

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

An examination of real-time motion identification using Doppler sensor

其原浩太

指導教員 坪川宏

東京工科大学 バイオ・情報メディア研究科 コンピュータサイエンス専攻 坪川研究室

キーワード：マイクロ波ドップラーセンサ， 転倒検知， 生活行動認識， 短時間周波数解析， 機械学習

1. 背景

近年，日本における独居高齢者の増加が問題になっている．また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亡者数が多く，消防庁の発表によると平成 28 年度からの 5 年間の高齢者の救急搬送される要因の 82%が転倒である^[1]．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，最悪の場合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システムが必要である．そこで本研究ではマイクロ波ドップラーセンサを用いて行動認識を行う．

2. 関連研究

これまでに，マイクロ波ドップラーセンサを用いた転倒検出を目的とするシステムがいくつか提案されている^{[2][3]}．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．これらの研究では，ドップラーセンサから得られたデータを短時間フーリエ変換によりスペクトログラムに表し，機械学習にかけて転倒と非転倒の 2 クラスで識別を行っている．しかし関連研究では動作の検知時間の検証が十分に行われていないため，本研究ではリアルタイム性の検討を行う．また転倒が起こっても，通常の動作があれば，危険ではないと判断ができるため，転倒以外の状況も取得する必要があるため多クラスの識別の検討を行う．

3. システム概要

3.1 本システムの流れ

以下の図 1 にシステムの全体図を示す．ドップラーセンサを体の胴体の位置に当たる床からの高さ 1m の位置に設置し，対象者は約 1m 離れたところからデータを取得する．ドップラーセンサ得られたデータを増幅回路(利得 80dB)とローパスフィルタ(カットオフ周波数 500Hz)にかけた後，A/D 変換を行う．その後，周波数解析を行い，畳み込みニューラルネットワークを用いて識別を行う．

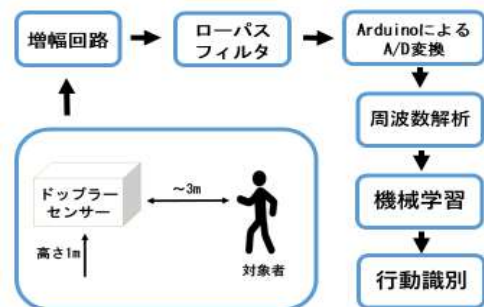


図 1 システム全体図

3.2 周波数解析

本研究では A/D 変換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短時間フーリエ変換を使用してスペクトログラム画像を生成する．短時間フーリエ変換（以下 STFT）とは，信号の周波数成分が時間と共に変化する場合，周波数成分を単位時間で検出する時間周波数解析である．窓をずらしながら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．本研究では取得したサンプルの中から実際に動作している部分を含めたデータを一定の窓サイズで切

り出し、設定したフレーム長と同じセグメントで窓をずらしてデータ数の拡張を行う。本研究ではSTFTのスペクトログラムの窓サイズの違いによる識別時間の変化を調べるため、5.0sのデータを1.0s, 1.5s, 2.0s, 2.5s, 3.0sの窓のサイズで区切ったスペクトログラムにおいて検証を行う。またSTFTのフレーム長と窓関数のシフト量を0.05s, 0.10s, 0.15s, 0.20s, 0.25s, 0.30sまで変化させ、動作検出の時間の変化の検証を行う。

3.3 畳み込みニューラルネットワーク

STFTによって取得したスペクトログラム画像を畳み込みニューラルネットワークにより特徴の抽出を行う。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。本研究では、「転倒」「つまづく」「しゃがむ」「立つ」と「歩行」「直立」を含んだ「その他」の状態を分類する。学習にはデータの拡張によって増やした約2万枚の画像を300×300にリサイズして入力する。CNNのパラメータは中間層5層、学習率 10^{-5} でバッチサイズ50、Epoch数100とした。

4. 評価

4.1 窓サイズとフレーム長の識別精度の検証

STFTのスペクトログラムの窓サイズとフレーム長の違いにおける識別時間の変化の検証を行った。以下の表1に窓サイズとフレーム長の識別の結果を示す。括弧内は非転倒の識別率を示す。表の結果から、フレーム長が0.05sから0.15sの場合、動作は90%以上で検出ができる。結果より窓サイズ2.0s、フレーム長0.10sで行うことが良好である。

表1: 窓サイズとフレーム長の識別の結果(転倒)

窓 サイズ (s)	フレーム長(s)					
	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30
1.00	86.7 (96.7)	83.3 (96.7)	66.7 (96.7)	70.0 (96.7)	70.0 (90.0)	60.0 (80.0)
1.50	93.3 (96.7)	93.3 (96.7)	93.3 (96.7)	90.0 (96.7)	86.7 (96.7)	86.7 (96.7)
2.00	96.7 (96.7)	100.0 (96.7)	100.0 (96.7)	100.0 (96.7)	96.7 (96.7)	96.7 (96.7)
2.50	100.0 (90.0)	100.0 (96.7)	96.7 (96.7)	93.3 (96.7)	96.7 (96.7)	96.7 (96.7)
3.00	90.0 (96.7)	96.7 (96.7)	96.7 (90.0)	96.7 (90.0)	96.7 (90.0)	93.3 (90.0)

4.2 5クラス分類の識別結果

窓サイズ2.0s、フレーム長0.10sの詳細な状態を調べるため、5クラス分類の結果を表2に示す。表の結果から「転倒」の識別率が100%、「つまづく」の識別率が100%と高い精度で識別ができた。

表2: 5クラス分類の識別結果

	転倒	つまづく	しゃがむ	立ち上がる	その他	識別率(%)
転倒	30	0	0	0	0	100
つまづく	0	30	0	0	0	100
しゃがむ	0	0	26	4	0	86.7
立ち上がる	0	0	3	27	0	90.0
その他	0	0	1	1	28	93.3

4.3 5クラス分類の識別結果

「転倒」と識別した時刻と取得したデータを比較し、リアルタイム性の検証をする。表3に識別にかかる時間の平均を示す。表の結果から、「転倒」の識別は、平均0.83sと他の動作より速く、危険な状況識別に有効であると考えられる。

表3: 識別にかかる時間の平均

動作の状態 各30回	識別時間(s)
転倒	0.83
つまづく	1.08
しゃがむ	0.95
立ち上がる	0.98

5. まとめ

ドップラーセンサを用いて転倒識別までの時間の評価を行った結果、転倒を早く正確に識別するには識別精度が100%である窓サイズ2.0s、フレーム長が0.1sで行うのが適している。またリアルタイムでの識別を検証した結果、平均で0.83sであり、十分な転倒の識別が可能である。

7. 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, <https://www.tfd.metro.tokyo.lg.jp/life/topics/202009/kkhansoudeta.html>
- [2] Jokanovi' c, rankaa,nd Moeness Amin.: "Fall detection using deep learning in range-Doppler radars.", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 54.1 2017
- [3] 永沼暁, 大草孝介 "マイクロ波ドップラーセンサを用いたモデルベース転倒状態推定に関する研究", 計算機統計学, VOL30, NO.1, 2017