

主な研究の概要

研究テーマ： ブ레인モルフィックコンピューティングハードウェアパラダイムの構築

研究の概要: 近年、脳型ハードウェアの研究が盛んであるが、未だ真の脳型には程遠く、大きなブレークスルーには至っていない。そこで、脳の最新の生理学的知見に基づき、特に脳における生物物理やダイナミクスを、ナノデバイスや微細低消費電力集積回路の物理とダイナミクスを活用して再現する、新しい脳型情報処理ハードウェアパラダイム「ブレインモルフィックコンピューティングハードウェアパラダイム」の基盤を構築する。特に、新機能脳型デバイスを用いて新規脳型アーキテクチャを直接的に実装し、脳に特異的な計算様式・機能の創発を目指す。これにより、ボトムアップ構成的に脳の情報処理様式に迫る。

研究内容の例

Future AI Hardware Paradigm

#1

[Private AI]
[Human Centric AI]

今、ここ、私のため
プライベートな、各個人に特定(必要)な、
出しゃばらない、動的・柔軟なサービス

ユーザに近い Edge デバイス

- エッジでのリアルタイム学習
- エッジでのリアルタイム実行
- Body Attachable Devices
- Processing in Sensors

クラウド上のサーバー

プライバシー保護
最小限の通信

ローカルな環境情報の取得

IoT → IoE →
Intelligent on Edge

現在のコンピュータパラダイムでは
原理的にも技術的にも
実現が非常に困難

計算原理・アーキテクチャ・デバイス #3

	計算原理	アーキテクチャ	テクノロジー
デジタルコンピュータ	2値ブール代数 (離散内部状態) Turing Machine	ノイマン型 プログラム内蔵方式 (デジタル)	OS デジタル
初期の ニューロコンピュータ AI	ニューラルネット ワーク 機械学習	不整合 マン型	不整合 CMOS デジタル/アナログ
近年の ニューロコンピュータ AI	ニューラルネット ワーク 機械学習	部分整合 マン型?	CMOS フル/アナログ スパイクング
ブレインモルフィック コンピューティング	新しい計算原理 (脳型: 探索)	新しい 脳型アーキテクチャ	新しいデバイス 非デバイス の活用

課題1 課題2

◎高速・大容量計算 ×低エネルギー効率 ×不得手な問題多数

高エネルギー効率 より知的な(脳のような)処理 リアルタイム処理

AI Hardware Frameworks

パーソナルで、人に密着したAI パラダイム

①アーキテクチャと
②テクノロジーの
ブレイクスルー

超小型
超低消費電力
インテリジェント
Edge AI
デバイス

通信コストの壁 (クラウドに依存しない)

サイズ、消費電力の壁 (ウェアラブル、Attachable AI)

オンデバイス学習の壁 (データ不接触の壁 (パーソナル& プライベート AI))

必要な時、
必要な場所、
必要なための
パーソナルなAI

プライバシー
保護

クラウド+サーバー・クラウド型
Business AI, Home AI

ノイマン

現状のAI HW paradigmの課題

Deep Learning

ビッグデータに依存
大型、大消費電力、高性能サーバーが必要

Edge: サーバーとの密な高速・大容量通信必須
通信量の爆発、データ量量の爆発
遅延によりリアルタイム処理不能
個人情報保護が難しい

バッチ学習 (学習と処理の分離)
柔軟な実時間処理が困難

研究のターゲット

パラダイムシフト

ブレイン-アーキテクチャの追求
そのブレイン-アーキテクチャに
基づくハードウェアの構築

少ない経験からリアルタイムで常にオン
サイトでローカルに学習し、それぞれの個人
やその場所の状況に合わせたパーソナルな
サービスを、必要な時に必要なだけ提供す
る、超小型、超低消費電力、邪魔にならない
エッジデバイスを開発する。

5

脳型計算原理・アーキテクチャに向けて

「プロセス」(複雑ダイナミクス)による情報処理

- ✓ 物理化学ダイナミクスを直接使用
- ✓ 非線形ダイナミクス(高次元カオス)

複雑システムによる複雑計算

- ✓ 複雑なものはそのまま扱う 要素還元 × 全体論 ×

複雑システムのロバスト性を活用

- ✓ 不確定性、変動、ノイズの利用による性能向上
- ✓ 普遍性、個別性 Consistency, chaotic itinerancy,

合成による解析: 設計論として拡張

ブレインモルフィックコンピューティングパラダイム

ブレインモルフィック(BrainMorphic)計算とハードウェア

- ✓ 脳神経系の解剖学的、生理学的な「構造」や仕組みを模倣
- ✓ 「プロセス」「ダイナミクス」による情報処理
 - デバイスや回路の物理的・力学的性質を直接利用
(特にアナログデバイス、回路)
 - 生物物理をデバイス物理で模倣・再現
 - 複雑性・複雑ダイナミクスを活用
情報表現の多様性・豊かさや統一性を同時に実現
 - 不確実性、変動、ノイズなどを積極的に利用
- ✓ 最新の脳神経科学の知見、特に高次機能の知見を反映
 - 意識・無意識、情動、感情なども含めて
- ✓ 進化(構造・機能)や、身体的・環境的制約を積極的に活用
 - Embodiment(身体性) 脳・身体総合体コンピューティング

The diagram compares two scientific approaches, separated by a central double-headed arrow labeled '協働' (Collaboration).

- 脳科学のアプローチ (Neuroscience Approach):**
 - ブレインモルフィックスシステム (Brain Morphix System)
 - 物理的に有限なリソース (Physically limited resources)
 - 有限データ (Limited data)
 - 有限メモリ (Limited memory)
 - 有限空間 (Limited space)
 - 有限エネルギー (Limited energy)
 - 有限時間: リアルタイム (Limited time: Real-time)
 - 有限コミュニケーション (Limited communication)
 - 無限定動的な不確定な世界 (Unlimited dynamic, uncertain world)
- 情報科学のアプローチ (Information Science Approach):**
 - ノイマン型計算機 (Von Neumann computer)
 - 巨大リソース (Massive resources)
 - ビッグデータ (Big data)
 - (ほぼ)無限メモリ ((Almost) infinite memory)
 - ブロードバンドコミュニケーション (Broadband communication)
 - 膨大なエネルギー (Massive energy)
 - バッチ処理も可: 過去も利用可能 (Batch processing also possible: Past also usable)
 - 仮想空間、ネットワーク空間 (Virtual space, Network space)
 - 一般のAI (General AI)
- 脳型 Edge AI HW (Brain-type Edge AI HW):**
 - このような状況を利用活用 (Utilizing such a situation)

ブレインモルフィック 計算に向けた我々の研究

1. ナノスケール抵抗変化シナプスとニューロンへのSpin-Orbit Torque (SOT)デバイスの応用
 - デバイス物理で生物物理を直接的に模倣
 - S. Fukami *et al.*, Nature Mater. 15, 535, 2016.
 - W. A. Borders *et al.*, Appl. Phys. Express, 10, 013007, 2017.
 - A. Kurenkov *et al.*, Adv. Materials, 1900636, 2019.
2. ダイナミクス/アルゴリズム(無意識/意識)ハイブリッド計算システム
 - 物理“プロセス”(ダイナミクス)を用いた情報処理
 - 情報の多様性と統合のための複雑性・複雑ダイナミクス活用
 - 不確実性、変動、ノイズの積極的活用
 - Y. Horio *et al.*, Physica D, 237, 1215-1225, 2008
3. 脳・身体総合体(Holistic Organism) コンピューティングシステム
 - 堀尾喜彦, 信学技報, 117 (121), 59-62, 2017.
 - Y. Horio, Proc. NOLTA, 189-192, 2017.

1. スピントロニクスデバイスの活用

Spin Orbit Torque アナログメモリデバイを開発

SOTシナプスを用いて連想記憶回路を実現

スピン 電子は 小さな永久磁石

電荷 自旋 (スピン)

電流

反強磁性体

強磁性体

反強磁性体を用いた

不揮発7nmゲート素子 (人工シナプス)

Resistance

Current

$H = 0$

START

END

Corresponding responses of the NN

ニューロンLIF特性

Leaky Integrate-and-Fire (LIF)

- Binary (Fire/Non-fire)
- Volatile (Leaky)

シナプスSTDP特性

Figure 1 consists of six subplots (a-f) showing the relationship between the SOT input frequency f_{SOT} (MHz) on the x-axis and the output frequency f_{out} (MHz) on the y-axis. The x-axis is logarithmic, ranging from 0.01 to 10 MHz. The y-axis is linear, ranging from 0 to 1 MHz. Subplots (a) and (b) show the SOT neuron characteristics for a 2-MHz SOT input and a 5-MHz SOT input, respectively. Subplots (c) and (d) show the SOT neuron characteristics for a 777-MHz SOT input and a 777-MHz SOT input with a 100-nm SOT input, respectively. Subplot (e) shows the SOT neuron characteristics for a 777-MHz SOT input with a 100-nm SOT input. Subplot (f) shows the SOT neuron characteristics for a 777-MHz SOT input with a 100-nm SOT input. The plots show that the output frequency f_{out} increases with the input frequency f_{SOT} and is also influenced by the SOT input amplitude and the SOT input frequency.

身体性の導入・活用

Cyber Physical SystemのSelf-Aware Systemとも関連

User Dependent, Personalized Computerの実現を目指した

脳・身体総合体(Whole Organism)コンピュートティング

堀尾 喜彦, 「脳・身体総合体コンピュートティングについて」, 信学技報, 117 (121), 59-62, 2017.
Y. Horio, "Towards a neuromorphic computing hardware system", Proc. NOLTA, 189-192, 2017.

脳単体を実現するのではなく、環境や自身の状態を**身体性**として統合することにより、いわゆる「**動**の**参照自己**」としての**内部状態**を持つ、より高性能な脳型コンピュータの実現を目指す。

身体性(Embodiment)導入の効果:

- 直接的、物理的なインターフェイスが可能 (操作性の向上)
- センサー・アクチュエータと処理が一体化
- マルチモーダルな情報の統合で学習・記憶性能が向上
- 能動的な情報取得による能動的学習が可能
- 自分と自分以外の区別が可能 (参照自己の活用、情動の生成)

自ら環境に働きかけて学習できるので、**応用範囲**が格段に拡大

モバイルデバイス、ロボット、遠隔地(宇宙や深海など)探査、自動運転車、センサネットワーク、IoT、サイバーフィジカルシステム、見守りシステムなど。

Edge応用・小型・低消費電力なハードウェア実装が必須

①「自己」(内部状態)、②「対象」、③「変化」、にそれぞれに対するニューラルパターンの抽出。

参照自己システム

①基準内部状態NN-C

③状態変化検出NN-C

Chaos Reservoir

カオスバッキングニューロン

①のコピーを内蔵

カオスバッキングニューロン

拡張積分発火(I/I)ニューロン

②対象象表(NN-C)

②のパターンにより内部状態が変化
◆ その変化を検出し、その変化に対応するニューラルパターンを生成
◆ 影響が大きい時には学習により、ネットワーク構造を変更

個々の対象に対応したニューラルパターンを生成

カオスバッキングニューロン

身体システム

Chaotic Neural Network Reservoir

Input layer: P inputs

Reservoir Network: M chaotic neurons

Output layer: N neurons

Learning algorithm

Diagram labels and equations:

- Input layer: $I_i(t)$
- Reservoir Network: $x_i(t+1)$, V_{ij} , I_j , $x_j(t)$, W_{ij} , θ_i
- Output layer: W_{oh} , o

14 #15

①計算原理・アーキテクチャ ②デバイス・テクノロジー

ブレインモルフィックコンピューティングパラダイム

Edge AI ハードウェア

身体性：脳に創発するような情報処理様式を規定
「プロセス」による情報処理が重要

```

graph TD
    A[①計算原理・アーキテクチャ] --> C[ブレインモルフィックコンピューティングパラダイム]
    B[②デバイス・テクノロジー] --> C
    C --> D[Edge AI ハードウェア]
    D --> C
    
```