

ドップラーセンサを用いた行動識別と識別範囲拡大のための学習データの検討 Exploring training data for behavior identification and identification Range expansion using a Doppler Sensor

其原浩太[†] 坪川 宏[†]
Kota Sonohara Hiroshi Tubokawa

1. はじめに

1.1 背景

近年、日本における高齢者人口の割合を示す高齢化率が増加傾向にあり、独居高齢者の増加が問題になっている。また高齢化に伴い、高齢者の不慮の事故の増加が問題となっている。中でも転倒事故は交通事故より死者数が多く、東京消防庁の発表[1]によると平成 28 年度からの 5 年間の高齢者の救急搬送される要因 82%が転倒であるということが分かっている。令和 2 年度の高齢者の転倒事故の発見場所の 59%が住宅等住居場所であり、90%以上が屋内で発生している。一人暮らしの場合、他者による高齢者の事故の発見が困難であり、事故の発見の遅れにより後遺症死亡する可能性がある。このような背景から一人暮らしの高齢者が居室内で転倒するのを速やかに検出し高齢者の状態を常に正確に検知することが必要である。そこで本研究ではドップラーセンサを用いて転倒の検出を行う。センサから得られた信号を、短時間フーリエ変換を用いてスペクトル解析を行い、転倒動作を識別する分類器を CNN によって構成する。またこれまでの報告では生活空間の全体的な識別が行われていないため、提案システムの実用範囲の拡大を目的とし、センサの測定範囲と学習データの検討を行う。

2. 提案システム

2.1 ドップラーセンサ

本研究では 24.125[GHz] ドップラーモジュール (IPM165-A01 InnoSent 社製) を使用する。マイクロ波ドップラーセンサは、センサから照射される電波によって、動体の動きを信号として出力するモジュールである。電波が反射する際の周波数は、ドップラー効果により対象物の移動速度に比例して変化する。ドップラーセンサはその反射波を受信し、送信波と受信波の位相の信号を出力する。送信波と反射波の差分を計算し検出したドップラー波により検知範囲内で動く物体を検知することができる。ドップラーセンサを用いる利点としては電波型センサであるためプライバシーを保護できる。また電波を利用するため、周囲温度の影響もなく、障害物があっても透過して検知することができる点が挙げられる。式 (1) にドップラー周波数を求める式を示す。ドップラー周波数を f_d とし、ドップラーセンサからの送信波 f_0 [Hz]、光速 c [m/s]、動体の速度 v [m/s]、センサに対する動体の移動角度 α とする。

$$f_d = \frac{2vf_0 \cos \alpha}{c} \text{ [Hz]} \quad (1)$$

2.2 STFT

Short-Time Fourier Transform (短時間フーリエ変換:以下 STFT) とは、センサデータなどの信号の周波数成分が時間とともに変化する場合、その周波数成分を単位時間あたりで検出する時間周波数解析である。これは窓サイズをずらしながら分析しフーリエ変換することで各時間における周波数成分を分析することができる。本研究では STFT によって表したスペクトログラムのグラフを用いる。

式(2) STFT を表す式を示す。 $x(\tau)$ は変換される信号、窓関数 $w(t)$ 、時刻 t 、角周波数 ω とする。

$$\text{STFT}_{x,w}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(\tau - t)e^{-i\omega\tau} d\tau \quad (2)$$

2.3 Convolution Neural Network

Convolution Neural Network(畳み込みニューラルネットワーク:以下 CNN) とは、画像や動画の認識に使用される深層学習のひとつである。CNN は畳み込み層(Convolution 層)とプーリング層(Pooling 層)、全結合層(Fully Connected 層)から構成されるニューラルネットワークである。入力された画像を、フィルタを用いてブロックに分けて計算し、得られた特徴を検出することで学習を行う。

3. 設置位置の比較

3.1 実験内容

我々がこれまでに行ってきた検証 [2]では、ドップラーセンサは動体の面積が広いとより検知に適するため、人の胴の部分に相当する床から 1[m]の側面に設置し、「転倒」「つまずく」「しゃがむ」「立つ」「その他(歩く、何もしない)」の動作を CNN 用いて識別した。評価した結果、各 30 サンプルのテストデータの内「転倒」「つまずく」の分類ができた。しかしドップラーセンサは水平方向で計測すると動体の移動角度に影響を受け、速度が遅く計測されるため、側面の場合「しゃがむ」「立つ」といった動作では特徴量の値がほぼ同じになり、識別率が下がってしまった。そのためセンサに対して垂直方向であれば特徴量を得られると考えられるため、この実験では水平方向である側面に設置した場合と垂直方向である天井に設置した場合を比較する。

3.2 実験環境

図 1 にシステムの全体図を示す。本研究では一般的な部屋の天井を想定しドップラーセンサを高さ 2.4m の位置に下向き設置する。センサから出力される信号を、2 段の非反転増幅回路を用いて増幅し、ローパスフィルタを用いてノイズをカットする。その後 Arduino を用いて A/D 変換する。取得したデータにおける時系列毎の周波数成分を取得

するために STFT を用いてスペクトル解析を行い、転倒動作を識別する分類器を CNN によって構成する。学習データとしては「転倒」「つまづく」「しゃがむ」「立つ」「その他(歩く, 何もしない)」の 5 種類をそれぞれ 100 回分計測し、サンプリング周波数 1024[Hz]、計測時間を 5[s]とする。

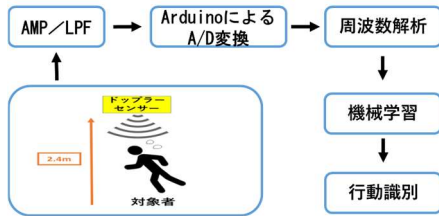


図 1: システムの全体図

3.3 設置位置による検証結果

図 2(a)にセンサを横向きに設置、図 2(b)に下向きに設置した場合の学習曲線、表 1 に識別結果を示す。学習用データは 500 サンプル、テストデータは各動作 30 サンプルである。

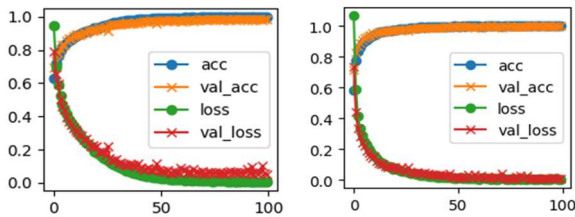


図 2(a): 横向き時の学習曲線 図 2(b): 下向き時の学習曲線

表 1: 各設置位置の識別結果

	横向き(%)	下向き(%)
転倒	100	100
つまづく	100	100
しゃがむ	86.7	100
立つ	90.0	96.6
その他	93.3	93.3

図 2(a)と図 2(b)の学習曲線を比較すると、図 2(b)の下向きの学習曲線では accuracy が 99%に収束するまでに必要なエポック数が少なく、loss の最小値も 0.00463 から 0.00127 となり小さいことが読み取れる。また表 1 に示すように横向きに設置した場合では「しゃがむ」「立つ」の識別結果は低くなったが、下向きに設置した場合では、すべての値が 93.3%以上となった。以上よりマイクロ波ドップラーセンサの設置位置としては天井の設置が適していると考えられる。

4. 識別範囲の評価

4.1 識別範囲拡大のための学習データ

本研究では、一つのドップラーセンサを用いて生活空間の全体的な識別を可能にするため、センサの真下で行った動作のデータに加えて、センサに対し水平方向に 4m離れた位置での動作のデータも取得し学習を行った。また水平方向で 1m, 2m, 3m, 4m 離れた位置での動作のデータも所得し学習および識別率を検証した。

4.2 識別範囲の検証結果

表 2 に 0m と 4m を学習した場合、表 3 に 0m から 4m まで学習した場合の結果を示す。表に示すテストデータは各動作 30 サンプルでセンサに対して水平方向 (Horizontal) と垂直方向 (Vertical) であり、水平方向 4m, 垂直方向 2m のセンサ取得限界としている。

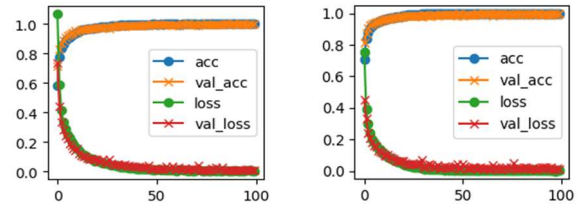


図 3(a): 0m+4m の学習曲線 図 3(b): 0m+1m+2m+3m+4m 学習曲線

表 2: 0m と 4m を学習した場合の識別結果

	0m(%)	1m(%)	2m(%)	3m(%)	4m(%)
転倒(H/V)	100	100/100	100/86.6	100/-	100/-
つまづく(H/V)	90.0	93.3/70.0	86.6/60.0	93.3/-	96.6/-
しゃがむ(H/V)	86.6	96.6/56.6	90.0/40.0	93.3/-	90.0/-
立つ(H/V)	76.6	66.6/93.3	60.0/86.6	66.6/-	63.3/-
その他(H/V)	93.3	100/100	100/100	100/-	100/-

表 3: 0m から 4m まで学習した場合の識別結果

	0m(%)	1m(%)	2m(%)	3m(%)	4m(%)
転倒(H/V)	100	100/100	100/90.0	96.6/-	90.0/-
つまづく(H/V)	100	100/93.3	90.0/60.0	83.3/-	93.3/-
しゃがむ(H/V)	96.6	96.6/70.0	96.6/43.3	100/-	100/-
立つ(H/V)	100	96.6/93.3	90.0/93.3	86.6/-	83.3/-
その他(H/V)	96.6	100/100	100/100	100/-	100/-

図 3(a)と図 3(b)の学習曲線を比較すると accuracy と loss が共に収束しており学習が行えたことがわかる。表 2 の結果では水平方向の「立つ」の識別率が全体的に低く、2m の位置の識別率が最も低い 60.0%となった。しかし表 3 の結果では「立つ」の識別率の結果は 83.3%以上となり改善されたことがわかる。垂直方向では 2m での「しゃがむ」と「つまづく」の識別率が低く改善されなかった。これはアンテナの指向性により十分な電波強度が得られなかったからだと考えられる。

5. まとめ

識別範囲を増やす方法として 4m までのデータを用いることで水平、垂直方向の識別が可能になることがわかった。今後の展開として、これまでに取得したセンサの特徴から動作の出力波形を推測し、その結果を学習データに用いて、生活空間内での識別を可能にすることを検討する。

参考文献

- [1] 東京消防庁 救急搬送データからみる高齢者の事故 2022
- [2] 其原浩太, 坪川宏. "ドップラーセンサを用いた行動識別とリアルタイム性の検討." FIT (情報科学技術フォーラム) (2022): 339-340.

† 東京工科大学大学院バイオ・情報メディア研究科