

オンデバイス学習技術の確立と社会実装

松谷 宏紀 (慶應義塾大学 理工学部)

研究課題名:オンデバイス学習技術の確立と社会実装

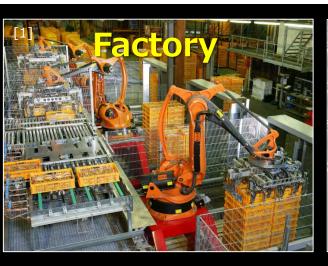
共同研究先:東京大学、株式会社フィックスターズ、理化学研究所、

パナソニック株式会社、ローム株式会社



IoT機器のアプリケーション

• 工場、データセンタ、ロボット、防災、監視、介護、…













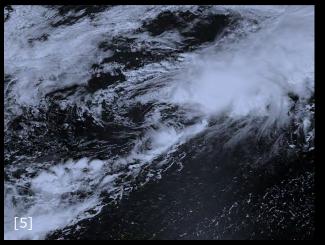
実世界に「AI」を導入する際の課題

• 工場、データセンタ、ロボット、防災、監視、介護、…





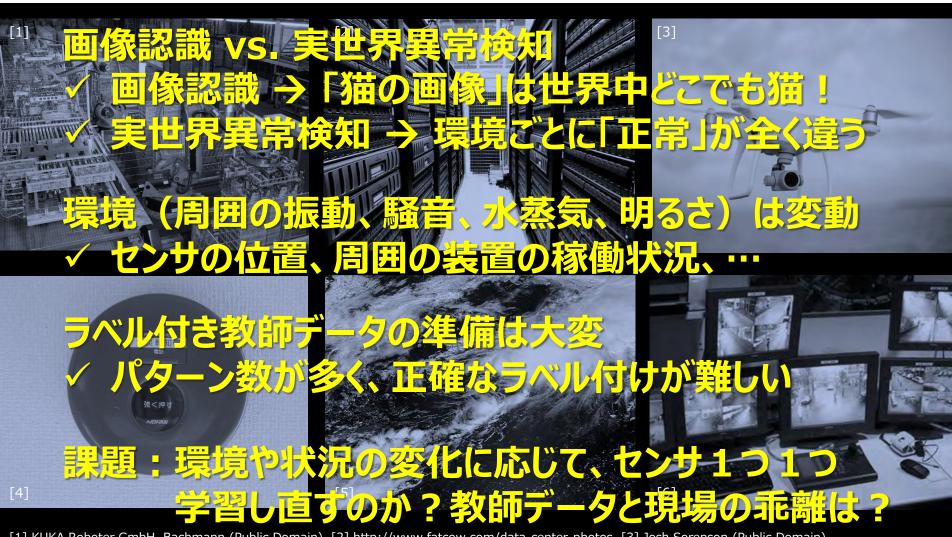






実世界に「AI」を導入する際の課題

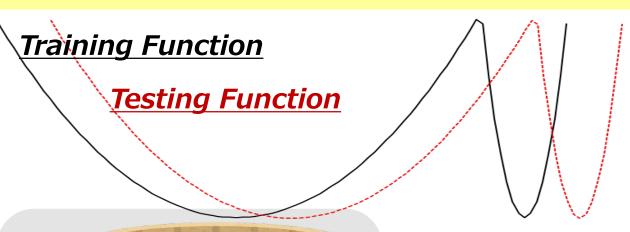
• 工場、データセンタ、ロボット、防災、監視、介護、…



課題と解決策(直感的な説明)

環境や状態の変化に応じてセンサ1つ1つ学習し直すのか?

→ 問題の本質は、パラメータ変動、教師データと現場の乖離



学習≠推論

Flat Minimum

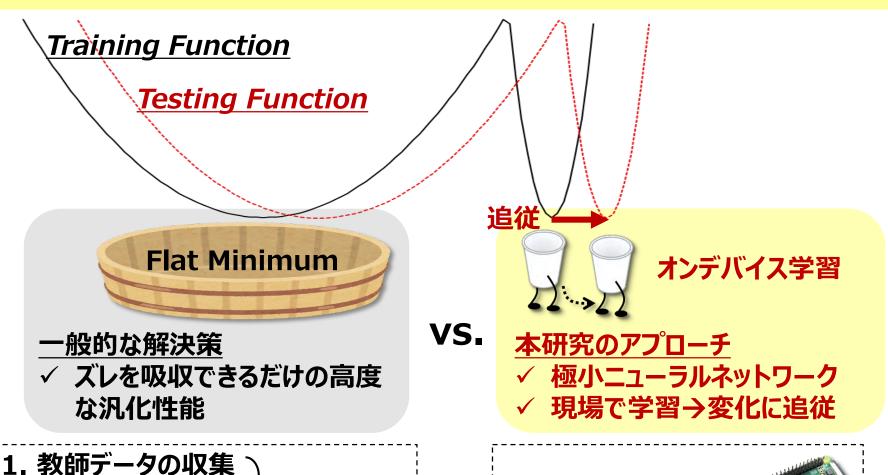
- 一般的な解決策
- ✓ ズレを吸収できるだけの高度 な汎化性能
- 1. 教師データの収集
- 2. サーバ上で学習
- 3. エッジ上で推論

エッジAIの裾野をセンサや コントローラまで下げたい!

課題と解決策(直感的な説明)

環境や状態の変化に応じてセンサ1つ1つ学習し直すのか?

→ 問題の本質は、パラメータ変動、教師データと現場の乖離



学習≠推論

2. サーバ上で学習

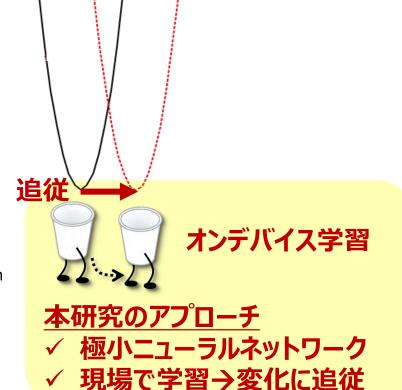
3. エッジ上で推論

エッジで学習&推論

課題と解決策(直感的な説明)

環境や状態の変化に応じてセンサ1つ1つ学習し直すのか?
→ 問題の本質は、パラメータ変動、教師データと現場の乖離





エッジで学習&推論

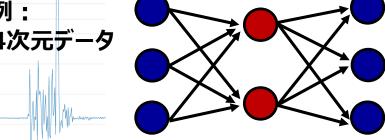
Six-level rating for edge intelligence

出典: Z. Zhou et al., "Edge Intelligence: Paving the Last Mile of Artificial Intelligence With Edge Computing", Proceedings of the IEEE (2019).

オンデバイス学習: 基本構成 (1/3)



入力例: 1024次元データ



データ i を学習したときの途中結果を使って、 データ i+1 を学習

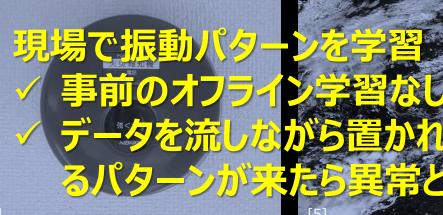
実証実験1:製造工程の品質管理

• 製造工程(鍛造、溶接、切削、プレス、移送、…)







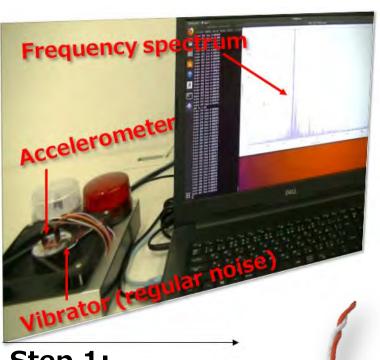


データを流しながら置かれた環境で学 るパターンが来たり異常として検出



実証実験1:製造工程の品質管理

回転機械の振動を学習 → 普段と違うパターンを検出 振動モータによるノイズを常に印加



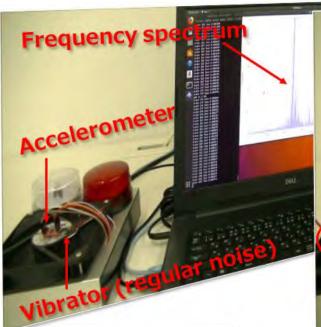
Step 1:

ノイズ (振動モータ) も含めてその場で正常を学習

実証実験1:製造工程の品質管理

回転機械の振動を学習 > 普段と違うパターンを検出

振動モータによるノイズを常に印加 デモ用の異常としてエアスプレー(画面左の赤い管)を使用





ノイズ (振動モータ) も含めてその場で正常を学習



Step 2:

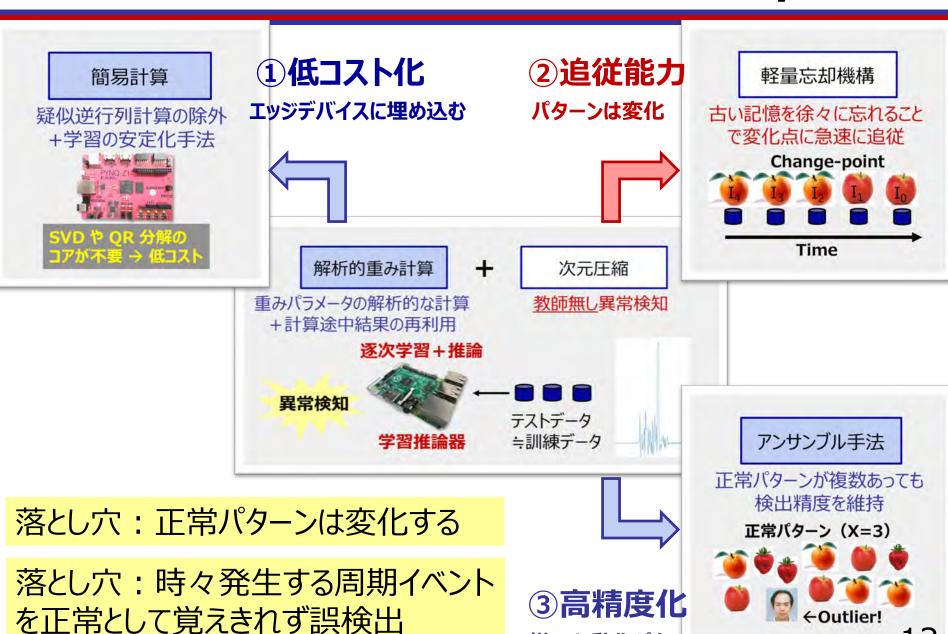
エアスプレーを吹きかける



普段と異なるパターンを検出

事前のオフライン学習なしで、データを流しながら置かれた環境で学習し、 普段と異なるパターンが来たら異常 →しかし問題も… 1

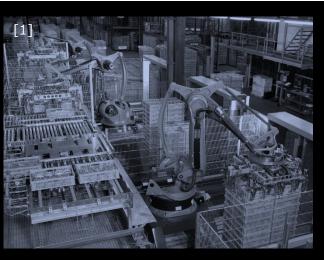
オンデバイス学習: 基本構成 (2/3)



様々な動作パターン

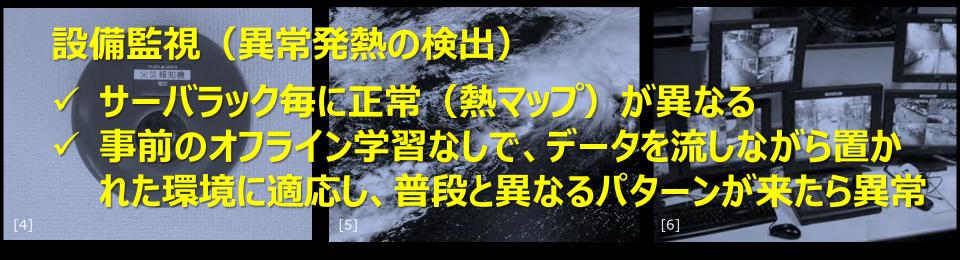
実証実験2:サーバラックの異常検知

サーバラックや空調の異常発熱検知(サーモグラフィ)

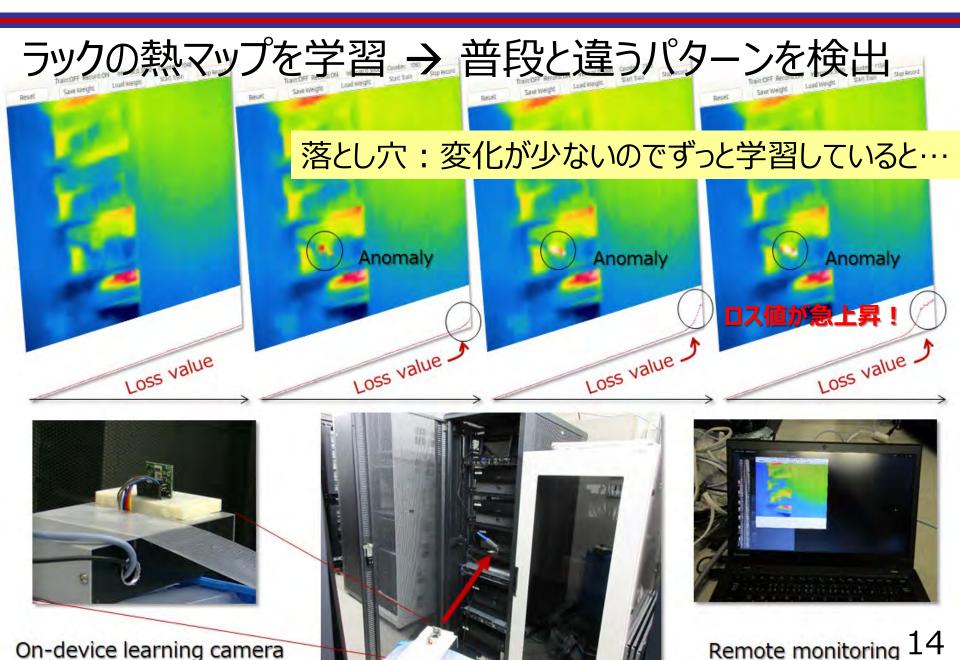




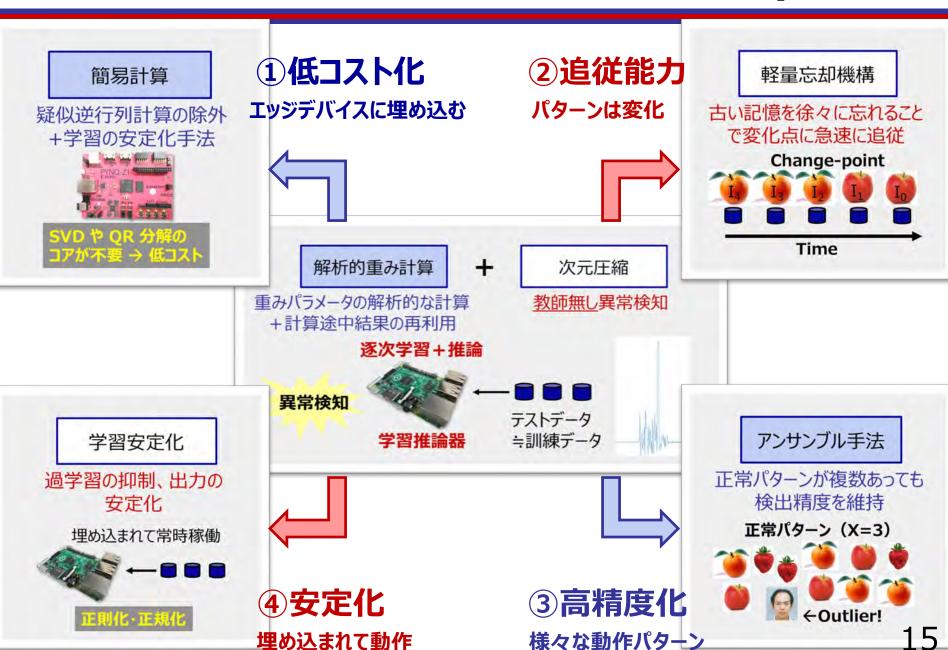




実証実験2:サーバラックの異常検知



オンデバイス学習: 基本構成 (3/3)

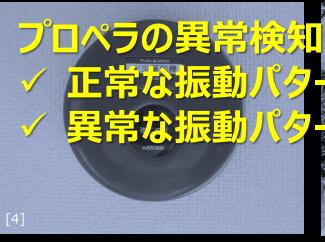


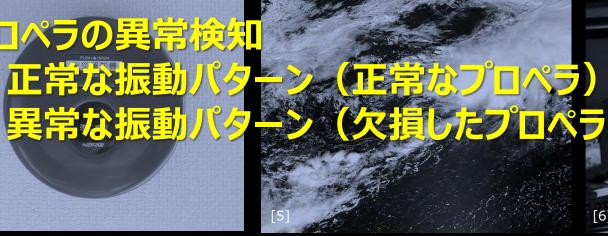
実証実験3:ドローンモータの異常検知

ドローンの状態は、ペイロードや風向き等に左右される



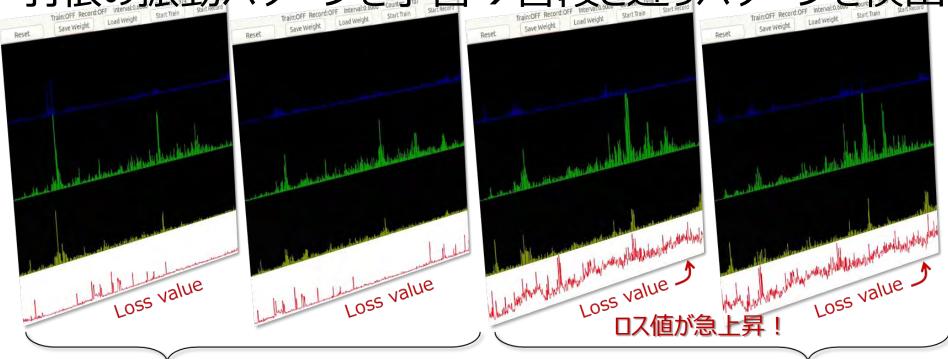






実証実験3:ドローンモータの異常検知

羽根の振動パターンを学習→普段と違うパターンを検出



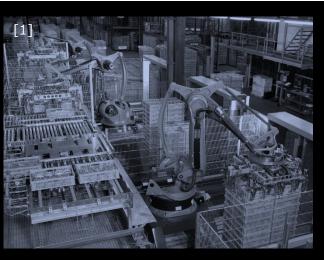






実証実験4:電気火災の予兆検出

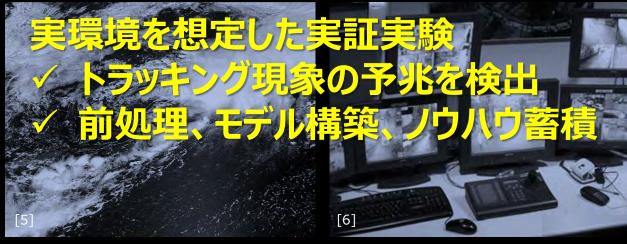
• 更なる安全設計のため、アークトラッキングの予兆検出





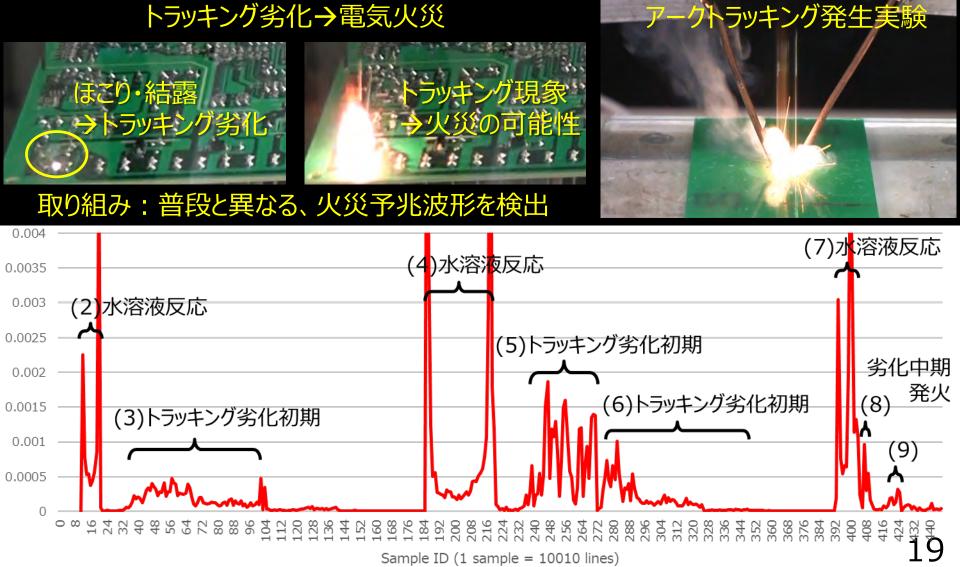






実証実験4:電気火災の予兆検出

• 更なる安全設計のため、アークトラッキングの予兆検出



実証実験4:電気火災の予兆検出

• 更なる安全設計のため、アークトラッキングの予兆検出

トラッキング劣化→電気火災





→実際の負荷を想定 した予兆検出へ









取り組み:普段と異なる、火災予兆波形を検出

• 実際の利用環境でのトラッキング検出手法

- [1] Rama (Public Domain)
 [2] Batholith (Public Domain)
- ヒータ系、モータ系、インバータ系、直流電源系
- カテゴリ毎の前処理手法、モデル構築、ノウハウ蓄積

トラッキング発火の進行度



家電の負荷種類による分類



トラッキング発生材質 ガラエポ基板



動作状態

電源OFF 待機状態

動作状態

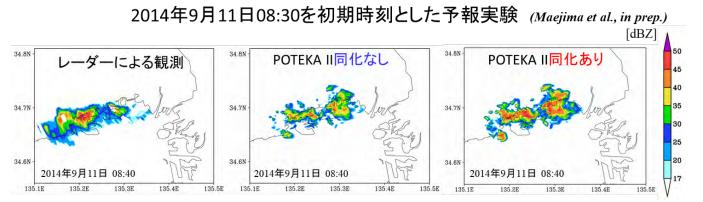
センサー位置 製品内部 コンセント/タップ X

ブレーカー

集合住宅 / 工場の

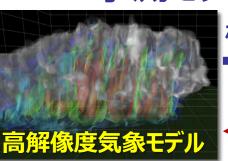
実証実験5(予定): 気象シミュレーション

• 気象センサからデータ収集 → ゲリラ豪雨予測改善





- オンデバイス学習による気象センサの高度化
 - 予測モデルの改善に寄与しないデータを検出、送信しない



極小予測モデル

気象データ

EFSO (Ensemble Foregast Sensitivity to Observa を基付した推定法を検

通信例: 30秒毎に気象データ送信 (携帯電話網) →約半数のデータはデータ同化に貢献しないという試算あり

[1] 前島 康光, 三好 建正, "EFSOを用いた稠密地上観測データ同化のインパクト評価", 日本気象学会秋季光会2020 (to appear). 142E

実証実験6:監視カメラによる異常検知

• オンデバイス学習を監視カメラの異常行動検出に応用



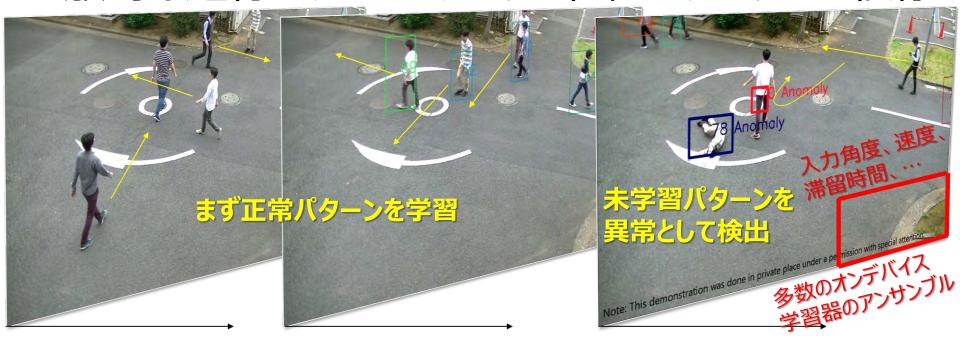






実証実験6:監視カメラによる異常検知

一般的な通行パターンはカメラの位置やアングルに依存

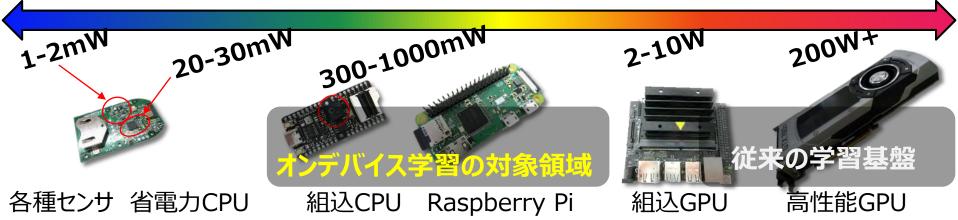






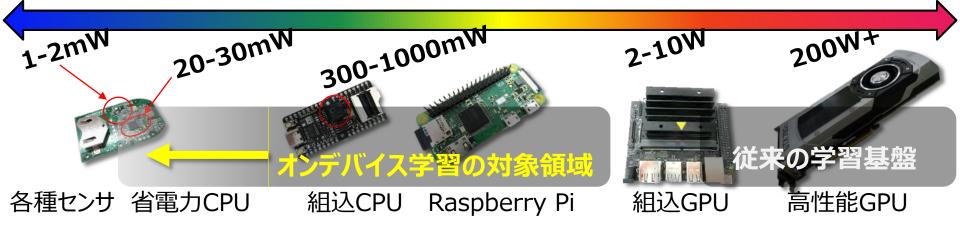
AIチップ化+センサとの統合

エッジAIの裾野をセンサ&コントローラまで押し下げる



AIチップ化+センサとの統合

エッジAIの裾野をセンサ&コントローラまで押し下げる



● IoT機器側でデータ処理 →通信エネルギー削減

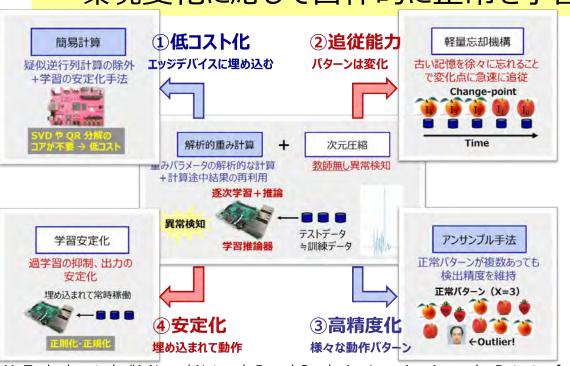


[1] T. Sakuma, H. Matsutani, "An Area-Efficient Recurrent Neural Network Core for Unsupervised Time-Series Anomaly Detection", Submitted

オンデバイス学習によるAIの民主化

オンデバイス学習の2つのレベル:

- ✓ 現場の人が現場の判断で正常を学習 → 現場で工夫できるAI
- ✓ 環境変化に応じて自律的に正常を学習 → 現場に適応できるAI





環境変化に応じて自律的に**追加学習**をトリガーするためのロジックが課題 →各分野の専門家と共同で取り組む

M. Tsukada, et al., "A Neural Network-Based On-device Learning Anomaly Detector for Edge Devices", IEEE Transactions on Computers (Featured Paper of July 2020 Issue of IEEE TC).

要素技術(オンデバイス学習、 フェデレーション学習)

スマートインダ ストリ(要因推定) 気象データ同

安全設計、トラッキング火災

チップ化&センサ応用











