

脳神経回路シミュレーションの 現状と将来

山崎 匡 (電通大)

NumericalBrain.Org

脳の理論研究

トップダウン (仮説駆動)

脳の機能が神経回路によってどのように実現されているのか (機能に着目)

生物学的なディテールは捨てて本質をえぐり出す

簡単な記述で様々なことが説明・**予測**できる→良いモデル
数学

ボトムアップ (データ駆動) ← 今日の内容

生物学的なディテールを積み上げて脳神経回路を精緻に再現する (構造に着目)

人工の脳を作る

脳内の様々な現象を忠実に**再現**できる→良いモデル

数値シミュレーション

人工の脳がなぜ必要か？

脳のシステムの理解

実験では不可能な操作の実施

脳の病気に対する新しい治療法の開発

動物に過度の負担をかける実験の置き換え

脳型人工知能の構築

EUのThe Human Brain Projectでヒト全脳シミュレーション



神経回路シミュレーションの背景

計算機の性能向上が大規模シミュレーションを可能にした

iPad Pro (40GFlops)



IBM Deep Blue x 3



JUQUEEN (IBM, 5.9PFs)



京 (Fujitsu, 10PFs)

多彩な計算機アーキテクチャ



FPGA



GPU



PEZY-SC



専用チップ

専用チップ



TrueNorth



SpiNNaker



NeuroGrid

等々

日本の状況

ヒト大脳皮質1%分のシミュレーション (理研・Jülich・OIST)

トピックス

← 前の記事 ↑ 一覧へ戻る → 次の記事

Twitter 

2013年8月2日

独立行政法人理化学研究所

ユーリッヒ研究所

学校法人沖縄科学技術大学院大学

「京（けい）」を使い10兆個の結合の神経回路のシミュレーションに成功
ー世界最大の脳神経シミュレーションー

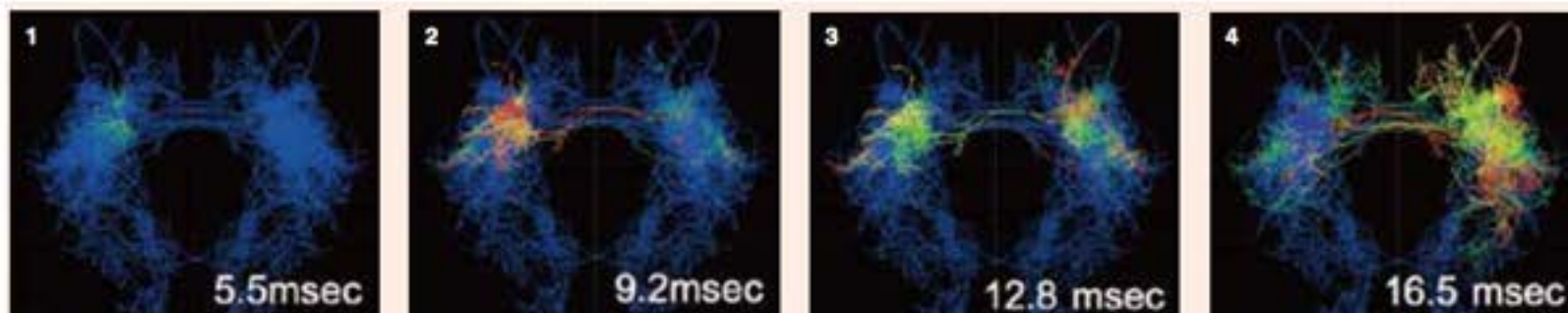
10^9 ニューロン

10^{13} シナプス



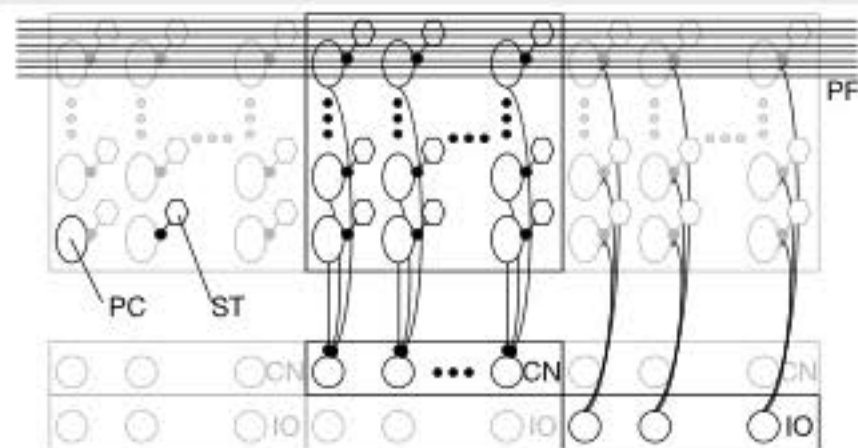
http://www.riken.jp/pr/topics/2013/20130802_2/

カイコガ全脳シミュレーション (東大)



www.hpci-office.jp/materials/k_jirei_seika_pdf03-2.pdf

ネコ全小脳実時間シミュレーション (電通大・理研・神戸大)



10^9 ニューロン

10^9 シナプス

「菖蒲」(PEZY Computing/Exascaler)
次世代機でヒト全小脳実時間

ポスト京 萌芽研究

⑬ 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

概要・意義・必要性

(1) 必要性の観点

ポスト「京」により、複雑な神経回路を再現し、「考える」という脳機能の解明に挑むことは現代科学の最大のチャレンジであり、「健康・医療戦略」にもあるように新しい情報処理技術の確立や精神神経疾患の克服に向け社会的期待も高い。

(2) 有効性の観点

脳科学の革新的プロジェクトと連携し、そのビッグデータのモデル化と大規模シミュレーションにより、新たなブレークスルーが期待できる。脳の機構にならった人工知能は、人の心を読むロボットなど新たなイノベーションを可能にする。

(3) 戦略的活用 の観点

思考の神経回路の実体の解明には、大量の実験データに基づく大規模、マルチスケールのモデルの構築と、さらにリアルな感覚行動データによる長期の学習が不可欠であり、ポスト「京」の超大規模計算により初めて実現可能である。

内容の詳細:「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」等により得られる脳構造と活動の高スループット計測によるボトムアップデータと、認知を実現する機械学習によるトップダウン設計論を融合し、人の精神活動を脳の物理的実体にねざした大規模多階層モデルにより再現し、その応用をはかる。

サブ課題A: 思考を実現する神経回路機構の解明

細胞形態と回路結合、活動のイメージングなど異種大規模データを、機械学習手法をもとにモデル統合しその動作機構を解明する。

ポスト京により様々な規模と詳細度のシミュレーションを実現する:

- ・細胞内分子シグナルを含む局所神経回路の詳細モデル
- ・自動縮約したニューロンモデルによる全脳規模シミュレーション

サブ課題B: 脳アーキテクチャにもとづく人工汎用知能

大脳皮質の階層的確率推論、大脳基底核の報酬評価、小脳による定型的行動制御など脳の機能アーキテクチャを参考に、環境との相互作用のもとで学習し続ける知能エージェントを実現する。

ポスト京のキャパシティにより、ネット上で得られる膨大な情報のもとで学習させることにより、動的に発達し続ける人工知能システムを実現する。

期待される成果・波及効果

マーモセットなど霊長類の脳データにもとづく詳細大規模シミュレーションにより、脳内シミュレーションと思考、他者認知とコミュニケーションなど、人の精神活動の基盤となる脳機構の実体の解明が期待される。

そのモデルの解析は、精神神経疾患や発達障害のメカニズムの理解、それらの診断、治療、予防法の開発、また人の心を読み行動するロボットなど、より人間的な人工知能の応用への道を開く。

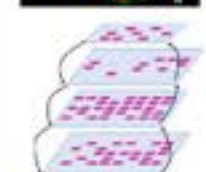
ポスト「京」利用の必要性



脳に関して特定の仮定のもとに抽象化したモデルは多数提案されているが、実験データにもとづく詳細モデルによつてはじめて、脳の物理化学的な実体がいかに精神機能を実現し得るのかという問題に迫ることが可能になる。



実時間シミュレーションにより、センサやロボットを通じた外界や人とのインタラクションが可能になり、運動制御、意思決定、コミュニケーションなどの脳機構をリアルに検証することが可能になる。



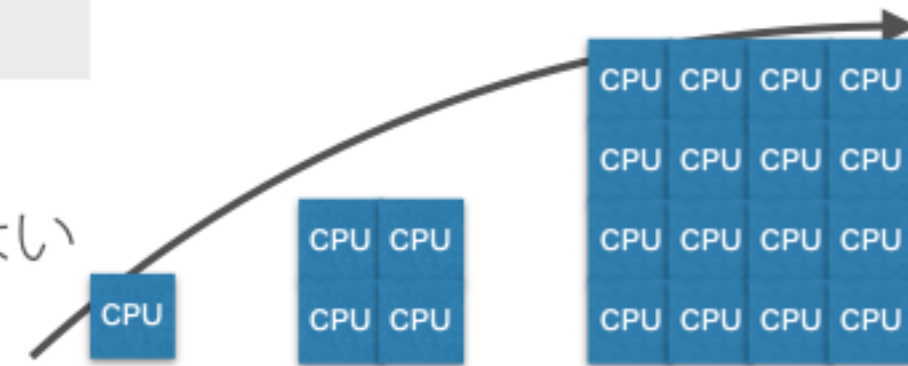
必要な計算資源

- ・コネクトミクス等データ集中計算: 10日
- ・マルチスケール局所回路モデル: 5日
- ・マーモセット全脳詳細モデル: 15日
- ・人全脳縮約モデル: 30日
- ・脳型人工汎用知能シミュレーション: 20日

脳神経回路シミュレーションの 実装上の問題

スケール性

計算機の台数を増やして問題の規模を大きくできるか？
計算機同士の通信が発生するので一般的にはスケールしない
神経回路の場合は割とスケールする



メモリ・通信バウンド

計算時間のほとんどはメモリの読み書き (HPLとかが特殊)
通信はさらに遅い
ニューロチップはCPUコア内に小さなローカルメモリを持つ



省電力

電力を使うのはほとんどメモリの読み書き
演算器はほとんど食わない (というかメモリバウンドで遊んでいる)
今後スパコンの性能が上がっていかない大きな理由 (ムーアの法則とは別)
(電気さえあればエクサフロップスは可能。ちなみに京は12.7MW、天河2号は17.8MW)

一番辛いのは、これらは神経科学の研究とは全く関係が無いこと

“インフラとしてのAI”

あらゆるところにAIが入っていて
常に情報を取得・交換し、結果を
フィードバックする

同じ問題が発生しうる



スケール性

“Linuxカーネルはインフラ”

Raspberry Piでも京でもどこでも動いて
しかもちゃんと性能が出る→スケールする

深層学習はスケールするか？

層を2倍にしても性能は2倍にならない
ニューロン数を (以下同文)
エッジ側の非力なCPUで計算できるのか？

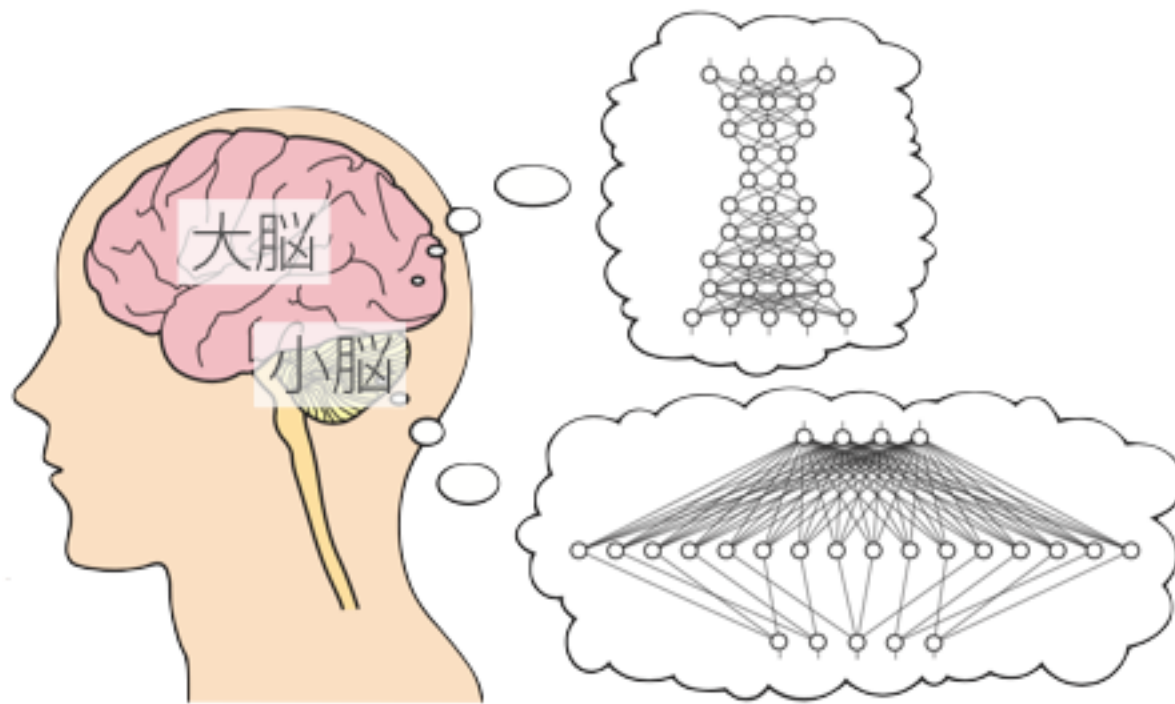
大脳皮質だけが脳ではない

大脳: 深層で次元を落として学習
比較的少数のニューロンを階層的に積む
ある意味洗練された情報処理

小脳: 浅層で次元を上げて学習
カーネル法に近い
細胞数にものを言わせて力任せ

脳全体の細胞の8割は小脳に
Azevedo et al. J Comp Neurol (2009)

クラウド側は深層学習
エッジ側はカーネル法
どうやって組み合わせるか？
大脳小脳連関をどうやるかと同じ



深層学習とカーネル法の
ハイブリッド

メモリ・通信バウンド

クラウドと通信するときの帯域が圧倒的に足りない

脳の通信量 (いい加減な見積もり):

10^{11} ニューロン $\times$ 1% が活動 $\times$ 1ビット/スパイク $\times$ 10 スパイク/秒

$= 10^{10}$ ビット/秒 $\div$ 1テラバイト/秒

1TB/sは次世代のHBM2 (3次元積層メモリ) の帯域

今一番速いGDDR5X (GeForce GTX 1080) で384GB/s

ワイヤレスだと次の5Gの規格で大体1GB/s

ワイヤレスでは無理なので通信を削減するかそもそもしない

ニューロンはほとんど発火しない (スパースネス)

送っているのは1ビット (浮動小数点は送らない・最近は諸説有り)

全結合ではない (コネクトーム・機能マッピング)

局所的に通信し全体ではなるべくしない $\rightarrow$ どのようなトポロジーがいか

エッジ側でできることはエッジ側で (大脳小脳連関)

省電力

クラウド側はともかくエッジ側では本質的

計算・メモリアクセス・通信を減らす

計算量がわかっているアルゴリズムが有利
カーネル法は良い
局所的に通信し全体ではなるべくしない

クロックも落とす

CPU/GPU … GHz
ニューロン… kHz (ニューロチップも)

メモリを使わない計算を考える

深層学習の結合重みは-1,+1でいいよ！
Courbariaux, Bengio, David. NIPS (2015)
重みを半精度で取っていたら1/16に改善

クラウド側でも大切

電力効率のいい計算機を使う

液浸冷却のPEZY Computing/Exascalerとか

GPUは電力効率が良いと言われるけれど
それでも1台のPCに4枚差したらエアコン1機分

サステナビリティが重要

まとめ

“インフラとしてのAI”を実現するには

- スケール性
- メモリ・通信バウンド
- 省電力

の3つをクリアする必要があると考えます。そのためには

- 性能がスケールする深層学習の開発
- 深層学習とカーネル法のシームレスな組み合わせ
- スパースな計算法と通信法の確立
- 効率よいネットワークトポロジーの構成

が必要で、脳研究からはそれぞれ

- 大脳皮質の領野間の階層構造と機能マッピング
- 大脳小脳連関、全脳アーキテクチャ
- スパースネス
- コネクトーム

の重要な知見が得られるものと考えます。

参考文献

http://www.lifehacker.jp/2015/09/150910ipad_pro.html

https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_Blue_%28chess_computer%29#/media/File:Deep_Blue.jpg

http://www.fz-juelich.de/ias/jsc/EN/Expertise/High-Q-Club/CoreNeuron/_node.html

<http://www.fz-juelich.de/SharedDocs/Pressemitteilungen/UK/EN/2013/13-11-18bgas.html>

<http://gigazine.net/news/20160509-geforce-gtx-1080/>

https://en.wikipedia.org/wiki/Field-programmable_gate_array#/media/File:Altera_StratixIVGX_FPGA.jpg

<http://www.research.ibm.com/cognitive-computing/brainpower/>

<http://www.pezy.co.jp/products/pezy-sc.html>

<http://web.stanford.edu/group/brainsinsilicon/neurogrid.html>

<http://apt.cs.manchester.ac.uk/projects/SpiNNaker/>