

松谷 宏紀

慶應義塾大学工学部
准教授

リアルタイム性と全データ性を両立するエッジ学習基盤

§ 1. 研究実施体制

(1)「慶應義塾大学」グループ

① 研究代表者:松谷 宏紀 (慶應義塾大学工学部 准教授)

② 研究項目

【研究項目 A】(1) FPGA を利用したゲートウェイ上での高速リアルタイム学習基盤

【研究項目 B】(6) 高速並列分散深層学習基盤

【研究項目 C】(7) 応用を意識した要件検討

(2)「東京大学」グループ

① 主たる共同研究者:近藤 正章 (東京大学大学院情報理工学系研究科 准教授)

② 研究項目

【研究項目 A】(2) Realtime Knowledge と Deep Knowledge を活用する高効率ニューラルネットワーク認識基盤

【研究項目 B】(5) ゲートウェイ上での転移学習およびマルチタスク学習のサポート

【研究項目 C】(7) 応用を意識した要件検討

(3)「フィックスターズ」グループ

① 主たる共同研究者:追川 修一 ((株)フィックスターズ 執行役員)

② 研究項目

【研究項目 C】(7) 応用を意識した要件検討

【研究項目 C】(8) エッジコンピューティングサーバ Olive をベースにした統合環境の構築準備

§ 2. 研究実施の概要

機械学習は、オフライン学習とオンライン学習に分類でき、前者は予め準備しておいた訓練データをオフラインで学習しておく必要がある。一方、後者では準備のための工程は不要で、入力データ(テストデータ≒訓練データ)を流しながら学習していく。とくに後者は、教師無し異常検知との相性が良く、製造ライン、プラント、データセンタ設備などのセンサにこの機能を付与するだけで、普段と違う事象(これまでの入力データから逸脱したパターン)を検出できる。例えば、製造ラインにおいては、他の装置の稼働状況や工具の摩耗状況によってセンサの値の出方、つまり、正常パターンが変動する。オフライン学習ではセンサ毎、想定される状況毎に教師データを集めて学習する必要があり、これが製造現場へのAI導入の足かせの1つになっている。一方、オンライン学習と教師無し異常検知の組み合わせならば、センサ毎、状況毎の教師データの準備は不要であり、学習器をただ設置するだけで異常検知ができる。しかし、オンライン学習だけでは、深層学習に代表されるオフライン学習ほど汎用的に高い認識精度を実現できない。例えば、異常が検知された後の高度な要因推定には課題が残る。このような問題を解決するために、オフライン学習とオンライン学習を組み合わせようというのが本研究の趣旨である。図 1 に本研究の全体像を示す。上記の「オンライン学習」部分は、【研究項目 A】(1)、つまり、製造装置等からセンサデータを取得するエッジ側サーバ(ゲートウェイ機器)におけるリアルタイム学習基盤に相当する。また、上記の「オフライン学習」部分は、【研究項目 B】(6)、つまり、オンプレミスやクラウド上の遠隔サーバにおける全データ性を有する知識集約型学習基盤に相当する。前者によって得られる推論器を Realtime Knowledge、後者によって得られる推論器を Deep Knowledge としたとき、両者の良いところ取りのために両者をカスケード接続するのが【研究項目 A】(2)である。

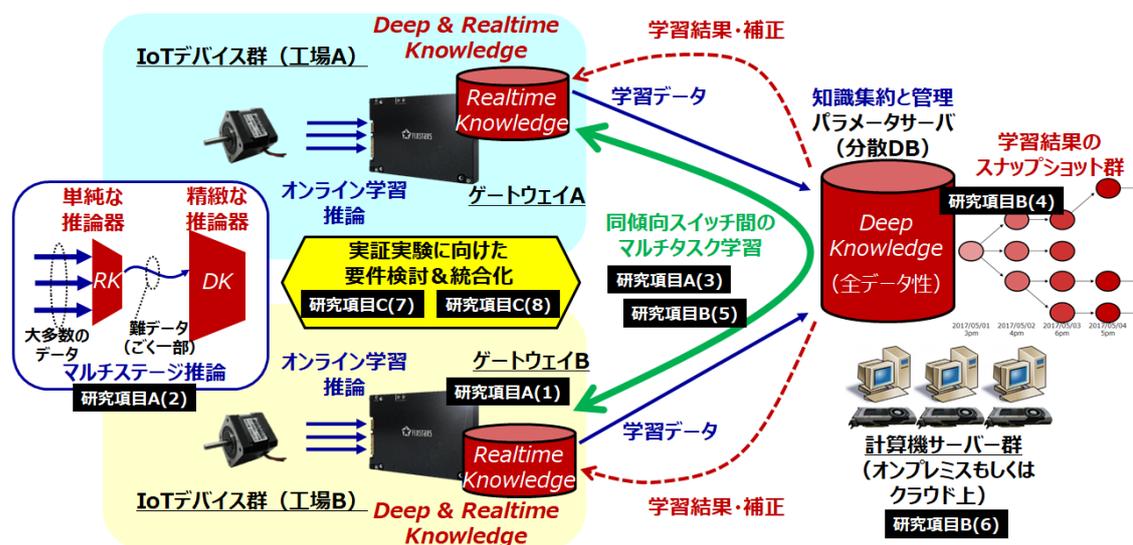


図 1 本研究の全体像 (エッジデバイス (左側)、ゲートウェイ (中央)、遠隔サーバ (右側))

H29年度は、概ね研究計画通りに、要素技術(ハードウェア、ソフトウェア)の研究開発を行った。現在、関連技術を含めて特許化を進めている。また、製造ラインを対象とした上記要素技術の実証

実験のために、【研究項目 C】(8) として、エッジコンピューティングサーバ Olive のハードウェア、ソフトウェア環境を構築した。製造ラインに設置した Olive によって正常な加工、および、正常ではない加工が行われた際のセンサデータを収集した。このデータを用いて、フィックスターズグループと東京大学グループはオフライン学習 (Deep Knowledge)、慶應義塾大学グループはオンライン学習 (Realtime Knowledge) を用いた実証実験を行い、高い認識精度と今後の課題を確認した。現在は、製造ラインだけでなく、社会インフラやデータセンタ設備を対象とした実証実験の準備を進めている。