクチャを作成し、仮想環境シミュレータ上で認知モデルが作動するかを検証する。対象とする認知機能は、マウスの行動実験で一般的に使用されている、空間記憶(モリスの水迷路)、作業記憶(2~8 方向放射状迷路)等をベースとする。検証に用いる機械学習アルゴリズムとしては、Convolutional Neural Network (CNN) と強化学習を用いることとする。認知アーキテクチャは、上述したように WBCA で表現しているため、コネクトーム制約を強く受けている。メソスコピックなコネクトーム構造という、構造的モジュールが固定化されている静的な土台の上で、機械学習フレームワークが機能することを検証する。機能モジュールとしての最小単位は、Allen Connectivity Atlas で神経接続関係が認められている脳領域の最小ユニットとして規定し、それらの組み合わせは、実際の投射関係を考慮して行う。最終的な機能モジュールの大きさは、機械学習フレームの適用可能な範囲内でフレキシブルに変更を行うことを可能とする。認知機能の評価方法は、通常のマウス行動実験とほぼ同等なクライテリア(目標を達成する時間等)を導入し、どこまで計算機内のマウスが実際のマウスの学習行動に近づくかを観測する。認知機能の動作検証は、WBCA を BriCA 言語で記述したものを BriCA 上で実装し、仮想環境シミュレータ LIS 内のエージェントに組み込むことで行う。

3.5 検証環境とエージェント

本論文ではマウス触覚情報処理の実験 [Manita 2015] を基にエージェントの構成と学習環境を構築した。参考実験では触覚、特に面のテクスチャに関する触覚と記憶に関する実験を行っており、我々はこの実験の仮想空間上での再現を目的としている。我々はエージェントの内部に 2 つのカメラを設置した。一つはエージェントの視覚を代替するカメラで、もう一方はエージェントの触覚を代替するカメラである。視覚を代替するカメラはエージェントの頭部前面に設置し、エージェントの視点を表す。このカメラを通してエージェントの置かれている空間内での状態の観測を行う。触覚を表すカメラはエージェントの足元に設置され、エージェントの移動に伴い変化する床面を観測する。カメラの解像度は視覚が 227×227 で、触覚が 10×10 としている。視覚よりも凹凸面に対しての触覚の方が解像度が低いとの想定に基づきこのように解像度の異なるカメラを設定した。これら 2 つの状態の観測と得られた報酬を用いてエージェントを学習させる。次に環境であるが、エージェントが置かれる環境は周囲が壁で覆われた Y 字路の迷路を設計した。報酬は Y 字路迷路の先端に配置しており、分岐点には報酬が目隠しとなる壁を設置し、分岐点にいるエージェントの視点カメラから報酬が見えないように目隠ししている。エージェントがどちらかの分岐に移動した時点で壁の向こう側へ行くことができ、正しい方を選択していれば報酬を得られる。エージェント左回り、右回り、前進の 3 種類の行動を取ることができる。

分岐点の手前に凹凸状態の異なる 2 種類の床面を設置し、エージェントはこの床面を手掛かりに報酬の在り処を推定する。

報酬は床面に応じて Y 字の先端のどちらかに出現する。触覚の手がかりに必要な床面の凹凸はグレースケールの画像の模様の濃淡として表現される(図 3)。濃淡は 0~255 の 256 段階で表され、0 に近いほど平坦で、255 に近いほど面が凸状になっていることを表す。異なる床面はそれぞれ 50% の確率でランダムに出現する。各試行には一定の step 数を設けており、一定以上の step をかけると自動的にスタート地点に戻るよう設計している。エージェントはこの試行を終えたタイミングで取得した報酬と選択した行動を基に評価関数を更新し、試行を繰り返すことで報酬を得られるように学習していく。

3.6 機械学習の実装

仮想空間上の触覚の実装として CNN を用いる。これは触覚による知覚が面に対して空間的、時間的な畳み込みによって認識されるのではないかと考えたためである。CNN モジュールは、触覚領域および視覚領域に対応付けられる。CNN モジュールの入力には先述した LIS から取得された観測画像データを配置する。CNN モジュールでは入力データを学習器にかけ、変換した特徴量を出力する。行動の学習には機械学習(Q 学習)を用いる。Q 学習モジュールは基底核に対応付けられる。CNN モジュールからの特徴データ出力は Q 学習モジュールの入力に与えられ、Q 学習モジュールは Q 学習を通して選択されたアクションを出力する。

4. おわりに

WBCA は、機械学習を結びつけるためのフレームワークを得るために、特定の神経科学知見にフォーカスしており、工学研究者や技術者にとっての見通しの良さを重視している。少なくとも新皮質においては、領野間の結合を規定するメソスコピック・コネクトームをアーキテクチャとして採用することは妥当かつ現実的である。なぜなら新皮質における個別の領野の機能は、主に接続するソース領野とターゲット領野のユニークな組合せによって決定されるし、視覚情報を扱う深層学習のレイヤ単位は視覚野の領野に対応付けうるからである。こうした脳全体のアーキテクチャの土台と成る WBCA が作られることで、多くの機械学習や人工知能の専門家(エンジニア/研究者)が、局所的なネットワークに着目し、複数の機械学習モジュールを結合した人工知能システムを WBCA 上に構築できるようになる。全脳アーキテクチャでは、コネクトーム制約がある中で、効率的な分散共同開発が可能となり、AGI の研究開発を促進することができる。

参考文献

- [Yamakawa 2016] Yamakawa et al., Whole brain architecture approach is a feasible way toward an artificial general intelligence, ICONIP: 275-281 (2016)
- [Oh 2014] Oh et al., A mesoscale connectome of the mouse brain, Nature 508: 207-14 (2014)
- [Markov 2014] Markov et al., Anatomy of hierarchy: Feedforward and feedback pathways in macaque visual cortex, J. Comparative Neurology 522: 225-259 (2014)
- [Manita 2015] Manita et al., A Top-Down Cortical Circuit for Accurate Sensory Perception, Neuron 86, 1304-1316 (2015)
- [Takahashi 2015] Takahashi et al., A generic software platform for brain-inspired cognitive computing, Procedia Computer Science 71: 31-37 (2015)
- [Nakamura 2016] Nakamura and Yamakawa, A game-engine-based learning environment framework for artificial general intelligence, ICONIP: 351-356 (2016)

¹ <https://github.com/wbap/lis>