

日常生活における行動の自動識別と転倒検知に関する研究

A study on automatic identification and falling detection of behavior in daily life

中嶋 瑛¹⁾
指導教員 林 誠治¹⁾

1) 拓殖大学工学部 機械・電子システム工学専攻 林研究室

キーワード：機械学習，行動認識，加速度センサー，NNC

1. はじめに

昨今の日本では、豊かで満足のできる生活を追求することで、長生きできる時代となった。しかし、それに伴い、年々高齢者の方の突然の失神や事故などが増える傾向にある。その出来事を早期発見する対策の1つとして、機械学習と加速度センサ等を用いることで簡易かつ計測場所に制限されない計測を可能とし、[1] 測定データから行動認識を行うことにより突然の異変に気が付くことができるのではないかと考えている。

本研究では、加速度測定アプリで実測した加速度データを PC に送り、NNC を利用した推論モデルを用いて、歩く・走る・止まる・階段の上り下りの5行動の自動識別と転び検出の推論の実行をリアルタイムで行うことを目的としている。

2. 本研究で使用する機材およびプログラムやデータ

2.1 Neural Network Console について

NNC は Sony が開発したディープラーニング・ツールであり、コーディングをなしにディープラーニングを実装することができる。使用方法・導入の手法などは Sony が公式で説明を上げており、ツールの導入がしやすく環境構築の手間は掛かりにくい。NNC の主な特徴としては、ネットワークの作成と変更が楽な点やニューラルネットワーク構造の自動探索が可能、学習状況がリアルタイムで確認可能な点が挙げられる。

2.2 使用する測定機材について

使用する加速度データは、テック技研の IMS-SD データロガー型慣性センサで測定したものと、TDK-Invensense の ICM4x6xx Accelerometer という内蔵センサが入った ROG Phone2 というスマートフォンを使用し、Android Studio で測定用に使えるように調整をしたアプリで測定した。

2.3 加速度測定アプリについて

アプリは図 1 のように横画面で作成している。アプリはスマートフォンの加速度センサのサンプリング周波数を調整することができ、メインストレージ内へ csv 形式での保存が可能になっている。csv データは図 2 のようになっており、1 列目は測定日時を 1ms の単位まで記録している。

2 行目から 4 行目まではそれぞれ、X,Y,Z 軸の加速度データとなっており、小数第 6 位まで記録している。



図 1: アプリ画面

	A	B	C	D
1	22.02.06_16:26:55.482	-1.60808	8.449661	1.848282
2	22.02.06_16:26:55.481	-1.51893	8.468415	1.787725
3	22.02.06_16:26:55.501	-1.59131	8.650772	1.860245
4	22.02.06_16:26:55.482	-1.75852	8.708841	2.159531
5	22.02.06_16:26:55.481	-1.81757	8.750137	2.134384
6	22.02.06_16:26:55.501	-1.84758	8.68309	1.823135
7	22.02.06_16:26:55.482	-1.61166	8.687529	1.64238
8	22.02.06_16:26:55.481	-1.58533	8.552121	1.292831
9	22.02.06_16:26:55.501	-1.74814	8.606476	1.193466
10	22.02.06_16:26:55.482	-1.61285	8.675919	1.078937
11	22.02.06_16:26:55.481	-1.3902	8.675919	0.8918
12	22.02.06_16:26:55.501	-1.51709	8.902161	0.833145
13	22.02.06_16:26:55.482	-1.28845	8.920212	0.588928

図 2: 保存データ例

また、保存機能は主に機械学習を行う上で教師データと学習データを収集を行うために使用しているが、本研究では、日常で行われる5行動の他に、転倒検知をリアルタイムで行うことを目標としているので、取得データを直接 PC へ送れるように、UDP 通信を用いて文字列を送っているため、IP アドレスと PORT 番号を入力することで、PC へ加速度データを転送することが可能になっている。アプリの動作フローチャートの図 3 に示す。

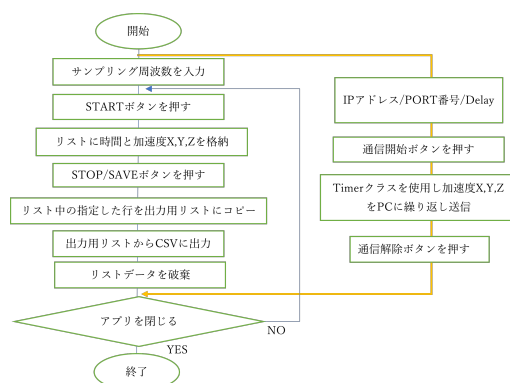


図 3: アプリの動作フローチャート

3. 加速度データの取得

UCI で行われていた加速度データの取得方法と同じにする [2]。スマートフォンの装着位置を図 4 に示す。また、スマートフォンの取り付けに関しては、ゴムバンドとスマートフォンポーチを使用し、センサーの可動域が装着部に 3cm 程度以内、センサーの傾きが 15 度以内になるよう装

着した [3]. センサーの 3 軸の向きは、図 5 に示す通りとなる。

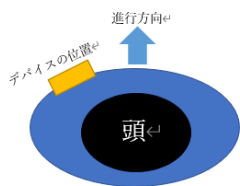


図 4: スマートフォンの装着位の向き
置

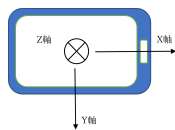


図 5: センサーの 3 軸

データの測定は、50Hz の一定速度に設定し、1 行動を約 20 秒とし 1 回の計測につき 5 セット行っている。

3.1 測定した加速度の CSV データについて

スマートフォンで測定したデータと IMS-SD で測定したデータを学習用・教師用データとして機械学習にかけることができるように前処理を行う。前処理の過程を図 6 に示す。各加速度データ XYZ を重力加速度 [G] ($1G = 9.80665 \text{ m/s}^2$) の単位に変更し [4], 2.56 秒のフレーム毎に 50 % のオーバーラップを行うことにより複数個のフレームを生成した。

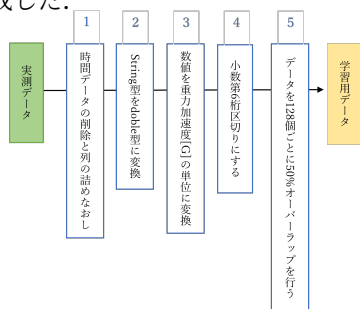


図 6: 前処理の過程

4. 学習モデルの作成と転移学習

4.1 UCI の加速度データを用いた機械学習

UCI が公開している加速度データ [2] を用いて機械学習を行い、学習モデルを生成した後、本研究で実測したデータセットを対象に転移学習を行う。

UCI のデータを用いて学習した結果の中で最も正解率が高かったモデルを図 8 に示す。また、図 8 のモデルから転移学習を行うために変更したパラメータを図 9 に示す。UCI のデータでは 6 行動であり、本研究では 5 行動の判別を行っているため、Affine の重み W を (64,6) から (64,5) に、バイアス b を (6,) から (5,) に変更した。また、Affine 以下の BatchNormalization の b , γ , μ , σ^2 のパラメータも、6 から 5 に変更した。

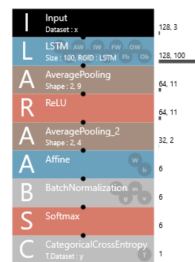


図 7: 正解率の高い
UCI の学習モデル

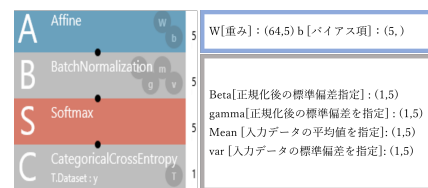


図 8: 本研究で変更したパラメータ

4.2 結果と考察

歩く、走る、階段の上り・下り、止まるの 5 行動は表 2 の混合行列より、正解率が 95.71 % となり、適合率は 95.96 %, 再現率は 95.71 % と高い精度を得た。また、パラメータの構成を初期化した同じモデルで機械学習を行った結果、正解率が 94.28 % だったので、0.57 % ではあるが、精度の向上が見られた。学習速度に関しては、パラメータの構成を初期化した同じモデルと比べ、転移学習を行う方が 1/3.5 ほど短縮された。

表 2 転移学習した学習モデル評価結果

	y_0	y_1	y_2	y_3	y_4	Recall
ylabel=0	14	0	0	0	0	1
ylabel=1	0	13	0	1	0	0.9285
ylabel=2	0	0	14	0	0	1
ylabel=3	2	0	0	12	0	0.8571
ylabel=4	0	0	0	0	14	1
Precision	0.875	1	1	0.9230	1	
F-Measures	0.9333	0.9629	1	0.8888	1	
Accuracy	0.9571					
Avg-Precision	0.9596					
Avg-Recall	0.9571					
Avg-F-Measures	0.9570					

5. まとめと今後の課題

本研究では、スマートフォンで取得したデータを PC で受信することや、UCI のデータを使用したモデルを実測で得た 5 つの動作の転移学習に使用することを行った。通信に関しては、データが 50Hz で送られていることが確認でき、転移学習に関しては、高い正解率かつ早い学習速度を得られた。今後の課題は、取得したデータをリアルタイムで推論にかけられるようにプログラムを作成すること、5 つの行動の自動識別の他に転び検出を行うためにオートエンコーダを使用してみることや、今回は取得したデータの数が少ないのでデータ数を増やすことがあげられる。

参考文献

- [1] 中嶋瑛, 林誠治, “日常生活における行動の自動識別に関する一考察”, 第 13 回大学コンソーシアム八王子学生発表会, Q117, 2021 年 12 月
- [2] “Human Activity Recognition Using Smartphones Data Set”, <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/human+activity+smartphones> (参照:2022-06-18)
- [3] “HASC2010corpus”, <http://hasc.jp/hc2010/HASC2010corpus.html> (参照 2022-6-18)
- [4] 河口信夫ら, “HASC Challenge2010 人間行動理解のための装着型加速度センサコーパスの構築”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム, 平成 23 年 7 月