

ドップラーレーダー画像を用いた高齢者の性別識別

Gender Classification for Elderly using Doppler Radar Images

王志辰† 孔祥博† 富山宏之† 佐保賢志‡ 孟林†
Zhichen Wang Xiangbo Kong Hiroyuki Tomiyama Kenshi Saho Lin Meng

1. はじめに

近年、高齢化社会が進んでいるため、高齢者介護問題は社会全体の問題になって、高齢者介護システムの開発が必要になる。同時に、高齢者のプライバシーを守るために、カメラで撮った高齢者の画像を直接利用することが難しくなっている。従って、プライバシー保護ができるドップラーレーダー画像を用いて、高齢者介護システムを開発することが良い選択肢になる。

我々は、画像処理・機械学習・深層学習を用いて、高齢者の転倒などの危険をリアルタイムに研究し、高齢者の安全を見守ることを研究している[1]。本研究はこれらの研究の一部で、機械学習と深層学習を利用し、高齢者のドップラーレーダー画像から性別を識別する。識別結果を分析し、識別率を向上させる方法を検討する。

2. ドップラーレーダー画像

図1(a)にドップラーレーダー画像を示す。本研究で使った画像はドップラーレーダーによる高齢者の起立・着座過程(図1(b))を計測し、作成したスペクトログラム画像である。図1(c)は、計測中に、ドップラーレーダーの位置を示している。

図1(a)の中に、黄色の波形はドップラーレーダーが検出した高齢者の頭の運動速度であるが、周りの緑色の部分は高齢者の体とその他部分である。例えば、黄色の周りの部分は肩などの運動速度と考えられる。図1(b)に示すように、高齢者の起立・着座過程は四つのプロセスに構成されている。①着座状態から起立直前状態まで、②起立直前状態からしっかり立つ状態まで、③しっかり立つ状態から着座直後状態まで、④着座直後状態からしっかり座る状態まで。

3. ドップラーレーダー画像による性別識別

本研究はドップラーレーダー画像を用いて、高齢者の性別を識別することを調査し、その傾向性および適切な識別方法を探す。本稿では統計的な手法、機械学習手法と深層学習の手法を用いて、認識実験をし、議論を行う。

3.1 統計学方法

本研究では、ドップラーレーダー画像178枚を利用した。全ての画像の目視により、波形の振幅について、男性のほうが比較的に大きくて、女性のほうが比較的に小さいことを確認できた。客観的な結果を出すために、各画像の波形の最大値を得て、分析を行った。詳細について、図2に示すように、元画像(図2(a))をYUV変換し、しきい値調整により、黄色の波形を抽出し、二値化を行う。図2(b)は二値化画像を示す。我々は、二値化画像の二つの峰のピーク

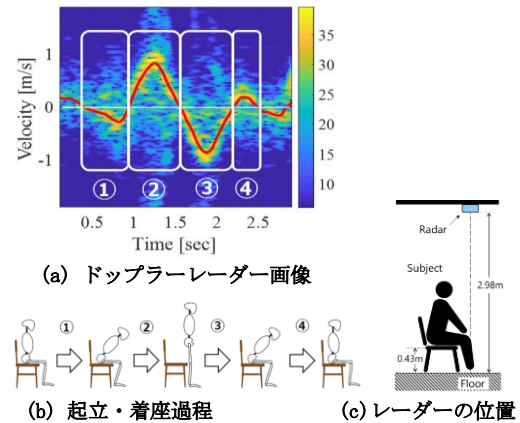


図1. ドップラーレーダー画像とその取得

点(2回の起立)と二つの谷のピーク点(2回の着座)に注目し、それらの縦座標を抽出し、統計学の方法で分析する。具体的には、各座標および座標間の差を使って、人工的にしきい値を決め、そのしきい値により性別を分類する。そして、分類結果と実際状況を比較し、その傾向性を示す。

3.2 機械学習方法

本稿では、統計的な手法の分析とともに、機械学習と深層学習を用いて、性別の識別を行った。それらの処理では、画像のサイズを同じにする必要があるため、全ての元ドップラーレーダー画像に対し、適切な部分を切り取る。本研究では、起立直前状態からしっかり立つ状態(プロセス②)過程の画像では、明確な波形の変化があると観測されたため、この段階の画像を切り取って、学習と識別を行う。画像の切り取りでは、3.1節で得られた二値化画像を利用し、左側波形ピーク(図2(b)赤い丸のところ)の座標を抽出し、この座標によると元画像から、図2(c)のような起立の波形画像が切り取れる。

本研究は、ドップラーレーダー画像を切り取って、機械学習を用いて、性別を識別する。機械学習とはコンピューターが自動的にデータを学習し、規則を発見し、その規則を用いて未知のデータを予測する手法である。本研究では、画像のHOG(Histograms of Oriented Gradients)特徴量を抽出し、SVM(support vector machine)で学習し識別を行う。HOGとは、画像の局所領域の勾配方向ヒストグラムを計算して、

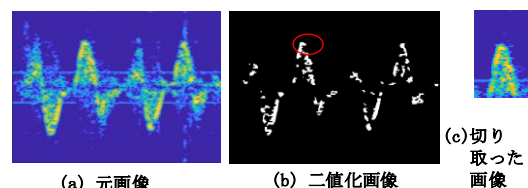


図2. ドップラーレーダー画像とその二値化

†立命館大学 大学院理工学研究科, Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

‡富山県立大学 知能ロボット工学科, Dept. of Intelligent Robotics, Toyama Prefectural University

オブジェクト検出のために使われる特徴量の一種である。SVM は画像を分類するモデルである。本研究では OpenCV により HOG と SVM を実装し、ドップラーレーダー画像での性別分類を行う。現在、HOG と SVM の組合せは主に画像中の人や物体を検出するために使われている[2]が、本研究のドップラーレーダー画像の中には人や物体が存在していない。それでも、ドップラーレーダー画像の中には色の変化があるため、HOG と SVM という機械学習方法を使って試してみる価値がある。

3.3 深層学習方法

深層学習は機械学習の一種として、人間の脳の神経構造(ニューラルネットワーク)をシミュレートすることができる機械学習方法である。近年、深層学習は急激に発展していて、画像処理においては、優れた性能を有することを示されている[3]。本研究では、深層学習で重要なアルゴリズム、畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Networks: CNN)を利用している。畳み込みニューラルネットワークはコンピュータビジョン、特に画像認識において広く使われているモデルである。具体的には、本研究で利用する畳み込みニューラルネットワークは LeNet、AlexNet、GoogLeNet 三種類である。

4. 実験

4.1 実験内容

本研究では、高齢者の起立・着座ドップラーレーダー画像 178 枚(女性 107 枚、男性 71 枚)を用いて実験と評価を行った。その中の 135 枚(女性 81 枚、男性 54 枚)をトレーニング画像とし、残った 43 枚(女性 26 枚、男性 17 枚)をテスト画像とする。全ての画像を二値化し、二つの峰のピーク点と二つの谷のピーク点の縦座標を抽出し、統計学の方法で分析する。さらに、その座標を用いて、元ドップラーレーダー画像の起立直前状態からしっかり立つ状態(プロセス②)過程の部分を取り取る。そして、切り取った画像に対して、SVM 1)と LeNet 2)、AlexNet 3)、GoogLeNet 4)を用いて学習し、高齢者の性別を識別する。

HOG と SVM 方法には OpenCV を利用する。畳み込みニューラルネットワークの実装には、Deep learning Box を使用した。本研究は Intel® Xeon(R) CPU E5-1620 v4 @ 3.50GHz × 8 プロセッサと、GPU : GeForce GTX 1080 を使用する。OS は ubuntu14.04 である。

4.2 実験結果

統計的な手法について、起立・着座ドップラーレーダー画像から高齢者の性別をある程度で識別できるが、識別率は高くない。人工的に決めたしきい値を用いて性別の識別結果は、およそ 65%の識別率を達成した。表 1 に機械学習と深層学習の識別率を示す。単語の意味は以下の通り：

TP : 識別結果は女性で、実際にも女性である人数

TN : 識別結果は男性で、実際にも男性である人数

FP : 識別結果は女性であるが、実際は男性である人数

FN : 識別結果は男性であるが、実際は女性である人数

Se : 感度(Sensitivity) = $TP/(TP+FN)$

Sp : 特異度 (Specificity) = $TN/(TN+FP)$

Ac : 正解率 (Accuracy) = $(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$

表 1 によると、男性の識別結果(Sp)より、女性の識別結果(Se)は明らかに良くなる。特に LeNet 2)で、男性の識別結果は 52.9%だけで、かなり低い。一番高い SVM 1)でも、男性の識別率(76.5%)も女性(80.8%)より低い。本実験で用いたトレーニング画像とテスト画像の数について、両方とも女性は男性のおよそ 1.5 倍である。この差でトレーニングが十分にできず、識別率に影響する可能性がある。

表 1 切り取り画像を用いた識別結果

	TP	TN	FP	FN	Se	Sp	Ac
1)	21	13	4	5	80.8%	76.5%	79.1%
2)	24	9	8	2	92.3%	52.9%	76.7%
3)	22	11	6	4	84.6%	64.7%	76.7%

4.3 考察

4.2 節で切り取った画像のサイズが小さいため、GoogLeNet は動作できなかった。従って、画像の長さとおよそ 2 倍に設定すると、再識別を行った。表 2 に拡大した画像の識別率を示す。全体的に見れば、表 2 の識別結果は表 1 より良くなる。特に GoogLeNet 4)で、正解率(Ac)は 80%を超える。GoogLeNet 4)の構造は LeNet 2)と AlexNet 3)より複雑で、識別結果も良くなる。従って、本研究において、ニューラルネットワークは、複雑度の高いほうが、識別率が高いと考えられる。

実験結果から見れば、起立・着座ドップラーレーダー画像は高齢者の性別に影響される傾向がある。また、性別以外の他の影響因子も存在している。例えば BMI (肥満度を表す体格指数)も、病気があるかどうか、各高齢者の癖も、起立・着座速度に影響し、ドップラーレーダー画像の波形を変える。もし他の影響因子を排除できれば、性別の識別結果は更に良くなるかもしれない。

表 2 画像拡大による識別結果

	TP	TN	FP	FN	Se	Sp	Ac
1)	21	12	5	5	80.8%	70.6%	76.7%
2)	23	10	7	3	88.5%	58.8%	76.7%
3)	22	12	5	4	84.6%	70.6%	79.1%
4)	23	12	5	3	88.5%	70.6%	81.4%

5. おわりに

本論文では、高齢者の起立・着座ドップラーレーダー画像をある規則で切り取って、機械学習(HOG+SVM)、深層学習(LeNet、AlexNet、GoogLeNet)による高齢者の性別を識別した。性別以外の影響因子があるため、識別率はそんなに高くないが、性別はドップラーレーダー画像に影響を与える傾向がある。今後の課題として、性別以外の影響因子を考慮し、識別率を向上させることを目指す。そして、ドップラーレーダー画像が高齢者の転倒などの危険の検出などの高齢者介護システムでの応用を検討する。

参考文献

- [1] X. Kong, et al. "A HOG-SVM Based Fall Detection IoT System for Elderly Persons Using Deep Sensor," *Procedia Computer Science*, Vol.147, pp 276-282, 2019.
- [2] A. H. Ahmed, et al. "Human Detection Using HOG-SVM, Mixture of Gaussian and Background Contours Subtraction," *13th Int. Conf. on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS)*, 2017.
- [3] V. A. Adibhatla, et al. "Detecting Defects in PCB using Deep Learning via Convolution Neural Networks," *13th Int. Microsystems, Packaging, Assembly and Circuits Technology Conf.*, 2018.