

衛生的拭き取り方法の慣性センサによる検出・分類 －公衆衛生教育への基礎的検討－

鷲野 嘉映^{*1}, 伊藤 敏^{*2}, 井上 祥史^{*3}

*1 愛知みずほ短期大学, *2 岐阜聖徳学園大学, *3 岩手大学

Detection and Classification of Hygienic Wiping Methods by Inertial Sensors -A Fundamental Study for Public Health Education-

Kaei WASHINO^{*1}, Satoshi ITOU^{*2}, Shoshi INOUE^{*3}

*1 Aichi Mizuho Junior College, *2 Gifu Shotoku Gakuen University, *3 Iwate University

In the initial stages of defending against the spread of infectious diseases, the interception of infection routes is critical. Therefore, it is desirable to teach students involved in medicine, health, and welfare how to wipe appropriate environmental surfaces. For this purpose, it is desirable to understand their own wiping operation, but objective detection is difficult. In this study, we show that the wiping state can be classified by detecting the state of wiping with an inertial sensor and by deep learning.

キーワード：拭き取り, 慣性センサ, 機械学習, 衛生教育

1. はじめに

2019年12月に新型コロナウイルスによる感染症が世界保健機関(WHO)に報告され, WHOは新型コロナウイルスをSARSコロナウイルス2型(SARS-CoV-2)と命名し, SARS-CoV-2感染症の正式名称をcoronavirus disease 19(COVID-19)と定め, 2020年3月11日にパンデミックを宣言した。それ以降, 新たな変異株の発生もあり, COVID-19による社会生活や経済への甚大な影響が認められる。公衆衛生的な観点から感染症の予防は, 病原体, 感染経路, 宿主の3要因を考慮し, それらを順に対策をとることにより実施される。特に感染症の蔓延を防御する初期段階においては, 感染経路の遮断が重要である。SARS-CoV-2における経路は主に3つあり, エアロゾル伝播, 飛沫伝播, 接触伝播である。エアロゾル伝播, 飛沫伝播に対する予防は, マスクの着用や飛沫の飛散距離を考慮して2メートル以内の接触を避ける等の目に見える対策をとることである。しかしながら, 接触伝播に対しては, 日常生活を送るにあたり, 自らが接触した全ての対象物における除菌・消毒を目で確認することは困難である。また, SARS-CoV-2の残存期間としては, エアロゾルでは3時間まで, プラスチックやステンレスの表面では72時間までの報告がある⁽¹⁾。

一方, 飲食店や給食施設などにおいても, 調理現場の衛

生管理が必須であり, 環境や食品表面の微生物汚染への対応が必須となる。食品衛生の基本は, 清潔な施設・設備の中で食品を扱うことである。

微生物汚染のない衛生的な環境を整備するためには衛生的な拭き取りが必要となるが, 拭き取りによる清浄度は拭き取り方法によるばらつきが大きいと考えられる。洗浄対象物・洗浄に用いる資機材が同一であった場合, ばらつきに影響を与える因子として, 拭き取り時の方向, 付加力が考えられるが⁽²⁻³⁾, 清掃者自らが拭き取り時においてそれらを認識することは困難である。

2. 目的

本研究では, 拭き取りをしている状態を慣性センサにより検出し, そのデータを機械学習することで, 拭き取り状態を分類することを試みた。自らの拭き取り方法を客観的に認知し, 衛生的な拭き取り方法について学び, 実践するための基礎的研究である。

3. 研究方法および結果

3.1 データ収集装置

小型マイコンモジュール M5StickC を用いて, 拭き取り方法のデータを収集した。

M5StickC は、ESP32-PICO を搭載し、M5Stack テクノロジー社が開発した、約 48×24×14mm のプラスチック製ケースの中に小型ディスプレイ、バッテリー・AD 変換端子などの周辺部品を含む小型のマイコンモジュールである。内臓の慣性センサ MPU6886 の座標配置を図 1 に示す。プログラムの開発には Arduino IDE を用いた。

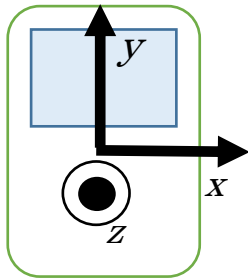


図 1. M5StickC の慣性センサ座標配置

3. 2 データ収集

M5StickC を用いて、拭き取り操作のデータを収集するにあたり、M5StickC を z 軸が上に向くように机上の置いたとき、x 軸の左から右への移動を正方向移動、z 軸の右ねじ進行方向の回転を「左回転」と定義した。

衛生的ふき取りパターンが下記のように分類されるとして、ラベル付きデータ（訓練データ・学習データ）の収集を行った。今回は、機械学習による分類が可能かどうかのプロトタイプの実験であるため、各拭き取り動作のデータ収集時間は 10 分間とした。また、ラベルのないテストデータとしては、同じパターンでの拭き取りを 3 分間実施した。

1. 左右にふき取り：左右と略す（以下同様）
x 軸正負方向で拭き取り
2. 右から左へ方向のふき取り：左一方向
x 軸負方向移動時のみ拭き取り
3. 左から右へ方向のふき取り：右一方向
x 軸正方向移動時のみ拭き取り
4. 右回り回転拭き：右回転
z 軸反右ねじ進行方向で拭き取り
5. 左回り回転拭き：左回転
z 軸右ねじ進行方向で拭き取り

3. 3 データの概要

得られたデータを概観する。「左右」、「左一方向」および「右回転」の加速度の変化を図 2 に示した。同様に角速度の変化を図 3 に、pitch と roll の変化を図 4 に示す。

z 軸の加速度変化において、「左右」 a と「右回転」 c では一定値 1（重力加速度 9.8 m/s^2 を 1 に規格化）が保たれ

ている（図 2）。これは拭き取り操作の際に拭き取り面から離れないことを示している。一方で、「左一方向」 b では拭き取り時の方向転換で接触面から離す必要があるため、z 軸に変動を生じている。

角速度変化では、「左右」 a 動作では x 軸の回転がほとんど見られないが、片拭き取り操作である「左一方向」 b では x 軸の回転が見られる（図 3）。x 軸の回転は、拭き取り方向の変換時に手首の返し操作を反映していると思われる。また、いずれの操作でも z 軸の回転が見られる。「右回転」では x、y 軸の回転が見られない。pitch, roll の変化も各拭き取り動作ごとに目視上異なる波形を示している（図 4）。しかし、目視で波形を観測し、波形からパターンを抽出することは困難である。

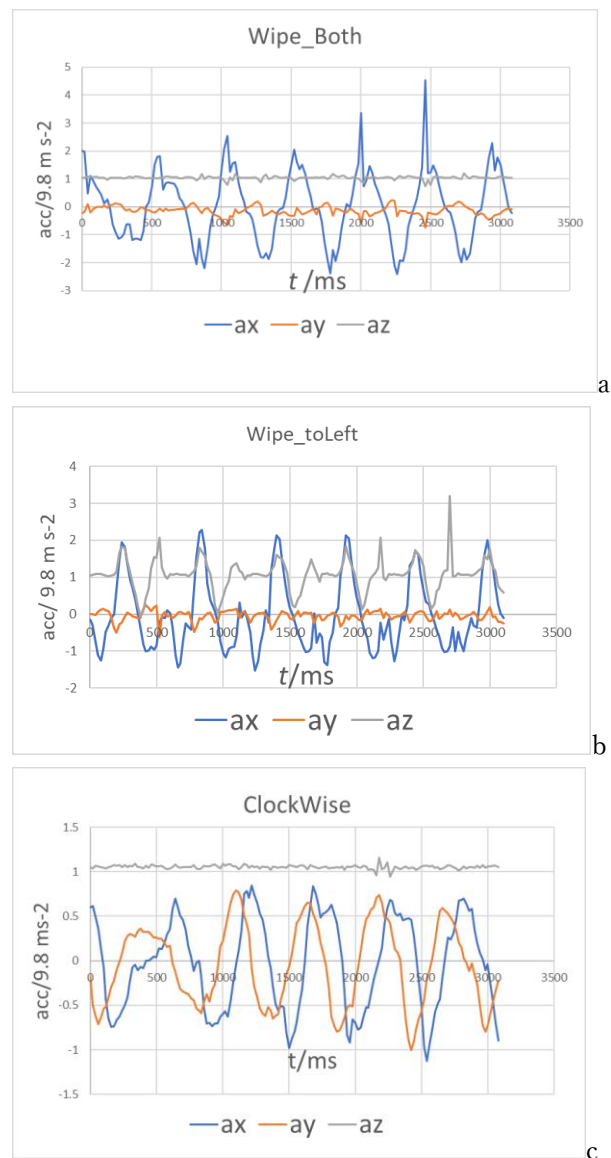


図 2. 加速度変化：a 「左右」、b 「左一方向」、c 「右回転」

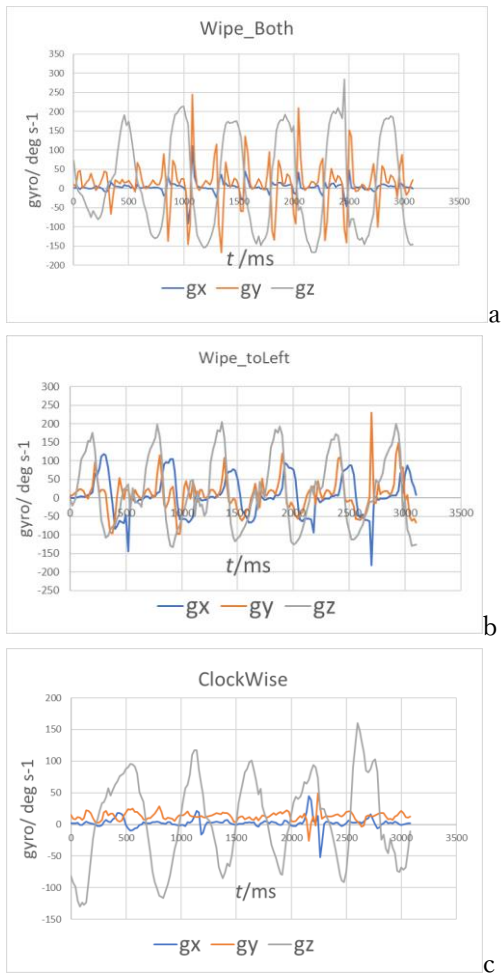


図3. 角速度変化 : a 「左右」, b 「左一方向」, c 「右回転」

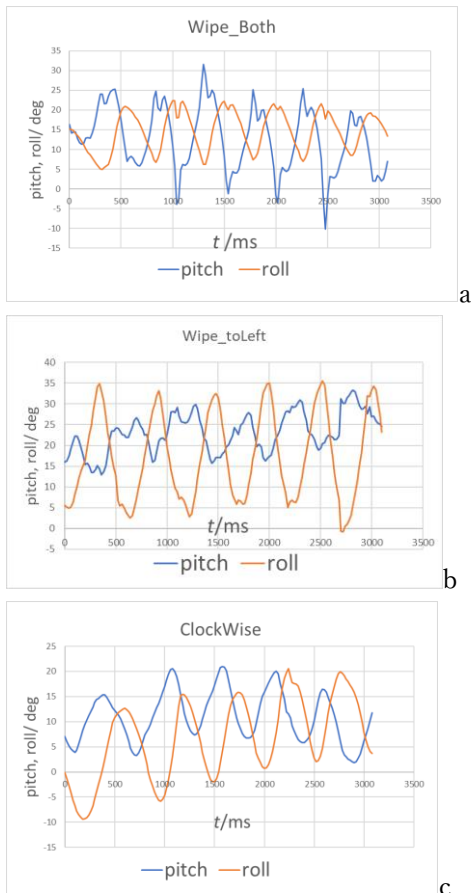


図4. pitch,roll 変化 : a 「左右」, b 「左一方向」, c 「右回転」

3. 4 機械学習による分類

先にデータを概観したように、拭き取りパターンを分類するにはデータ構造が複雑で、単純なアルゴリズムでは分類が困難である。そこで、機械学習を用いて分類を試みた。

アルゴリズムを選択し、データの整形と特徴点エンジニアリングを行い、モデル学習をさせた後、学習成果に対する評価、すなわち得られた予測結果の検証と評価を行った。今回用いる機械学習は、「教師あり学習」に分類される。アルゴリズムは畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN)モデルと再帰型ニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network: RNN)の長短期記憶 ネットワーク (Long Short Term Memory : LSTM)を用いた。

最初の検討で用いた特徴点は、モジュールコンピュータ M5StickC の Inertial Measurement Unit (IMU) である MPU6886 の x, y, z 軸から得られる加速度 3 軸, 角速度 3 軸, および高周波の雑音を除くため 0.3Hz の Lowpass フィルタを適応した加速度 3 軸データ, および図 4 で示したように pitch, roll が大きく変化をすることから, これらを加えた計 11 軸である。学習データの処理においては、データ収集で、動作を始める前と終わるところの前後で動作がない (スイッチ操作などのため) データを削除した。ここまでの検討を 5Activity11 特徴点 CNN モデルおよび 5Activity11 特徴点 LSTN モデルと称する。

さらに、h5 形式のモデルを Tensor Flow Lite 形式に変換した。h5 形式は、学習データとラベルのないテストデータのコンパイルで生成されるモデル情報を持ったファイルである。これにより、モデルのファイル容量が激減し、さらにこの変換により Tensor Flow Lite で推定が可能になる。

3. 5 機械学習の性能評価

機械学習に対する分類モデルについて評価した。評価は、混合行列により示した (表 1, 表 2)。5Activity11 特徴点において、アルゴリズムによる正解率を比較すると、CNN モデルは 68.7%, LSTN モデルは 100.0%であった。

CNN モデルは LSTM モデルと比べて左右両方向の拭き取りと回転運動による拭き取りを判別する精度が低いことが示された。

表1. 5Activity11 特徴点 CNN モデル

予測 実際	左右	左一方 向	右一方 向	右回転	左回転
左右	32	0	0	106	0
左一方 向	0	43	0	26	0
右一方 向	0	0	74	0	0
右回転	0	0	0	67	0
左回転	0	0	0	0	74

表2. 5Activity11 特徴点 LSTN モデル

予測 実際	左右	左一方 向	右一方 向	右回転	左回転
左右	140	0	0	0	0
右一方 向	0	70	0	0	0
左一方 向	0	0	70	0	0
右回転	0	0	0	69	0
左回転	0	0	0	0	74

3. 6 拭き取り動作の推定実験

構築されたモデルを用いて実際に拭き取り動作を行い、得られたデータから推定を行った。左一方向、右回転、左右、右一方向、左回転、左右、右一方向、左一方向、右回転、左回転の拭き取り操作を順に 10 秒程度行い、動作の推定を行った。なお、各動作の ID 番号を、0: 左右, 1: 右一方向, 2: 左一方向, 3: 右回転, 4: 左回転とした。

推定結果の一部を図 5 に示す。時系列順の拭き取り操作の推定結果は、拭き取り動作と比較的良好一致をしている。

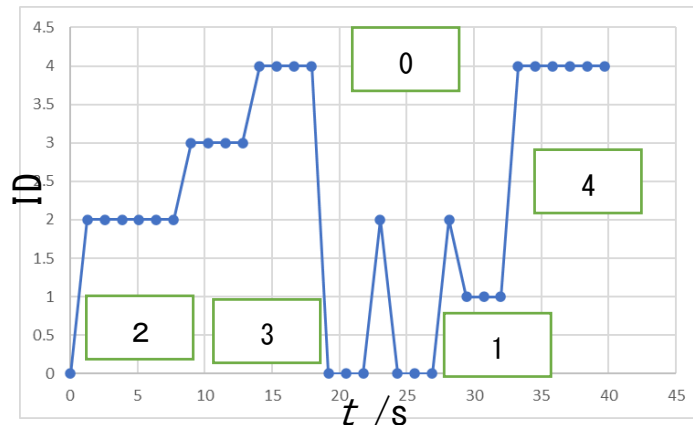


図5. 拭き取り動作の推定

4. 考察

衛生的拭き取りの衛生教育において、自らの拭き取り方法を知り、望ましい拭き取り方法へのフィードバック教育が有効であると考えられる。

拭き取りにおいては、拭き取り対象物と拭き取るための資機材の組み合わせに拭き取り効率は異なるが、それが同一の場合、拭き取り効率に影響を与える因子として、拭き取りの方向や拭き取圧力が影響すると考えられる。

しかしながら、拭き取りの方法や圧力を拭き取りにおいて認識することは困難である。そこで、筆者らは拭き取り圧力の拭き取り効果に与える影響と、拭き取り中の拭き取り圧力を視覚的に確認可能な簡易装置の開発を試みた。⁽⁶⁾

拭き取り方向の把握においては、動画撮影を行い、その動画を見ることで、自らの拭き取り方法を確認することは可能であるが、その評価には困難を伴う。よって、本研究においては、拭き取り方法を慣性センサにより把握し、得られたデータを機械学習により分類することを試みた。

本研究におけるディープラーニングのアルゴリズムとして CNN と RNN を比較検討した。CNN は画像モデルに特化したモデルであり、RNN はデータの順番を考慮した予測を行うことでできるモデルでテキストデータなどに適応される⁽⁵⁾。本研究で用いた RNN は LSTM である。拭き取り方法の判定が容易な 5 つの拭き取りパターンで検討した結果、CNN モデルは LSTM モデルと比べて精度が低いことが示され、拭き取り動作の解析においては、データの情報前後での情報の伝わり方が制御される RNN の LSTM が望ましいことが明らかとなった。

また、実際の拭き取り動作の本アルゴリズムによる推定実験において、良好な推定結果が得られた。この結果より、学習者に「指示した拭き取り操作」を実施してもらい、その結果を図示することで、指示通りに拭き取り操作が行われたかの検証に利用可能であると考えられる。

一方で、「右回転」を一部「左回転」と推定したり、「左右」を「左一方向」と推定するなどのエラーが認められた。今回の学習データは各操作 10 分程度の学習データである。拭き取り操作の学習データ量を増やすことで推定精度向上が図れるものと思われる。

本研究において、慣性センサにより得られたデータから機械学習による分類で、典型的な 5 パターンの拭き取り方法を学習者に提示することが可能であることが示された。

衛生的な拭き取り方法において、ノロウイルス感染症対策における排泄物・嘔吐物の処理において、外側から内側に向けて静かに拭き取ることが推奨されている⁽⁷⁾。また、吐き出す方法は、注射針刺入部の消毒方法において、看護

技術の方法として、多くの看護技術系の教科書において記載されている⁽⁸⁾。そのため、掃き出しや拭き込みの動作を加えたパターン推定が必要と思われる。

本研究において、慣性センサにより得られたデータから機械学習による分類で、典型的な5パターンの拭き取り方法を学習者に提示することが可能であることが示された。この結果は、衛生教育において、学習者に対して、正しい拭き取り操作の指導に活かすことが可能であると考えられる。

謝辞

本研究の一部は、科研費(19K03178,20K03164)および「健康」に関する研究推進(瀬木学園)による助成を受けて実施した。

参考文献

- (1) Neeltje van D., Trenton B., Dylan H.M., et al.: “Aerosol and Surface Stability of SARS-CoV-2 as Compared with SARS-CoV-1”, N Engl J Med, 382(16): pp.1564-1567 (2020)
- (2) 宮城和美, 吉井美穂, 金森昌彦: “高齢者施設におけるATP 拭き取り検査を用いた環境調査清掃方法による清浄度の違い”, 富山大学看護学会誌, 8(1), pp.37-46 (2019)
- (3) 小高秀正, 水落慎吾, 小沼博隆: “ふき取り検査におけるふき取る強さによる菌数の挙動に関する検討”, 日本食品微生物学雑誌.16(2), pp.131-133 (1999)
- (4) M5StickC PLUS doc.
https://docs.m5stack.com/en/core/m5stickc_plus.
(2022年4月確認)
- (5) 山口達輝, 松田洋之: 解即戦力 機械学習&ディープラーニングのしくみと技術がこれ1冊でしっかりわかる教科書, 技術評論社, 東京 (2019)
- (6) 鷺野嘉映, 伊藤敏, 井上祥史: 計測自動制御学会教育工学研究会論文誌, 投稿中
- (7) 社会福祉施設等におけるノロウイルス対応標準マニュアル (第3版)
<https://www.fukushihoken.metro.tokyo.lg.jp/shokuhin/noro/files/zenbun.pdf>
(2022年4月確認)
- (8) 伊東朋子, 中山晃志, 吉留厚子, 他: “エタノール湿潤度と塗擦方法の違いによる消毒効果”, 大分看護科学研究, 5(1), pp.1 - 7 (2004)