

マルチタスク学習を達成する レザバーコンピューティングの 構成と学習法

九州工業大学 ニューロモルフィック
AIハードウェア研究センター 助教
田中 悠一郎

新技術説明会 2021年12月9日

- 現行の人工知能（AI）技術は深層学習が中心である
 - ✓ 画像認識* や囲碁** の分野ではAIの性能がヒトを超える例もある



arXiv:1703.10593より



OpenAI Gym「Atari」より

画像認識

画像生成

音声認識

強化学習

- 深層学習の成功は取り巻く環境によるものが大きい
 - ✓ ビッグデータ：大量のデータから必要な特徴を自動的に取り出す
 - ✓ 計算機能力の向上：Graphics Processing Unit（GPU）による高速化

* He et al. CVPR, 2016.

** Silver et al., Nature, 2016.

1. マルチタスク学習の達成が困難

- ✓ 多くのAIは単一のタスクに特化（例：動物画像認識AIは植物画像を識別できない）
- ✓ 過去のタスクの学習によって獲得したパラメータが新規のタスクの学習によって上書きされる破滅的忘却の問題

2. ビッグデータが必要

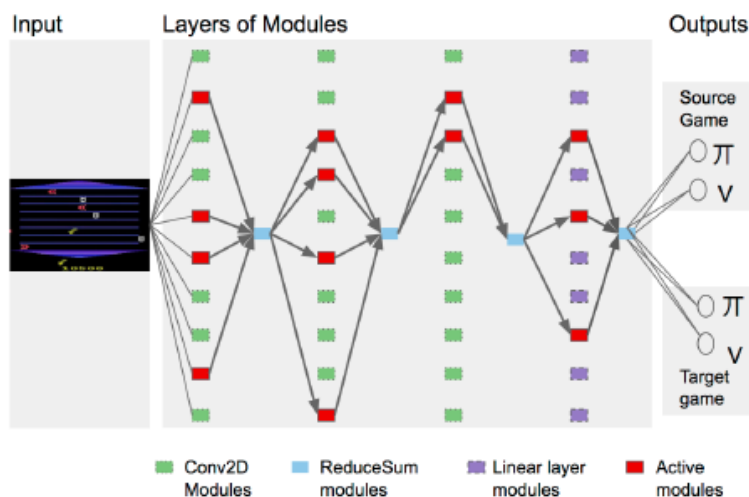
- ✓ プライバシーを含むデータや現場特有のデータなど共有不可かつ大量収集不可なデータの対応が困難

3. 高コスト演算を高速処理するための計算機が必要

- ✓ GPUは高速だが消費電力が高い
- ✓ 消費電力が限られる状況ではGPUの使用＝現行AIの高速実行が困難

PathNet

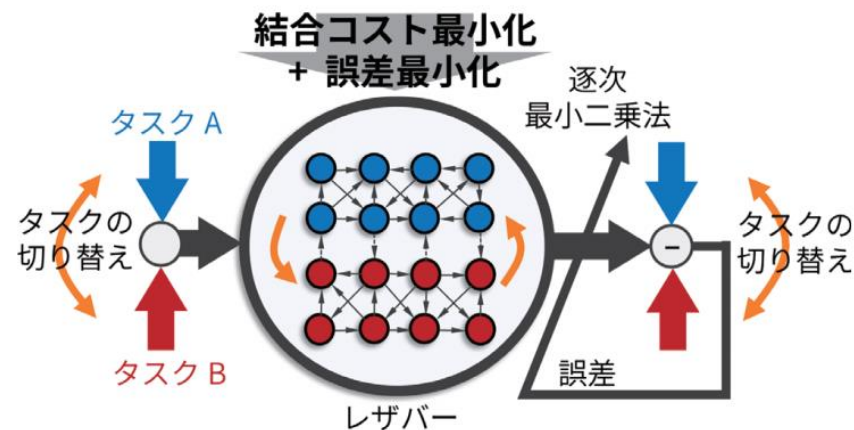
複数のモジュールによって構成
モジュール間の接続Pathwayを
SGDと遺伝的アルゴリズムで最適化



Fernando et al., arXiv:1701.08734, 2017より

結合コスト最小化

レザバコンピューティングベース
レザバ内の結合荷重を
遺伝的アルゴリズムで最適化



河合 他, 人工知能学会全国大会論文集, 2019より

SGDや遺伝的アルゴリズムなど高い計算コストを必要とする

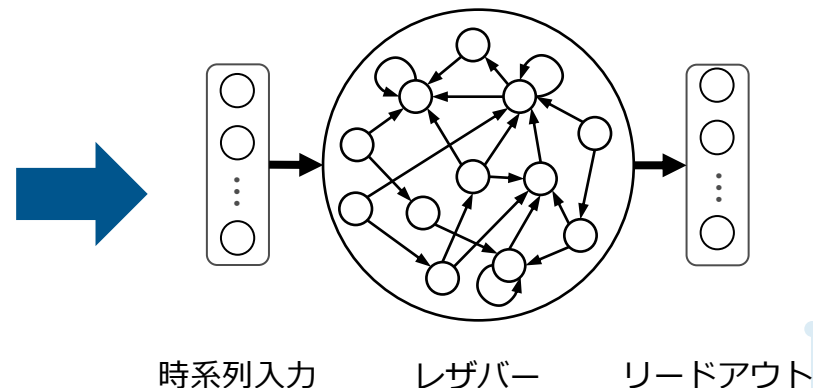
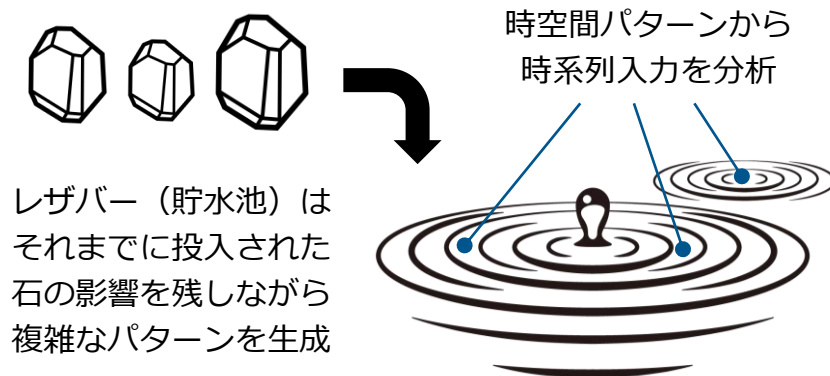
現行AIの課題

1. マルチタスク学習の達成が困難
2. ビッグデータが必要
3. 高コスト演算を高速処理するための計算機が必要

解決策（本技術のアプローチ）

- ✓ 課題2・3に対応するため低計算コストのAIモデルである
レザバーコンピューティングをベースとする
- ✓ 課題1に対応するためのレザバーコンピューティングの
新たな構成とその学習法を考案する

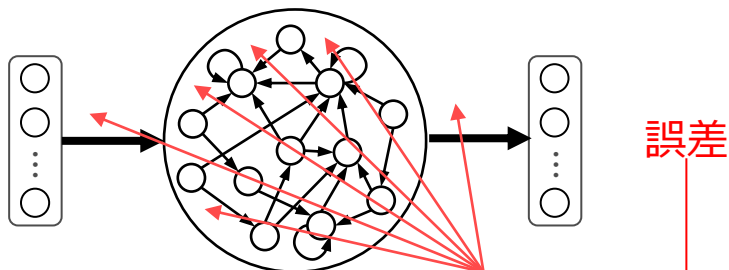
● レザバーとは



● レザバーコンピューティングの特徴

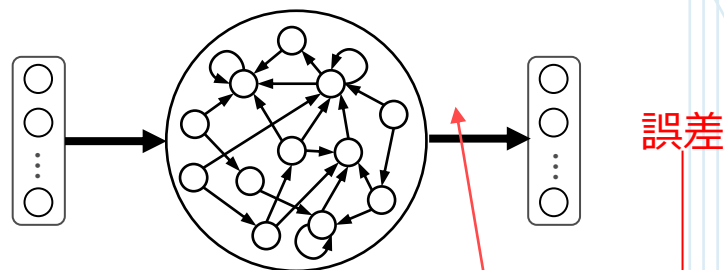
通常のニューラルネットワーク

学習により全ての結合荷重を更新
= 学習コストが高い

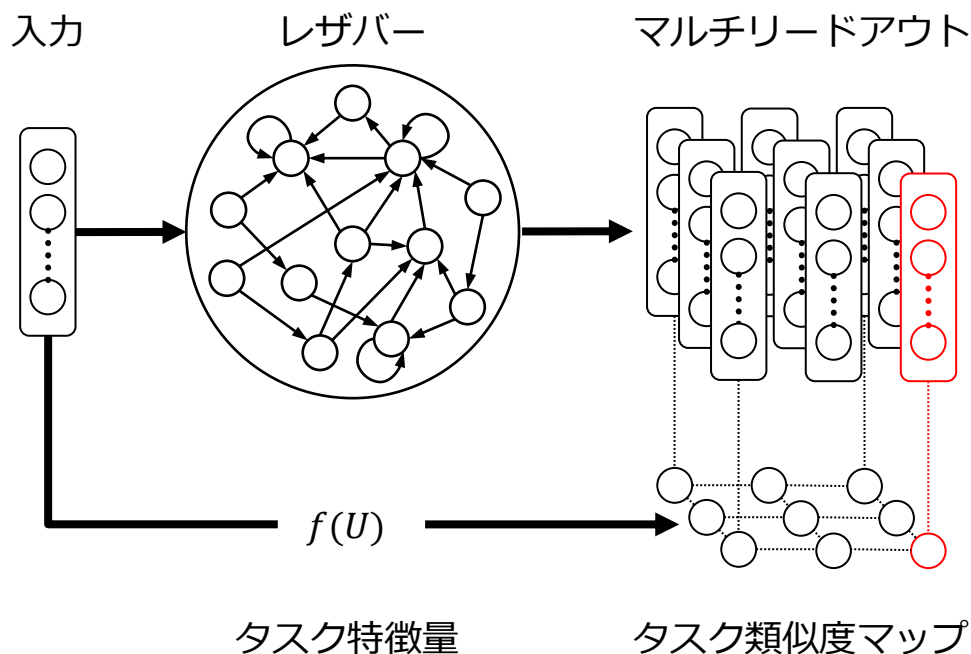


レザバーコンピューティング

学習により一部の結合荷重を更新
= 学習コストが低い

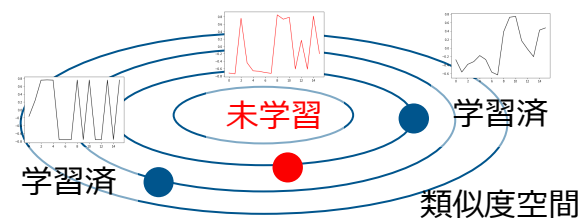


- マルチリードアウトを導入 → 破滅的忘却の回避
- 類似度マップ・競合学習を導入 → リードアウトの選択・地図形成



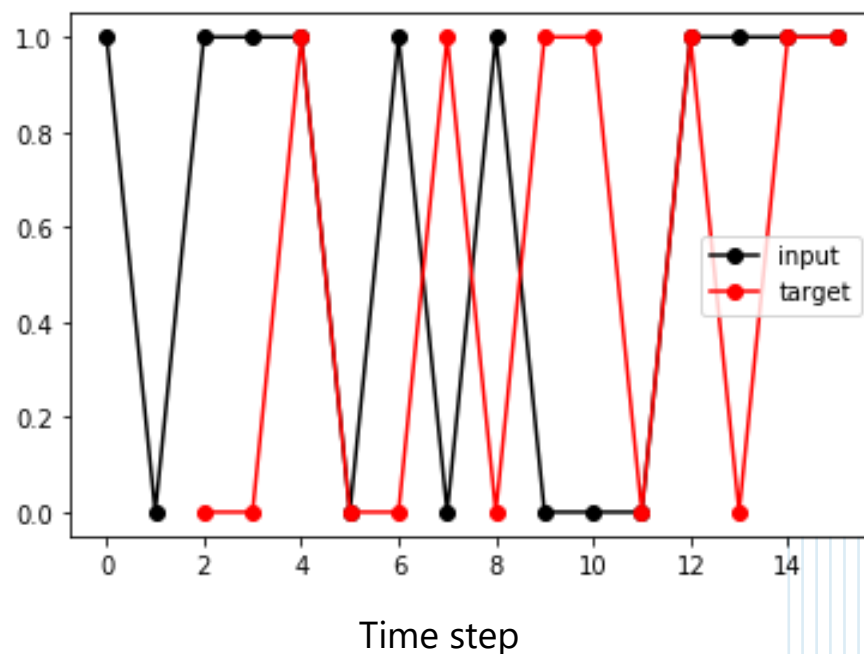
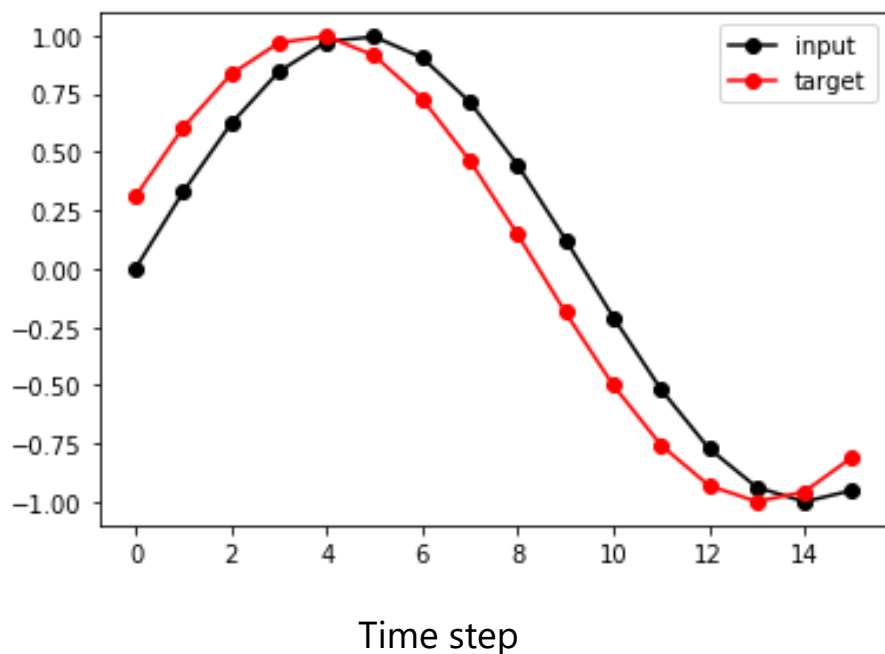
タスクに応じて使用・学習する
リードアウトを切り替えることで
破滅的忘却を回避できる

タスクの類似度に応じた
リードアウトの地図を形成
→未学習のタスクに対しても
ある程度対応可能



検証1：トイプロBLEM

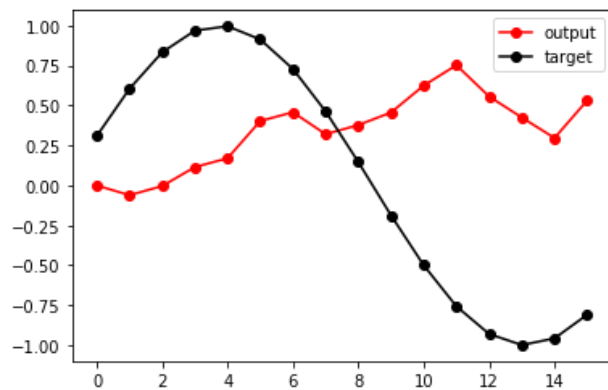
- タスクA：正弦波予測
タスクB：3bitパリティチェック
- 各タスクを16ステップごとに切り替える
- 通常のレザバコンピューティングと比較



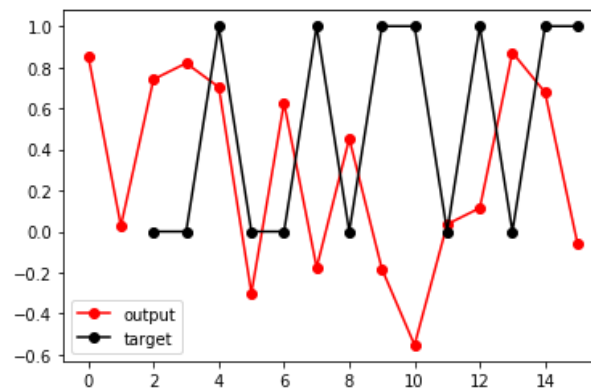
検証1：結果 (1)

従来技術

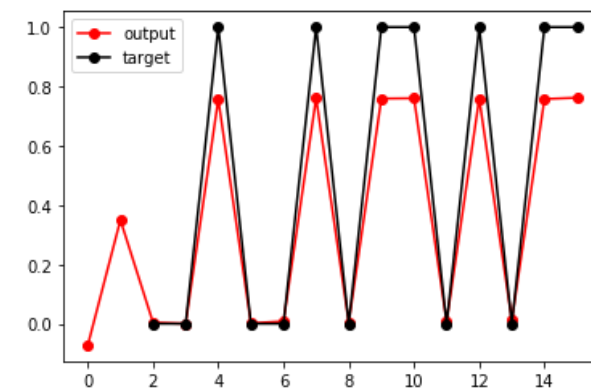
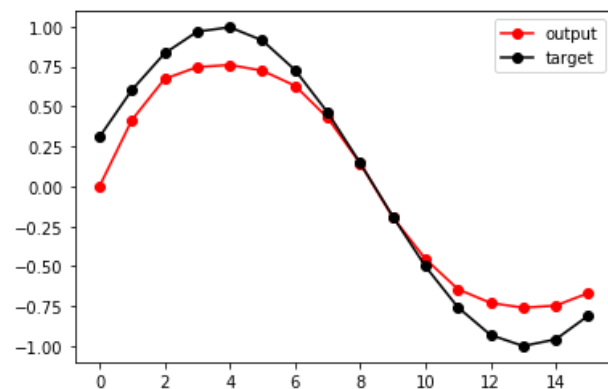
Task A



Task B

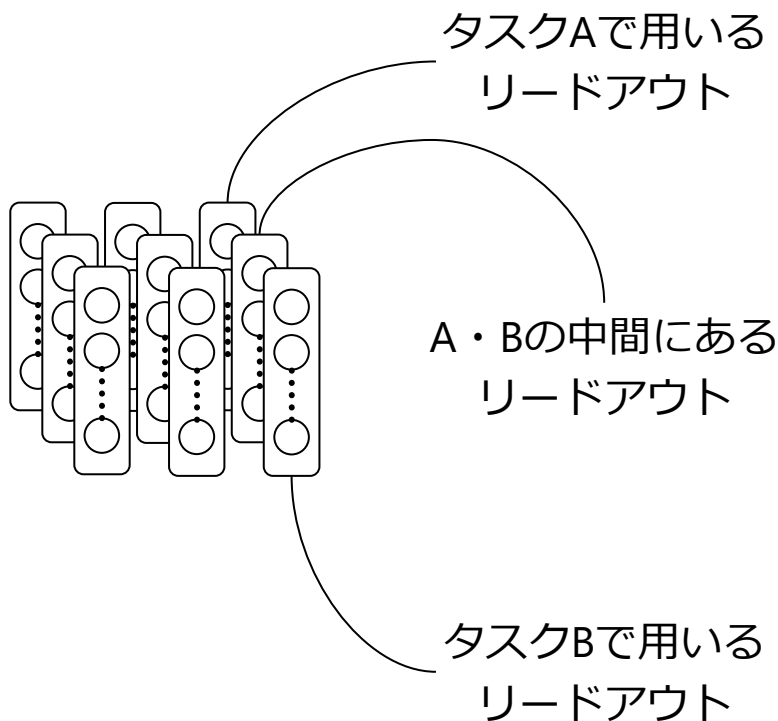


本技術

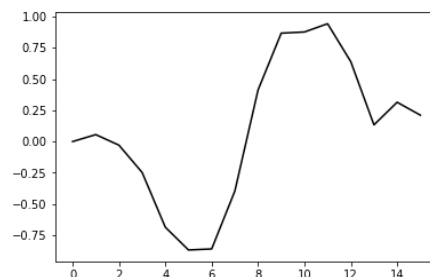
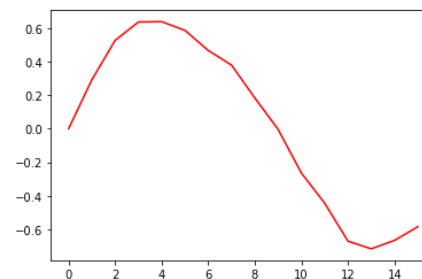
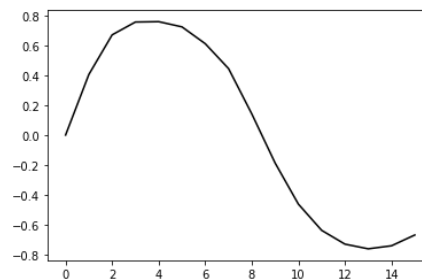


従来技術で生じる破滅的忘却を回避

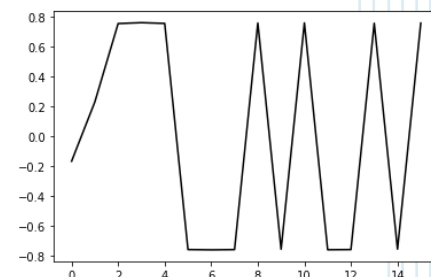
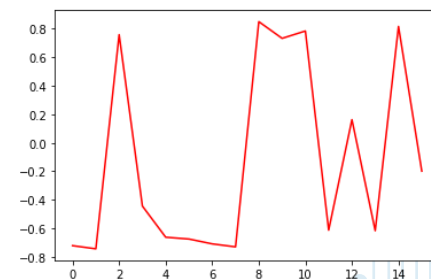
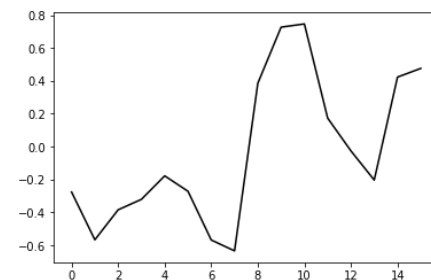
検証1：結果 (2)



タスクA入力時の応答



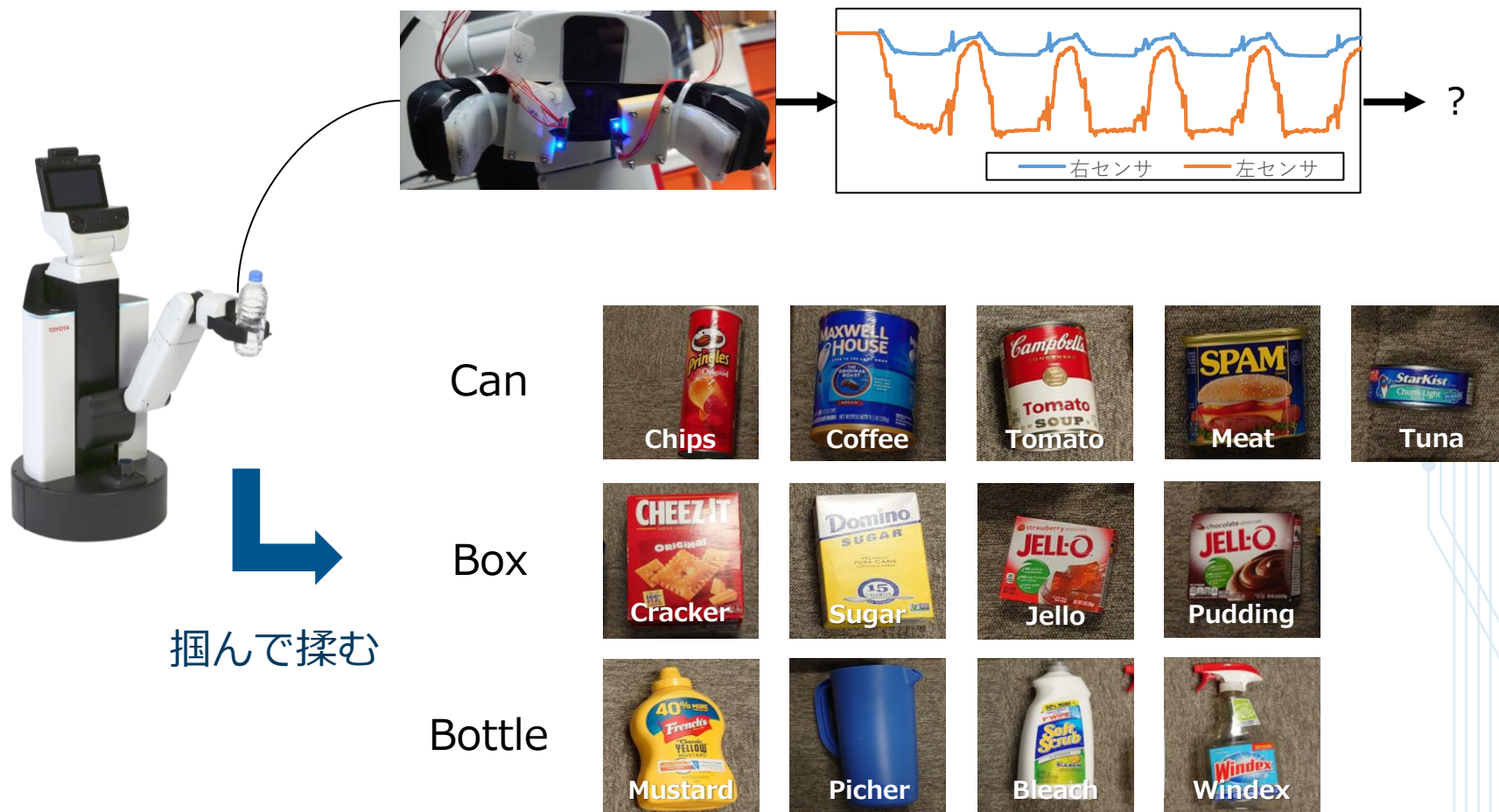
タスクB入力時の応答



中間のリードアウトがある程度対応→未学習タスクの初期値として活用可

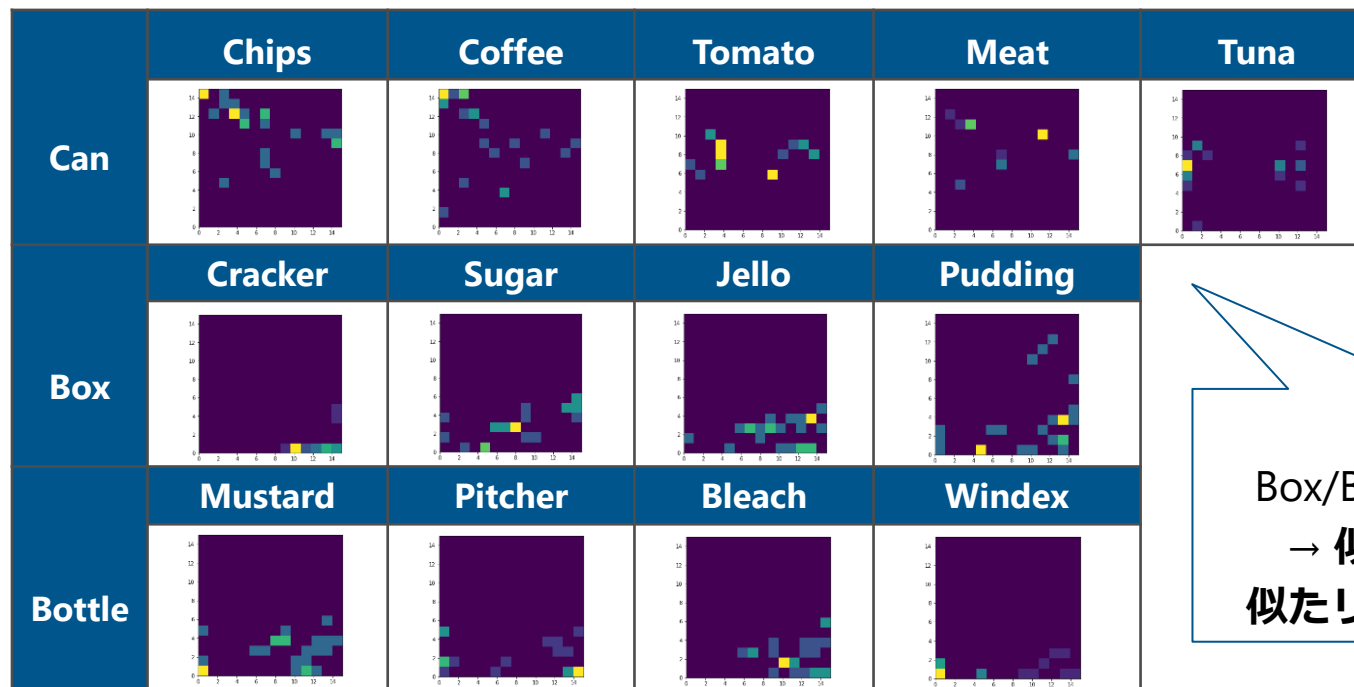
検証2：触覚情報認識

- ロボットハンドの触覚センサ*を用いた物体認識



* Hamaguchi et al., IEEE RAL, 2020.

- タスクに使用したリードアウトの分布



Canが上側
Box/Bottleが下側に分布
→ 似た性質の物体を
似たリードアウトで学習

- 物体認識の正答率

通常のレザバー：55.4% → **本技術：68.6%**

既存技術から13.2pt 性能改善

● エッジ用AI

- ✓ データのプライバシーの保護が必要なアプリケーション
- ✓ データが現場特有かつ大量収集不可なアプリケーション
- ✓ 消費電力が限られるアプリケーション
- ✓ 自動車・サービスロボットが典型例

● 時系列予測・生成・分類・強化学習の応用

- ✓ 入力データが時系列であれば基本的になんでもOK
但しうまく動作するためにデータの前処理が必要な場合あり
- ✓ 近年提案されているレザバーによる強化学習に適用可能

Chang and Futagami, Applied Intelligence, 2020. Inada et al., NOLTA, 2020.

- 類似度算出法の確立
 - ✓ タスクのどのような特徴を抽出すべきかはタスク依存
 - ✓ 特徴抽出のタイミングが重要
- 転移学習への活用
 - ✓ 未学習のタスクの初期値として“中間の”リードアウトを活用
- 高速化・省電力化のためのハードウェア化を検討中
 - ✓ ノイマン型コンピュータで動作するソフトウェアでは限界あり
 - ✓ 非ノイマン型アーキテクチャのAIモデル専用ハードウェアを構築
 - ✓ 物理現象のダイナミクスを計算に用いる物理レザバーのリードアウトとして活用することも可能

- 本発明は少量学習データ・低計算コストで
マルチタスク学習を実現するAI技術です
- 自動車やロボットなどの組み込みシステムなどにおける
時系列データの処理への応用が効果的と考えられます
- 本シーズをベースに共同研究資金・寄付金の提供や
新しいエッジAIの開発を望みます

1. 発明の名称：情報処理装置、及び情報処理方法
発明者：田中悠一郎，田向権，内野壱星
出願人：国立大学法人 九州工業大学
出願番号：特願2021-007422
2. 発明の名称：情報処理装置、及び情報処理方法
発明者：田中悠一郎，田向権，内野壱星
出願人：国立大学法人 九州工業大学
出願番号：特願2021-007423

国立大学法人九州工業大学

オープンイノベーション推進機構 産学官連携本部

知的財産部門 コーディネーター

小柳 嗣雄(コヤナギ ツグオ)

TEL:093-884-3499

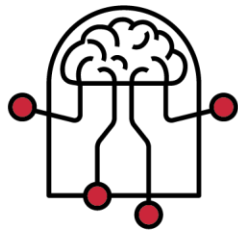
FAX:093-884-3531

e-mail:chizai@jimu.kyutech.ac.jp

Thank you!

ご清聴ありがとうございました。

<http://www.brain.kyutech.ac.jp/~neuro/>



Neumorph Center

Research Center for Neuromorphic AI Hardware, Kyushu Institute of Technology