

福祉機器モニター評価用データロガーの開発

清水 暁* 島田 智* 田中 繁** 菊地 義信** 小林 勇也**

Development of Data Logger for Welfare Equipment Evaluations

Akira SHIMIZU, Satoshi SHIMADA, Shigeru TANAKA, Yoshinobu KIKUCHI and Yuya KOBAYASHI

福祉機器の使用状況を記録するため、タッチセンサや加速度センサ等を用いたデータロガーを試作し、データロガーの出力とビデオ動画を比較することで、データロガーの有用性を確認した。また、機械学習による車いすの状態推定を試み、90%以上の精度で推定可能であることを確認した。

Key Words : 福祉機器, データロガー, 機械学習

1 はじめに

平成 29 年版高齢社会白書¹⁾によると、平成 28 年の我が国における 65 歳以上の人口割合は、27.3% (3,459 万人 総人口 1 億 2,693 万人) であり、2060 年には 38.1%になると予測されている。高齢者人口の増加に伴い、需要の拡大が予想される福祉機器であるが、製品開発においては利用者の障害度合や使用環境に着目した臨牀的な観点での安全性や使い勝手の評価が必要であり、これらの評価を十分に行わない製品は流通ルートに乗りにくいものとなる。そのため、福祉機器の開発には、初期段階から、福祉機器の利用者、開発者、評価者が連携し、迅速な開発をする必要がある。

本研究の共同研究者である、(株)福祉用具総合評価センターは、主業務として福祉機器の臨牀評価、モニター評価等を行っている。これまでに実施した車いすやポータブルトイレ等のモニター評価、調査研究では、実際の使用状況を録画した上で、動画を見ながら使用者が機器のどの場所を触ったか等について記録する方法でデータ取得を行っている。そのため、①記録作業の負担が大きい②詳細なデータの取得が難しい③ポータブルトイレ等では、録画を拒否される等の理由から、十分な評価ができないという問題がある。これらの課題の解決には、利用者が機器に触った場所と時刻を自動で記録するデータロガーが有効であるが、専用装置として市販されていない。

一方で、Raspberry Pi²⁾等の電子デバイスが小型・高機能・低コストであり、取り扱いも比較的容易であることから注目されている。これらのデバイスを用いることで、低コストかつ迅速な試作品開発が可能となる。本研究では、これらのデバイスを活用し、車いすのモニター評価を想定したデータロガーの試作開発を行ったので報告する。

2 研究の方法

2.1 センサの検討

車いす等の移動体のモニター評価を行うためには、利用者が車いすに触れた箇所と時間の検出、車いすの移動の有無を検出する必要がある。

人が触れた箇所の検出を行うためには、感圧センサや近接センサ等を使用することが考えられるが、車いすの利用者が違和感を覚えなことが重要である。さらに、曲面箇所にも取付けが必要となるため、コンパクトかつフレキシブルなセンサを用いる必要がある。また、接触を検出するためには、意図的に力を加えることなく検出できることも必要となる。複数個のセンサが必要となることから、センサ単体のコストも抑える必要がある。

これらの条件を満たすセンサとして、静電容量式のタッチセンサに着目した。静電容量式のタッチセンサは、人体が接触した時の静電容量の変化を検出するセンサであり、ノートパソコンのタッチパッド等で広く利用されている。本研究で用いたタッチセンサは、アルミ箔をフィルムで挟んだ構造となっており、安価に作成が可能である。また、検出方式として、マイコンの機能で容易に実現可能な充放電方式(図 1)を利用することとした。この方式は、一定時間充電後、人体とアルミ箔の間に充電された電荷を一定時間放電させた時の電圧から人体の接触の有無を検出する。

例として 150pF のコンデンサの有無による充放電波形の違いを図 2 に示す。コンデンサの有無により、放電時の電圧が変化していることが分かるが、本研究で用いたタッチセンサは、この電圧の変化により接触の有無を検出している。

その他、車いすの動きを検出するため加速度・ジャイロセンサ(TDK-InvenSense 社製 MPU-6050)を、車輪の回転を検出するために簡易の回転センサとして DC モータ(マブチモータ社製 FA130-RA)を用いた。

* 栃木県産業技術センター 機械電子技術部

** 株式会社福祉用具総合評価センター

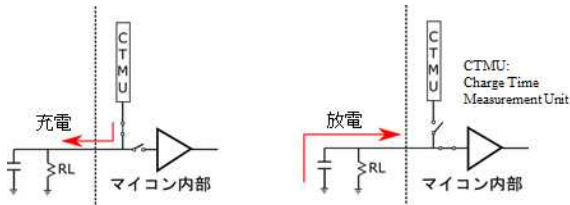


図1 充放電方式

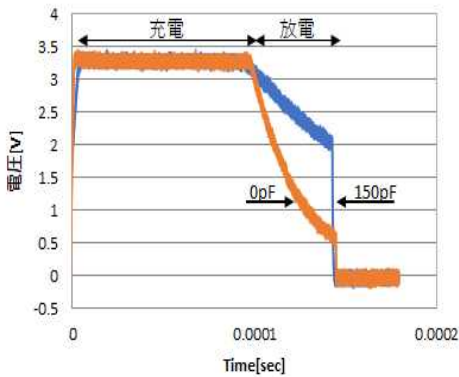


図2 充放電波形

2. 2 データロガーの開発

車いすの使用状況をモニターするために、以下の仕様でデータロガーを設計した。

- ① タッチセンサ 16ch, ひずみセンサ, 圧力センサ, 加速度・ジャイロセンサのデータを毎秒 1 回程度でサンプリング可能であること。
- ② 無線によりパソコン等にデータ送信可能であること。
- ③ 無線が途切れた場合にもデータ保存可能であること。
- ④ バッテリーにより、連続 8 時間以上駆動できること。

図 3 にデータロガーの構成を示す。データロガーは、タッチセンサ等のアナログ信号を処理する回路と、センサデータの保存や通信等の制御を行うデータ収集用プロセッサと、バッテリーから構成されている。

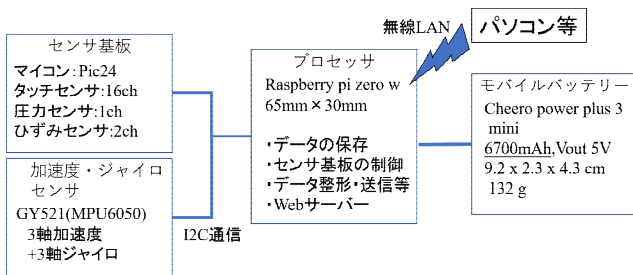


図3 データロガー構成

2. 2. 1 アナログ信号用基板

アナログ信号用基板は、16chのタッチセンサと2chのひずみセンサ、1chの圧力センサの計19個のデータをAD変換し、データ収集用のプロセッサにデータを送る。本研究は、マイコン(マイクロチップテクノロジー社製PIC24FJ128GC010)により、タッチセンサの充放電制御や各センサのデータ取得を行っている。図4に作製した回路基板を示す。

各アナログセンサのノイズ平滑化のために、1秒あたり50回測定を行い、平均化したものをI2Cによりデータ収集用プロセッサにデータ送信している。また、バッテリーからの電源が喪失した場合も時刻保持を行うため、PICのリアルタイムクロック機能を用いている。



図4 作製したアナログ回路基板

2. 2. 2 データ収集用プロセッサ

データ収集用プロセッサは、アナログ信号用基板に測定開始・停止等の指令送信や測定したデータの保存、無線によるデータの送受信等を行う。

車いすに装着するためには、小型かつ低消費電力であることが重要であるため、Raspberry Pi Zero Wをプロセッサとして使用した。このデバイスは65mm×30mmと小型であり消費電流も200mA程度と少ない。また、無線LANが搭載されている。

図5に開発したデータロガーのシステム概要を示す。Raspberry Pi Zero Wには、アナログ信号処理用基板をコントロールする機能とWebサーバーとしての機能を持たせている。WebフレームワークFlaskによりサーバーを構築しており、Web上で測定の開始・停止の制御やグラフによるデータの閲覧を行うことができる。また、インターネット環境がない状態に対応するためにアクセスポイント機能も有している。

クライアント端末から測定開始の指令が送信されると、アナログ回路基板は各センサの読み取りを開始し、1秒毎にデータ収集用プロセッサにデータを送信する。プロセッサでは、受け取ったデータをデータベースとCSVファイルに書き込むと同時にWebSocketによりクライアントにデータ送信を行う。図6にグラフ表示の例を示す。また、試作したデータロガーを図7に示す。

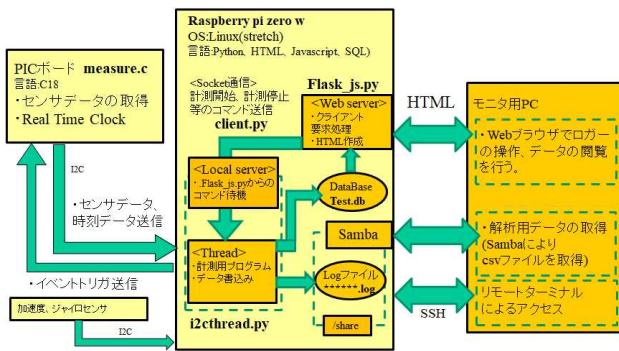


図5 システム概要

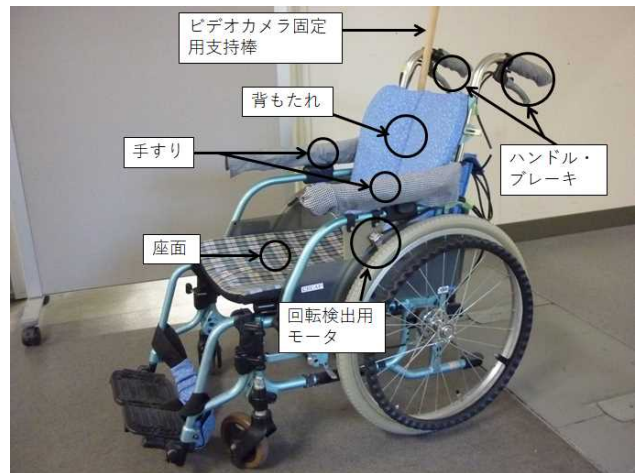


図8 実験に使用した車いす



図6 グラフ表示



図9 タッチセンサ

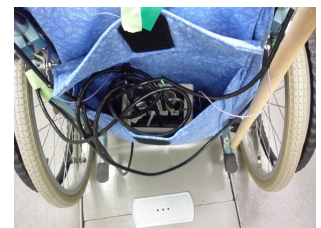


図10 データロガー

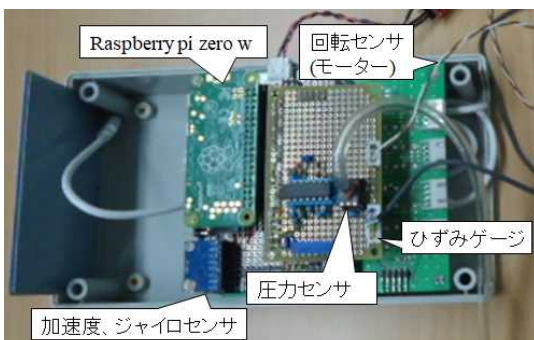


図7 試作したデータロガー

2. 2. 3 車いすへの装着

図8に、本研究で使用した車いす(松永製作所製 REM-1000)を示す。車いすの手すり、座面、背もたれ、ハンドル、ブレーキにタッチセンサ(図9)を、車輪には回転を検出するための回転センサを装着した。データロガーは車いす背面のポケットに収納している(図10)。

また、車いす上方にはビデオカメラ(Sony社製 HDR-AS50)を設置し、動画撮影を行い、動画とセンサデータの比較を行った。

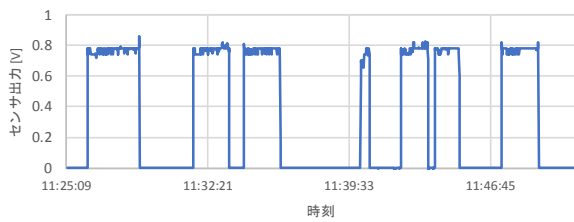
3 結果および考察

3. 1 動画との比較

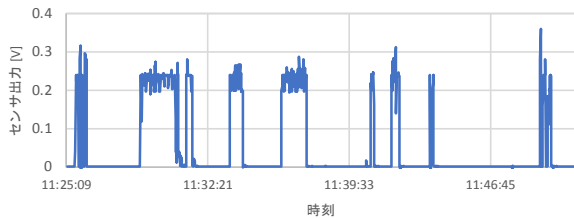
データロガーにより取得したデータの例を図11(a)~(d)に示す。各センサの出力は、データロガーの起動時にキャリブレーションによる補正を行っている。

回転センサは、車いすの進行方向で正、逆方向で負の値を出力するため、出力の絶対値が0.1Vを超えた時を車輪が回転したと判定した。また、タッチセンサからの出力が0.1Vを超えると接触と判定した。さらに、車輪が回転している状態を移動と定義し、移動時にハンドルに接触している場合を手押し走行、ハンドルに接触していない状態を自力走行と定義した。

図11に示したデータから、自力走行と手押し走行を分類したものを図12(a)に示す。また、動画の目視から得られた結果を図12(b)に示す。この結果から、本研究で試作したデータロガーから得られた結果と、動画の目視から得られた結果は、良く一致していることが分かった。その他、手すりや背もたれについても同様な実験を行い、動画と一致していることを確認した。手すりや背もたれ等の接触の場合、同時に複数個所の目視確認が難しいため、何度も動画を見直す必要がある。そのため、確認作業には、実際の記録時間の2~3倍程度の時間を要する。一方で、本研究で開発したデータロガーを用いることで確認に要する時間を削減することができるため、モニター評価を効率的に行えることがわかった。



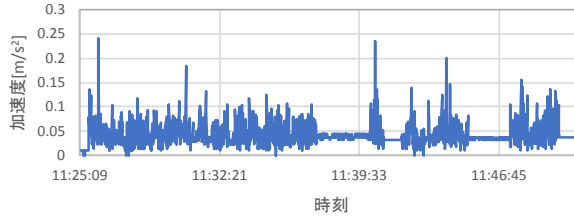
(a) タッチセンサ (座面)



(b) タッチセンサ (ハンドル)

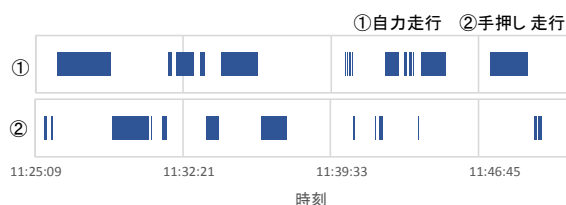


(c) 回転センサ (車輪の回転)

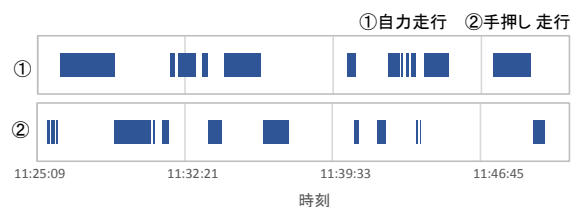


(d) 加速度の絶対値

図11 各センサの出力例



(a) 車いすの走行時間 (データロガー)



(b) 車いすの走行時間 (ビデオ動画)

図12 車いすの走行時間についての比較

3. 2 車いすの状態推定

試作したデータロガーの応用として、車いす使用者の活動度合いを定量的に把握することが考えられる。

高齢者のQOL(Quality Of Life)と身体活動には関係があり、身体活動の多い者は、QOLが高く維持される傾向があることが報告されている³⁾。リハビリや介護等の場合においても車いすをどのように利用しているかを把握することは、QOL向上やヘルスケアの観点から重要であると考えられる。

しかしながら、本研究で開発したデータロガーは、福祉機器のモニター評価等の限定された時間内の利用を想定しており、日常的な利用を想定していない。リハビリ等のモニターに活用するためには、長期間の利用を想定する必要があり、車輪の回転を検出するために用いている回転センサ等は耐久性や安全性等の観点から好ましくない。そこで、回転センサの代替として加速度センサ、ジャイロセンサにより車いすの状態を推定することを検討した。

図11(c), (d)に示す回転センサと加速度センサの出力を比べると、車輪が回転している時は、加速度センサの出力も大きくなる傾向があるため、加速度センサの出力の大きさにより、移動や停止の状態が判定可能であるように思われる。

しかし、車いすが静止時の加速度を見ると、時刻11:25:09のときは 0m/s^2 であるが、時刻11:39:33の時は、 0.05m/s^2 となっており、静止時の加速度が時刻により異なることがわかる。この原因として、図10に示すようにデータロガーを車いす背面のポケットに収納していることが考えられる。このような、加速度の変動を避けるため、データロガーを車いすのフレーム等に固定することも可能であるが、車いすの折り畳み収納等での利便性を損なう可能性がある。また、坂道で車輪をロックし静止する等の状況も考えられるため、加速度センサの大きさのみで静止、移動を判定することは難しいことが予想される。

そこで、本研究では、機械学習により車いすの状態を推定することを試みた。機械学習の例として、画像処理に用いられるCNN(Convolutional Neural Network)や時系列データに用いられるRNN(Recurrent Neural Network)等がある。近年では、時系列データの処理のため、CNNやRNN等を組み合わせたDeepSenseモデル⁴⁾、DeepConvLSTMモデル⁵⁾等が提案されている。これらのモデルでは、時系列データの特徴をCNNにより抽出した後、特徴量の時系列データをRNNに入力し、時間領域の特徴抽出を行うことで、時系列データの分類回帰を可能としている。本研究では図13に示すモデルにより車いすの状態推定を試みた。

推定する車いすの状態を表1に示す5種類のラベルで定義した。また、各ラベルは、表2に示す状態として検出可能であるため、加速度(3軸)・ジャイロ(3軸)と座面・背もたれ・左右ハンドル・左右ブレーキに装着したタッチセンサからの出力を入力データとした。

学習用のデータを得るため、あらかじめ回転センサを設置した状態でデータを取得後、ラベル分けを行い、正解ラベル

を得た。その後、正解ラベル付きのデータを用い、図13のネットワークの学習を行った。サンプリングレートは毎秒1回とし、各センサデータを8秒毎に短時間フーリエ変換した8秒間のスペクトログラムデータを入力として与えた。また、学習用に12000秒のデータを用意し、評価用に5000秒のデータを用意した。学習の時点では、およそ98%の正答率を得ることができた。

次に、学習に用いたデータセットと異なる日時で取得した25000秒のデータセットにより評価を行ったところ、正答率は96.7%であった。図14に評価に用いたデータセットの正解ラベルと推定した結果を示す。ラベル”1”（自力走行）の状態を活動の目安と考え、図14のデータセットの内、ラベル”1”の時間が占める割合を算出したところ、回転センサによる正解は11.7%であったが、機械学習による推定では、12.7%となった。

表3に、機械学習による推定結果を混同行列の形式で示す。表3の混同行列は、縦方向に正解ラベルを、横方向に推定ラベルを示している。例えば、正解ラベル”0”に対して”0”と推定したものが97.36%あり”1”と推定したものが0.05%あることが分かる。

表3の太線部分を見ると、正解が”2”のとき”0”と推定する、正解が”0”のとき”2”と推定する、正解が”3”のとき”1”と推定する場合が多いことが分かる。

図15に推定を誤った箇所を例示する。図15から、ラベルが変化する瞬間に推定を誤っていることが分かる。図15の点線枠内を見ると、正解ラベルは”0”→”2”→”0”→”3”→”1”であり、手押し走行と自力走行の間に、人が車いすに触れていない瞬間と車いすに乗ったが移動していない瞬間があることがわかる。一方で、機械学習による推定は”0”→”2”→”0”→”1”となっており、人が乗っているが走行していない瞬間を認識できていないことがわかる。これは、状態が変化する瞬間の学習データが定常状態と比較して少ないことやデータのサンプリング周期が1秒と長いことが原因と考えられるため、これらを改善することで、より高い精度で推定できるものと考えられる。

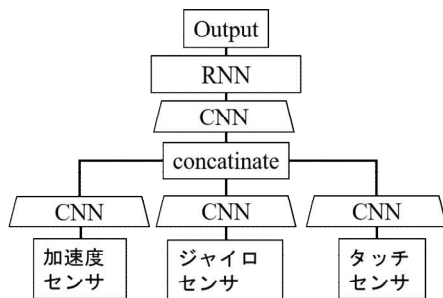


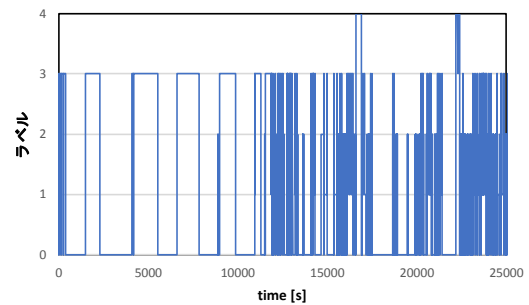
図13 本研究で用いたモデル

表1 ラベル分類

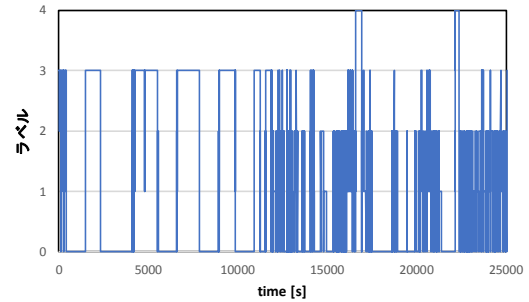
ラベル	車いすの状態
0	人が乗っておらず、静止している。
1	人が乗っており、自力走行している。
2	人が乗っておらず、手押し走行している。
3	人が乗っており、静止している。
4	人が乗っており、手押し走行している。

表2 各ラベルの状態

ラベル	移動の有無	着座の有無	ハンドル接触
0	無	無	有or無
1	有	有	無
2	有	無	有
3	無	有	有or無
4	有	有	有



(a) 正解ラベル



(b) 推定ラベル

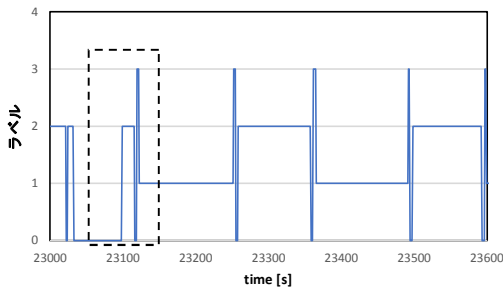
図14 機械学習による推定

表3 混同行列

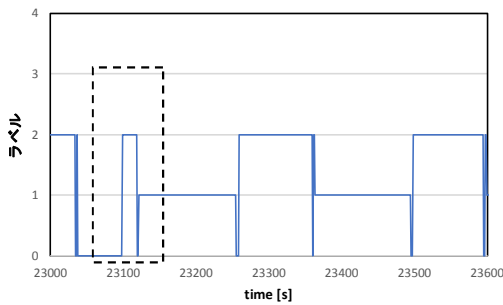
		推定ラベル				
		0	1	2	3	4
正解ラベル	0	97.36%	0.05%	2.35%	0.24%	0.01%
	1	0.03%	99.80%	0.00%	0.17%	0.00%
	2	3.53%	0.00%	96.43%	0.04%	0.00%
	3	1.36%	4.27%	0.47%	93.80%	0.10%
	4	0.00%	0.00%	0.00%	0.19%	99.81%

参考文献

- 1) 内閣府：“平成 29 年版高齢社会白書”
- 2) ラズベリーパイ財団 HP <https://www.raspberrypi.org/>
- 3) 前田 清, 太田 壽城, 芳賀 博, 石川 和子, 長田 久雄：“日本公衆衛生雑誌”, 49(6), 497-506, (2002)
- 4) Shuochao Yao, Shaohan Hu, Yiran Zhao, Aston Zhang, and Tarek Abdelzaher:” Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web” , 351-360 (2017)
- 5) Francisco Javier Ordonez, Daniel Roggen:” Sensors” , 16(115), (2016)



(a) 正解ラベル



(b) 推定ラベル

図15 推定を誤った箇所为例

4 おわりに

福祉機器のモニター評価を効率的に行うために、データロガーを試作した。また、データロガーで得られたデータと従来手法（動画による確認）の比較ならびに機械学習による車いすの状態推定を行い、次の結果を得た。

- (1) 試作したデータロガーから得られた結果と動画の目視から得られた結果は、良く一致しており、データロガーを使用することで動画確認の時間を削減できるため、モニター評価を効率的に行うことができる。
- (2) 加速度センサ, ジャイロセンサとタッチセンサのデータを用いることで車いすの静止・走行等の状態を90%以上の精度で推定することができる。
- (3) 車いすが手押し走行から自力走行に変化する瞬間等で推定を誤る傾向がある。