

理研AIP-東芝連携センターの これまでの成果報告

堀 修

理研AIP-東芝連携センター 副連携センター長
株式会社東芝 執行役員 首席技監

2021年度

AIPシンポジウム成果報告会

Cyber Physical Systems (CPS) 技術活用による課題解決

経営理念「人と、地球の、明日のために。」のもと、社会課題・顧客課題の解決に貢献



Service

人と、地球の、明日のために。



エネルギー×デジタル

つくる おくる ためる かしこくつかう

クリーンなエネルギーソリューションを提供する

オープンにつながる
東芝ならではの「×デジタル」
TOSHIBA SPINEX

インフラ×デジタル

そなえる みつける まもる つづける

より早く高度にセキュアにお届けする

Cyber



Physical

差異化デバイス

差異化コンポーネント・システム



サプライチェーン、エンジニアリングチェーン、プロダクトライフサイクル

※1 : Power to Gas ※2 : Power to Chemicals

連携センター設立時に掲げた東芝の目指すAIの方向性

「自ら学ぶAI」の実現を3つの方向から進めてきた

プラント 生産性向上



システムの大規模・複雑化に伴う
人間による管理の限界を解決

プラント自律操業

超高次・多変量な稼働データを元にシステム自動分析・最適化

知的 生産性向上



熟練者減少に伴う
埋もれた知識を継承

知的作業能力拡張

大量の作業記録やデータから
知識抽出・発見・提示

モビリティ自動化・ ロボット化



インフラ老朽化に伴う
保守・点検作業激増に対処

完全無人化

多様な環境変化にも
堅牢に自律判断・動作

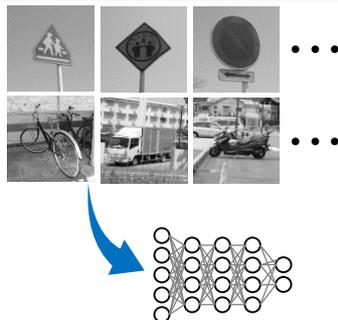
「自ら学ぶAI」の検討ステップ

人手をかけた学習から機械の自律的な学習の実現を目指して研究を推進

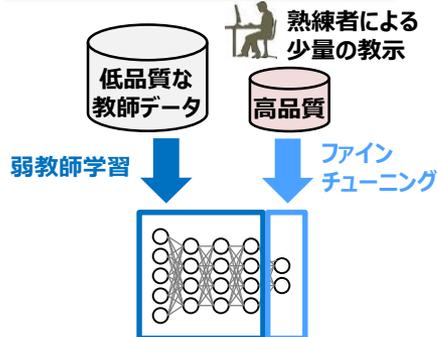
人間による教示

機械による学習

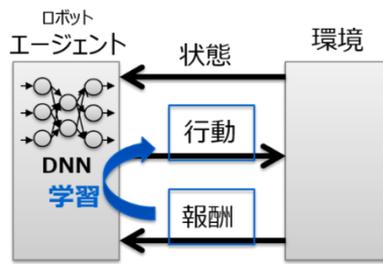
大量の教示データ
を用いて学習
(教師あり学習)



少量の教示データ
を用いて学習
(半教師学習)

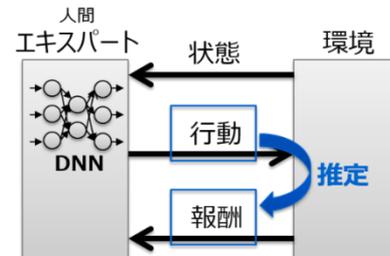


人間が与えた
学び方に基づき学習
(強化学習)



機械が自ら
学び方も含め学習
(未知の領域)

例：模倣学習、逆強化学習



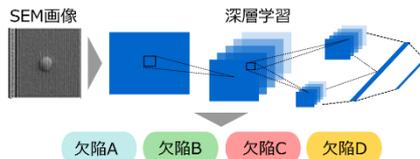
技術

提供価値

高精度な認識

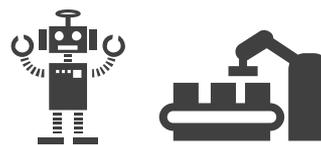


教示コストの削減



欠陥画像解析

状態毎の最適な行動選択



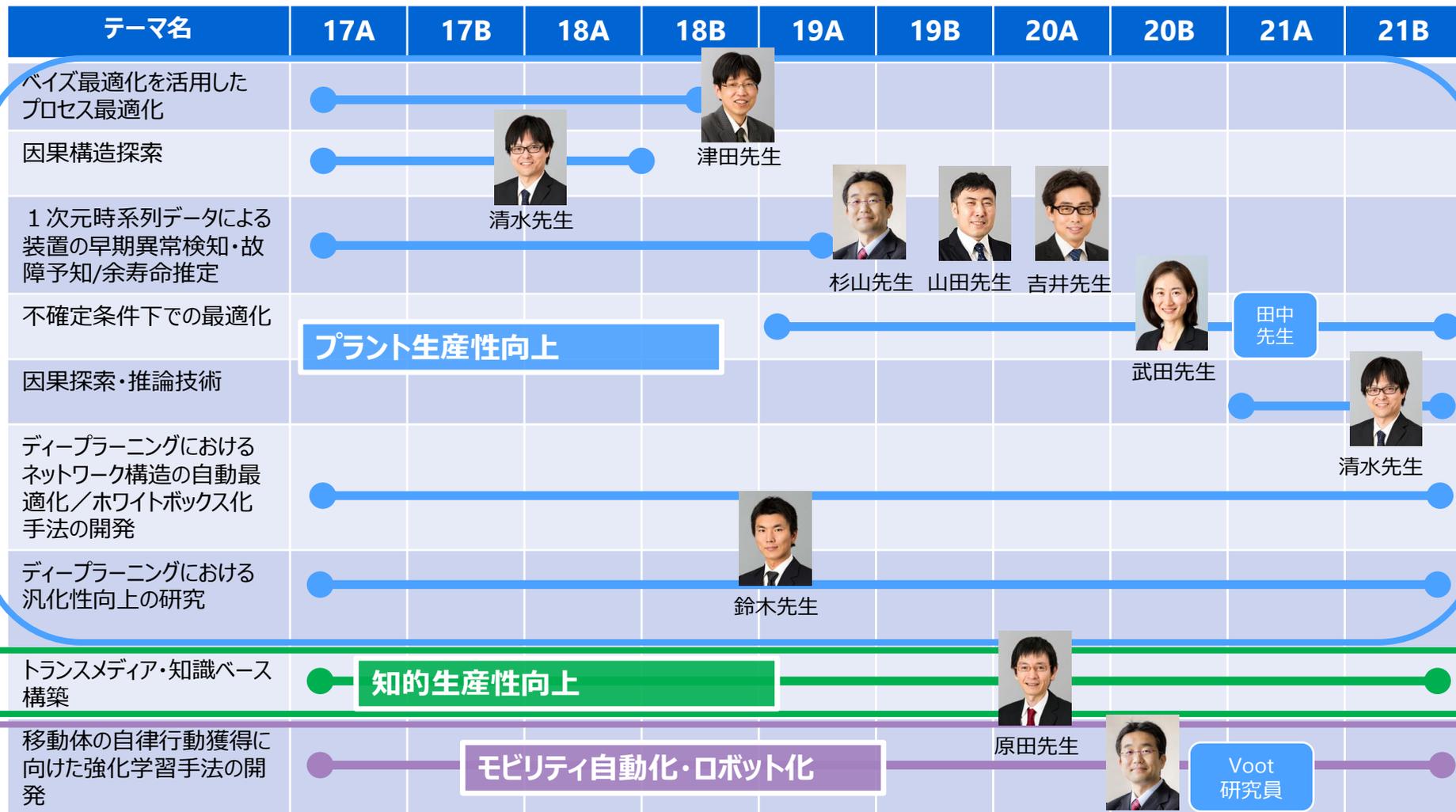
ロボット運用

環境変動への柔軟な対応



物流、屋外インフラ点検

現場の課題をモチーフに数多くのテーマで先端技術の開発に取り組んできた



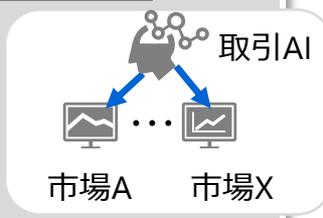
杉山先生

主なテーマの成果（発表済み・今後発表予定）

複数の国際会議で成果を発信し、連携センター終了後にも成果発信予定

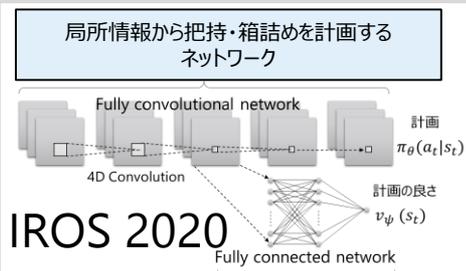
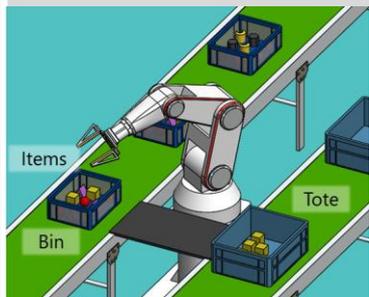
不確定条件下での最適化

締切時間の異なる複数の電力市場への入札を想定し、**多段階意思決定に適した最適化アルゴリズムを開発**



移動体の自律行動獲得に向けた強化学習手法の開発

移動体の自律行動獲得に向けた強化学習手法として、**箱のサイズに依存しない把持・箱詰め同時計画の強化学習手法を開発**



トランスメディア・知識ベース構築

製造・保守現場を対象とした映像からの作業行動認識技術として、**多クラス分類技術を開発**



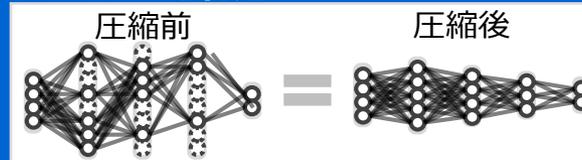
製造・保守現場の映像

ディープラーニングにおけるネットワーク構造の自動最適化

外観検査や異常検知等の様々なタスクに適用可能な汎用モデル圧縮技術を開発し、**東芝内の様々な課題に適用して有効性を確認**

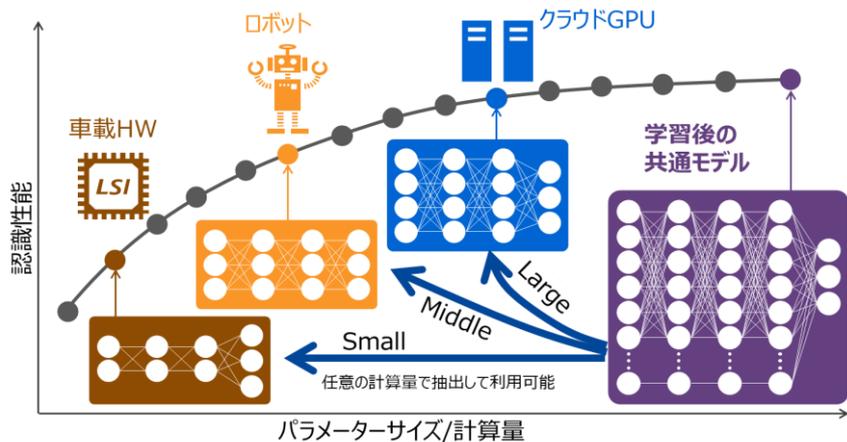
- 活性化関数にReLUを利用
- 損失関数にL2正則化を導入
- 最適化手法にAdamを利用

ICMLA2018



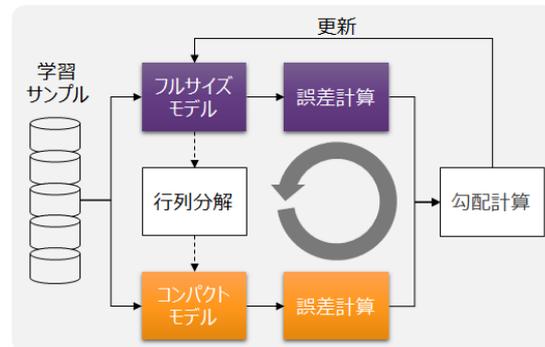
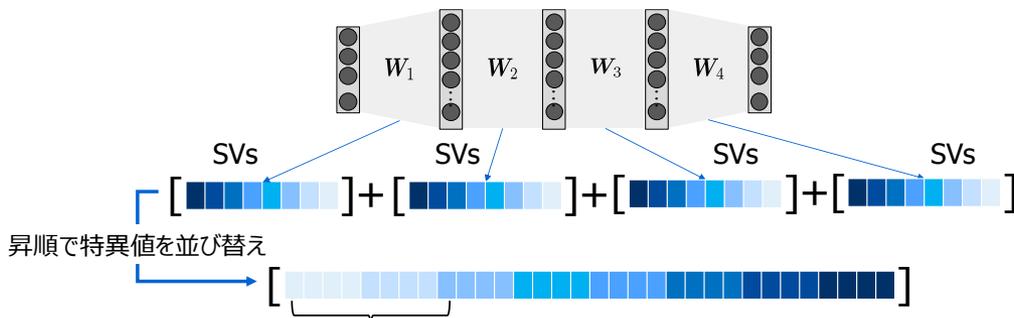
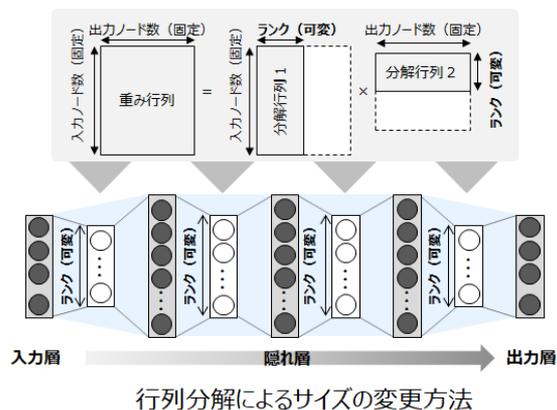
1 学習後の重み行列を分解することで 計算量を学習後に変更可能

エッジ組み込みの再学習・試行錯誤が不要に



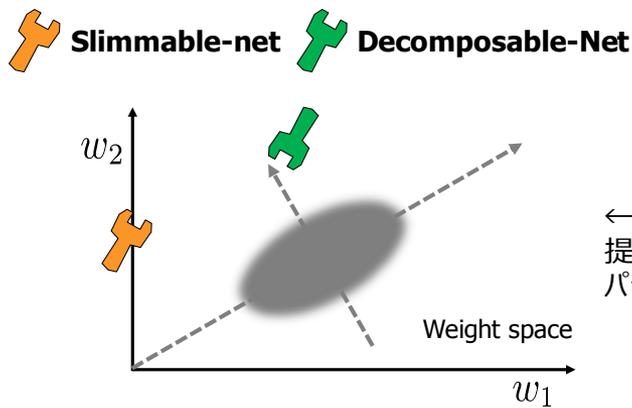
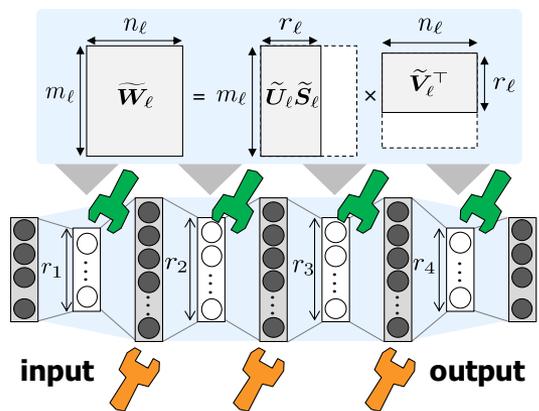
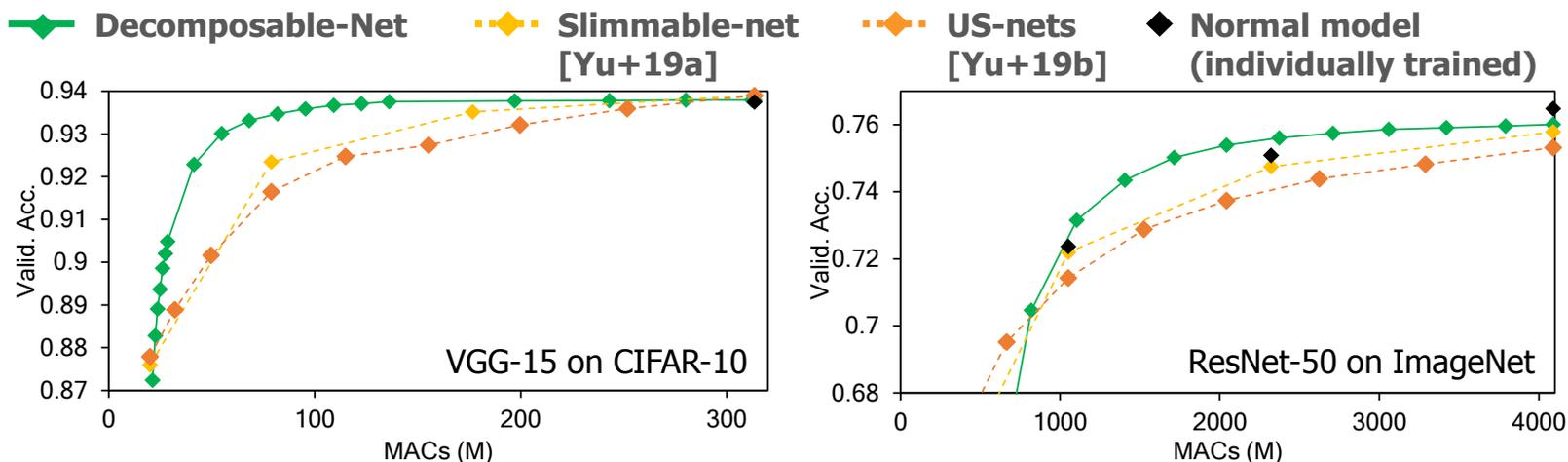
2 フルサイズとコンパクトモデル の誤差を低減する同時学習手法

学習の工夫でコンパクトモデルでも性能低下を抑制



フルサイズとコンパクトモデルの同時学習手法

既存提案手法に比べて少ない積和演算で高い性能を実現



← DNNのパラメータ集合 (イメージ図) と提案手法 (緑) と既存手法 (オレンジ) のパラメータ圧縮軸の違い

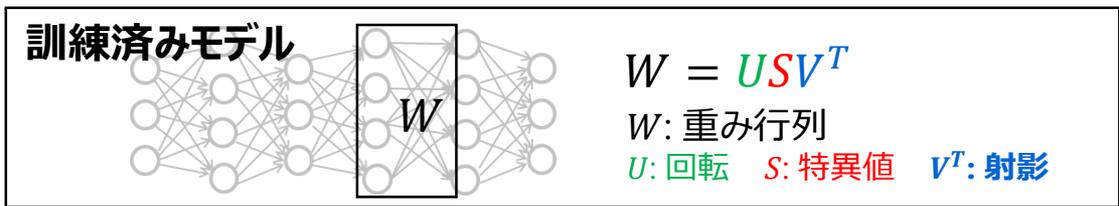
Slimmable-net, US-nets : 各層のチャンネル数割合を一律で削減して計算量を変更
 Jiahui Yu et al., "Slimmable Neural Networks," in ICLR 2019.
 Jiahui Yu et al., "University Slimmable Networks," in ICCV2019.

1 学習済みモデルの中間特徴量を使う 再学習が不要な検知手法

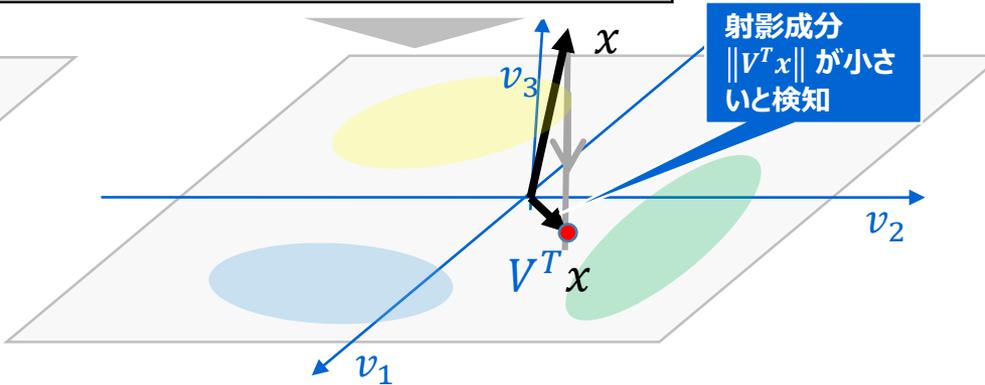
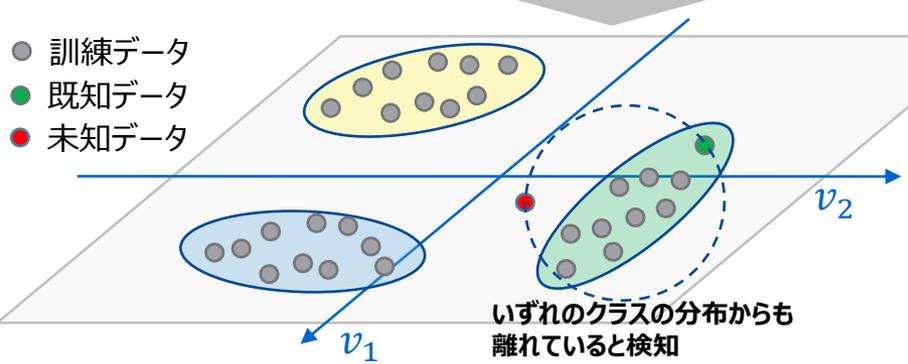
2 学習時データへの参照が 不要で省メモリな検知手法

未知データの検知を想定したモデルの再調整が不要

計算資源の限られるエッジデバイスなどにも有効



- 訓練データ
- 既知データ
- 未知データ



マハラビス距離 (既存手法)

訓練データとの距離から未知データを検出
マハラビス距離でデータ分布の形状を反映
分布の形状を保持しておく必要がある

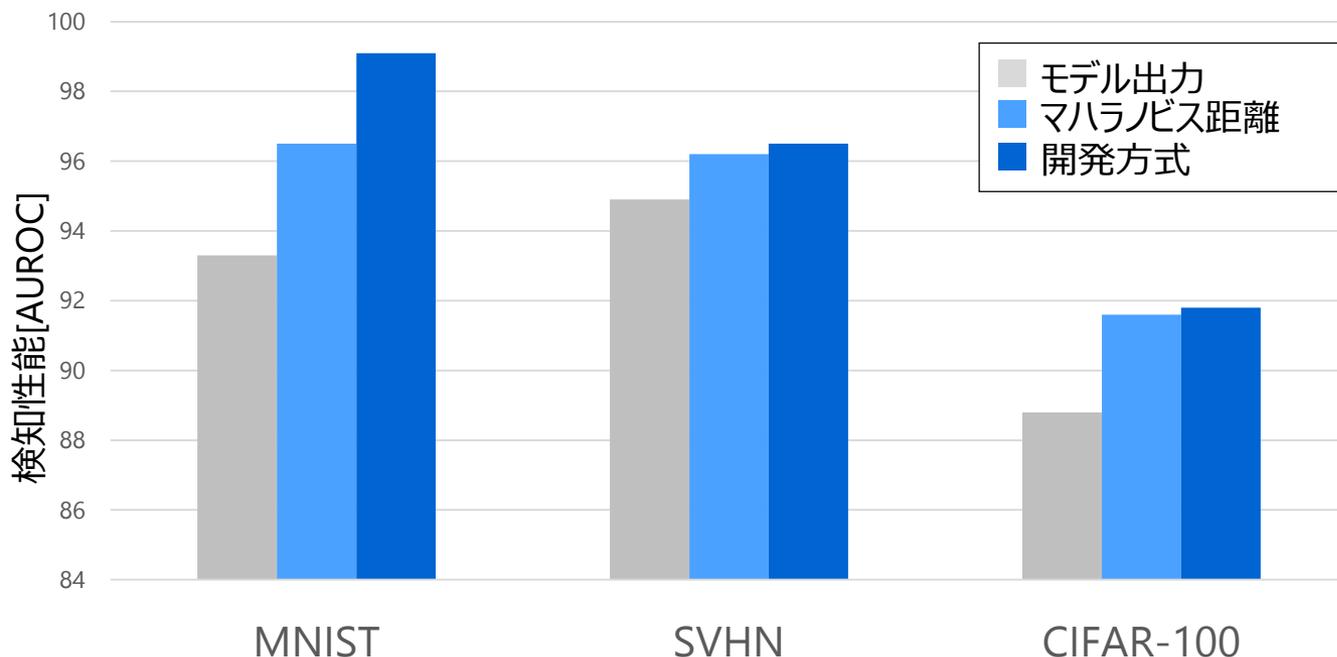
射影成分 (開発手法)

中間層射影成分の大小で未知データを検出
特徴量が伝搬しないデータを未知と判定
分布の形状を保持しておく必要がない

省メモリで高い検知性能を実現

評価方法

既知データとして CIFAR-10 で学習を行い
未知データとして MNIST, SVHN, CIFAR-100 の検出性能を比較



追加必要 メモリ	モデル出力	マハラノビス距離	開発方式
	0.00GB	3.50GB	0.05GB

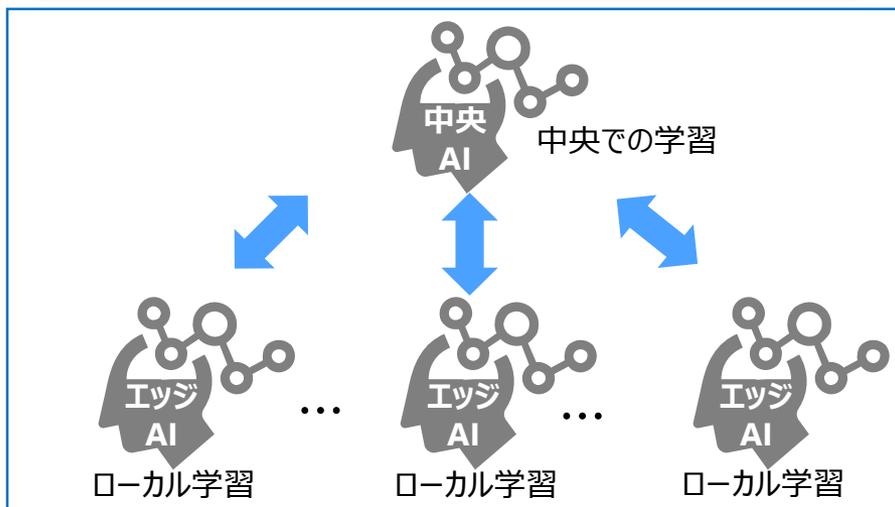
自ら学ぶAIの実現に向けた今後の方向性

増加するエッジとの連携や効率的な学習が重要

自ら学ぶAI

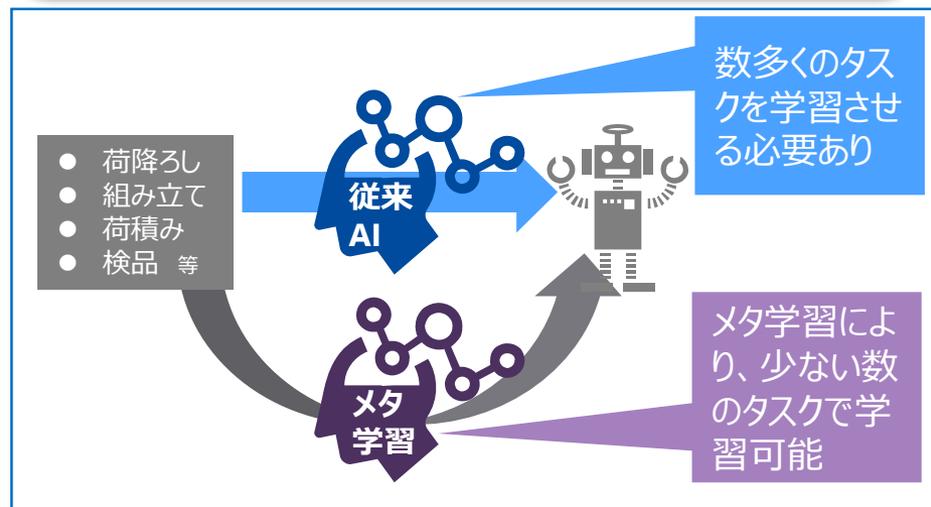
連合学習

増加するエッジにおける分散機械学習と中央側での機械学習を連携させて、**効率的な学習を実現**



メタ学習

ロボットの学習では依然として多くのデータが必要。**メタ学習（学習方法を学習）**によって、より少数のデータを用いた学習を実現



まとめ

01 東芝が目指す姿

CPSによる社会課題の解決



02 自ら学ぶAIの方向性

プラント
生産性向上

知的
生産性向上

モビリティ自動化・
ロボット化

03 過去5年のテーマを振り返り

現場の課題をモチーフとして、数多くの
先端技術の開発に取り組んできた

04 最近のトピックを紹介

スケーラブルAIとモデルメンテナンス
を紹介

05 今後の方向性

「自ら学ぶAI」に向けて、連合学
習・メタ学習などの検討を進めてい
くことが重要

TOSHIBA