

令和4年度学内公募研究（萌芽型）  
〔研究論文〕

スモール時系列センシングデータを用いた  
高性能エッジ機械学習システムの研究開発

室山 真徳<sup>1) 2)</sup>, 斎藤 泰知<sup>1)</sup>, 小原 龍輝<sup>1)</sup>, 齋藤 昂生<sup>2)</sup>,  
阿部 太一<sup>1)</sup>, 阿部 秀彦<sup>1)</sup>, 大塚 亮平<sup>1)</sup>, 阿部 慎之介<sup>1)</sup>,  
小田 龍哉<sup>1)</sup>, 齋藤 栄騎<sup>1)</sup>

Research and Development of High-Performance Edge Machine Learning  
Systems Using Small Time-Series Sensing Data

Masanori Muroyama<sup>1), 2)</sup>, Taichi Saitou<sup>1)</sup>, Tatsuki Obara<sup>1)</sup>, Takao Saitou<sup>2)</sup>,  
Taichi Abe<sup>1)</sup>, Hidehiko Abe<sup>1)</sup>, Ryohei Ohtsuka<sup>1)</sup>, Shinnosuke Abe<sup>1)</sup>,  
Tatsuya Oda<sup>1)</sup>, Eiki Saitou<sup>1)</sup>

Abstract

In this research, we developed systems that generate small time-series sensing data for remote work robots and capture the movements of both remote operators and the robots. Additionally, we explored various machine learning algorithms that utilize these data as inputs, along with their evaluation.

## 1 はじめに

日本では、少子高齢化と新型コロナウイルスの影響で、働き方改革と生産性向上が急務となっている。製造業やサービス業は労働集約的で、その労働生産性を高めることが大きな課題である。また、新型コロナウイルスの感染拡大により、経済活動が制約を受け、働き方に変革が求められた。さらに、持続可能な開発目標（SDGs）において、すべての人々にとって豊かで生産的な雇用を提供することが重要視されている。

これらの課題に対処するため、遠隔技術と人工知能（AI）が注目され、社会と産業の基盤としての役割が期待されている。政府戦略でも、遠隔技術によるロボットの活用やテレワークの普及、対面主義の克服、人間の能力向上などが重要な方針とされている。

---

1) 東北工業大学工学部電気電子工学科

Department of Electrical and Electronic Engineering, Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology

2) 東北工業大学大学院工学研究科電子工学専攻

Department of Electronics, Graduate School of Engineering, Tohoku Institute of Technology

現在、製造業やサービス業の労働生産性の向上のための遠隔環境の状況を知る技術開発が進んでいない。ビジョンセンサと深層学習の連携による認識システムの開発は進んでいるが、以下のような課題がある。ビジョンセンサが届かないところではいわゆる死角が生じ、ビジョンによるプライバシー侵害の懸念もあり、さらに負荷が大きい大量の動画データへの扱いが難しいという課題がある。特に、介護ロボットや遠隔操作ロボットによるサービスなどを考えると、ビジョン以外の触覚センサやロボットのモーションを取るセンサなどと組合せて遠隔における状況を把握する必要がある。触覚センサやモーションセンシングは、近年研究が活発化しているが、人間の機能に匹敵するセンサシステム、特に触覚センサシステムは未だ実現できていない。触覚センサは多数個設置する必要があり、配線や応答性に関して課題があるが、イベントドリブン方式のセンシングシステムにより解決のめどがたってきた<sup>(1)</sup>。我々は遠隔における情報把握のためのエッジにおける触覚センサ等の時系列データを利用した機械学習システムにおける要素技術開発を行っている。具体的には以下の通りである。(1) 独自のセンシングシステムの構築、(2) センシングデータの収集、(3) 機械学習システムの開発と評価、(4) エッジ推論システムの構築と評価方法の確立、および(5) 実利用に向けたシステムの開発(エッジデバイス)、である。

このうち、(1)、(2)、(4)、(5)の一部についてはそれぞれ文献2,3、文献2,3,4,5,6、文献2,3、文献7,8に記載がある。本稿では(3)の機械学習システムの開発と評価および、(5)エッジデバイスの開発について記載する。

## 2 機械学習システムの開発と評価

時系列データとは、センシングデータをはじめとした、ある一時期の状態を表す時間的に変化した情報を持つデータをいう。IoT (Internet of Things) 機器の普及拡大等により多種多様な時系列データの取得機会が増加したことと、機械学習の技術の深化により、時系列データを利用した機械学習の利用が今後劇的に増えると予想される。本章では、身体情報に関係する時系列データを入力とする機械学習システムを構築することで、日常生活の解析を自動化し、生活を豊かにすることを目指す。具体的には、多種多様な身体情報に関する時系列データ群を収集し、深層学習を含む複数の機械学習アルゴリズムを用いた探索を行い比較することで、時系列データの特徴にあった分類・評価システム構築へのめどを立てた。

古典的な機械学習の手法として、ランダムフォレスト (Random Forest Classifier: RFC)、サポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM)、K近傍法 (K-Nearest Neighbor algorithm: K-NN) を使用する。また、ディープラーニング (深層学習) ではDNN (Deep Neural Network)、LSTM (Long short Term Memory) を使用した。

本研究ではKaggleから取得したオープンデータセットと独自に取得した時系列データを用いた。データの種類と分類問題の内容を以下に示す。

- ・ Emotions : EEG (脳波) によるポジティブ・ネガティブ・平常時の感情の分類。Kaggle<sup>(9)</sup>より取得。
- ・ IMU-Kinematics : 加速度センサとジャイロセンサによる、歩行状態の分類。Kaggleより取得。
- ・ EMG-Kinematics : EMG (筋電) による6種類の手の動作の分類。Kaggleより取得。
- ・ My-EMG-Kinematics : EMG (筋電) による4種類の動作の分類。本データは自ら収集

した。

EMGの取得については、M5Stack社のM5stickCPuls(図1左)と、のるLAB社の筋電図センサユニット(WRIST-EMGSENS02)(図1真ん中)によりMy-EMG-Kinematicsを取得した。M5stickCPulsをセンサユニットに取り付けてセンシングしている状態を図1の右に示す。M5stickCPlus側では筋電の情報をリアルタイムでWifiネットワーク上にUDP(User Datagram Protocol)で送付するようにArduino IDEにてプログラムした。PC側では前述と同じWifiネットワーク上の自分宛のUDPパケットを受信しCSVファイルで保存するようにPythonにてプログラムした。

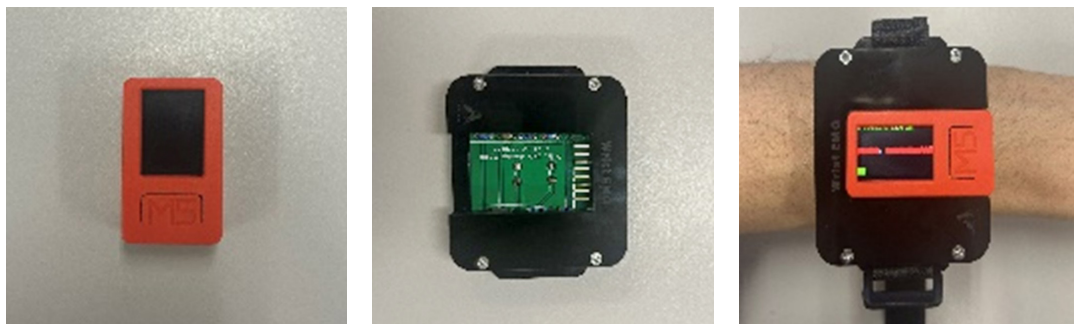


図1 EMG測定用デバイス

開発した筋電センシングシステムを両足の太ももに装着し、“椅子に座っている状態”、“椅子から立ち上がる動作”、“立ちっぱなしの状態”、“歩く動作”の4種類の状態・動作の筋電図の測定を行った。各動作に対して100個ずつのデータを取得し、得られた測定結果からCSV形式のデータセットを作成した。

図2には上記の4種類の筋電図測定結果の例を示す。各データの測定時間間隔は17.9~18.5msであった。立ち上がりと歩く際の動きでは特徴がみられた。椅子に座った状態

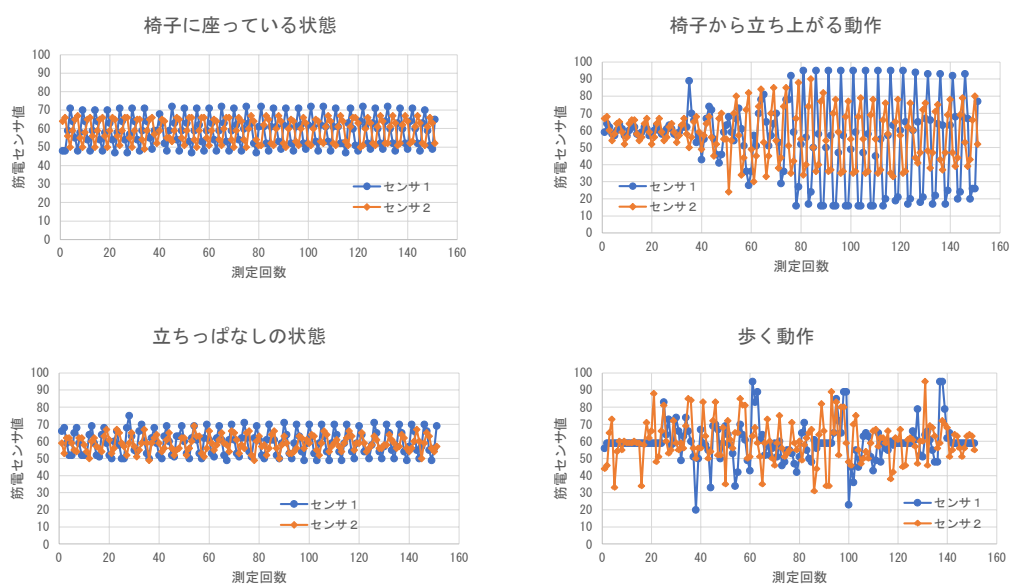


図2 筋電図の測定結果の例

と立った状態は似ているように見え、機械学習による分類が難しい可能性がある。

Emotions, IMU-Kinematics, EMG-Kinematics の3種類のデータに対して機械学習を実装し、正解率と学習時間を計測した結果、以下の結果を得た(図3)。実験の結果、正解率に関してはDNN、学習時間に関してはK-NNがそれぞれ高い正解率・時間を示すという結果となった。ただし、各手法において学習時間に差がある点に注意が必要である。

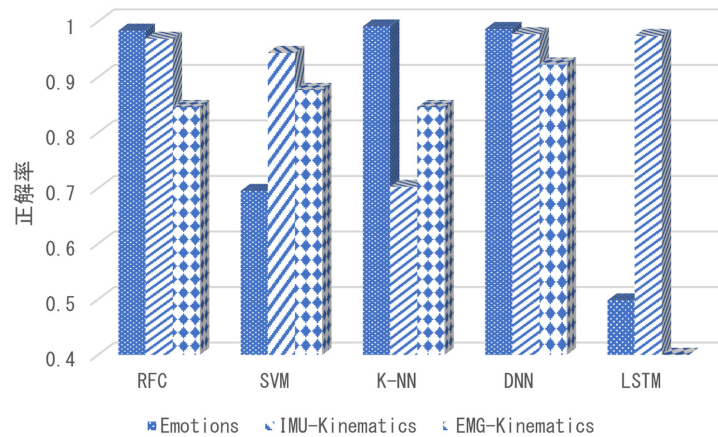


図3 機械学習ごとの正解率の比較

独自の My-EMG-Kinematics のデータを使った結果として、図4にLSTMによる解析結果を混同行列にて表した。正解率が90.00%、再現率が88.75%、適合率が91.03%と、使用したすべての評価指標において90%付近の高い精度での分類をすることができた。

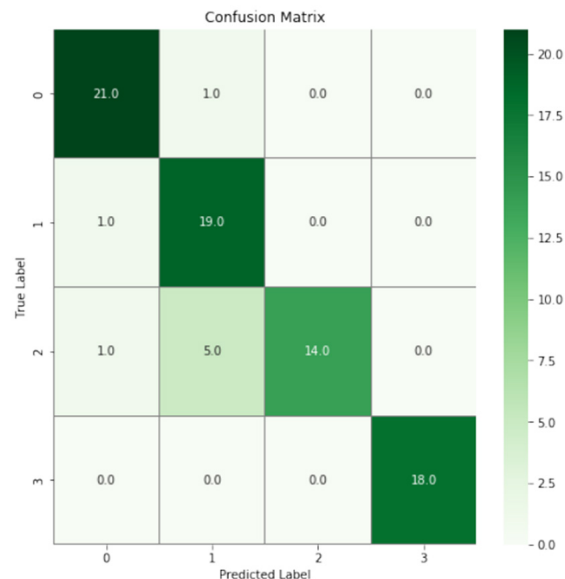


図4 My-EMG-Kinematics の各動作データを用いてLSTMによる分類を行った際の混同行列による分類性能評価結果

複数の身体情報時系列データを利用した機械学習による分類・評価システムの構築と比較を行った。時系列データの特徴によって学習時間、正答率などが異なることが判明した。今後、データの特徴を自動的に抽出して、その特性に合わせて動的に最適な AI アルゴリズムを選択する機械学習システムの構築を進めていく。

### 3 エッジデバイスの開発

本章ではエッジデバイスとして両手、両腕に加え、頭、腰のパーツを含めた、人型の上半身の構造のものを作製した。作製した遠隔操作ロボットは Youbionic 社の Youbionic Half のデータを基に作製を行った。各パーツは 3D プリンターにて ABS 樹脂を使用して印刷製造を行った。制作したロボットは、各部位にサーボモータやベアリング、ボールジョイントを取り付けることで関節の部位が動くよう作製されている。動作の仕方としては、各指と親指の付け根は握る方向へ動く動作、手首と腕はひねるような動作、肘は前後に曲げる動作、肩は腕を前後に上げる動作と腕を外に開く動作を取るよう駆動する設計となっている。図5に遠隔操作ロボットの全体像と手の機構を示す。

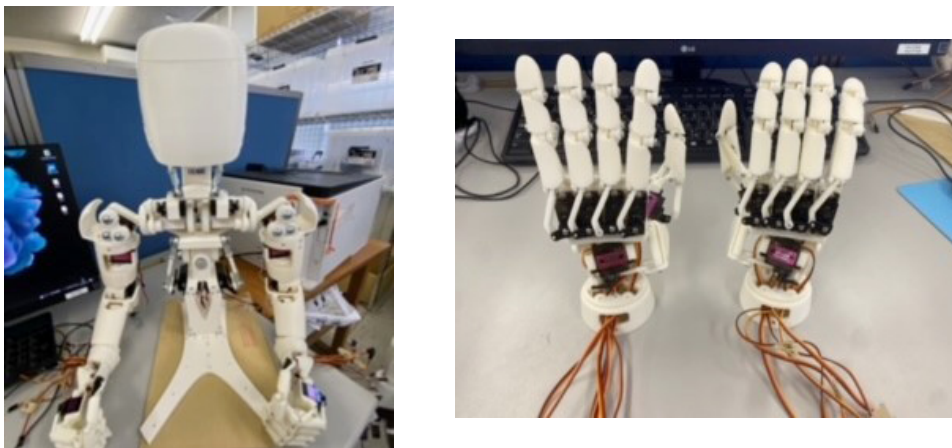


図5 作製した遠隔操作上半身ロボットの外観

サーボモータの制御は、Arduino Nano によって信号を送り、サーボドライバ（本研究では PCA9685 を用いた）によって適切な電力を供給した。PCA9685 は Arduino Nano から I2C 通信を用いて制御した。各指にはサーボモータ（MG90S）が使用されており、このモータは  $-90 \sim 90^\circ$  の範囲で駆動する。動作確認のため仮のプログラムを入力しプログラムの角度を変えていくことで、指を伸ばした状態でのサーボモータの角度と指を曲げた状態でのサーボモータの角度を測定し、手を握る動作の動作確認を取った。すべての指を動かす際、1つのサーボモータに約  $0.4\text{mA}$  必要となり、多数のサーボモータを動作させるため、大電流を流すことができる電源を用いている。今後は、多数のサーボモータを容易に動作させることのできる遠隔側での制御システムを構築し、ロボット側では機械学習システムを活用して自立して動作・作業ができるシステムを構築する予定である。

## 4 おわりに

本稿では、スモール時系列センシングデータを用いたエッジ機械学習システムにおける機械学習アルゴリズムの評価および遠隔操作型エッジシステム作製を行った。機械学習においては、識別性能だけでなく学習時間などを多面的に評価する必要がある。今後、開発した各技術を統合したシステムを開発し評価する予定である。

## 謝辞

本研究は主に、令和4年度東北工業大学学内公募研究（萌芽型）の助成を受けて実施された。ただし、研究の一部は、NEDO「次世代人工知能・ロボット中核技術開発／革新的ロボット要素技術分野」、JST COI JPMJCE1303, JST A-STEP JPMJTM20JW, NEDO 官民による若手研究者発掘支援事業／マッチングサポートフェーズの支援ならびにJSPS 科研費 18K04256 の支援を受けて行われた。

## 参考文献

1. Chenzhong Shao, Hideki Hirano, Hiroshi Miyaguchi, Munetaka Nomoto, Masanori Muroyama, and Shuji Tanaka, "Event-Driven Tactile Sensing System Including 100 CMOS-MEMS Integrated 3-Axis Force Sensors Based on Asynchronous Serial Bus Communication", IEEE Sensors Journal, Vol. 20, Issue 17, pp. 10159-10169, Sept.1, 2020.
2. 室山真徳, 田中秀治, "イベントドリブン型MEMS-LSI集積化触覚センサアレイシステムを用いた物体判定", 電気学会論文誌E部門, Vol. 147, No. 7, pp. 164-170, 2023.
3. Takao Saitou, Shuji Tanaka, and Masanori Muroyama, "A Basic Study of Texture Classification by Active Sensing Using a MEMS-LSI Integrated Tactile Sensor", The 13th Japan-China-Korea Joint Conference on MEMS/NEMS 2022, pp. 1-2, 2022.
4. 阿部太一, 阿部秀彦, 室山真徳, "力と曲げデータが取得可能なセンサグローブの開発とその応用", 令和5年東北地区若手研究者発表研究会, pp. 353-354, 2023.
5. 大塚亮平, 阿部慎之介, 室山真徳, "曲げセンサデータを用いた手の作業習熟に関する動作解析", 令和5年東北地区若手研究者発表研究会, pp. 357-358, 2023.
6. 室山真徳, 齋藤翔馬, "エネルギー消費に着目した指曲げ動作の解析", 令和5年電気学会全国大会, pp.224, 2023.
7. 齋藤栄騎, 室山真徳, "エッジ推論デバイスのセンシング性能評価に関する考察", 令和5年東北地区若手研究者発表研究会, pp. 359-360, 2023.
8. 小田龍哉, 室山真徳, "振動提示フィードバックシステムの検討", 令和5年東北地区若手研究者発表研究会, pp. 355-356, 2023.
9. Kaggle: <https://www.kaggle.com/>