

卒業論文

オープンセット環境下における
レーダ心拍信号を用いた深層学習
による人物識別

慶應義塾大学理工学部情報工学科

大槻研究室

学籍番号 61908013

権 藤 陸

指導教員：大槻知明 教授

提出 令和5年2月3日

卒業論文概要 2023 年度（令和 5 年度）

オープンセット環境下におけるレーダ心拍信号を用いた深層学習による人物識別

テンプレートの説明を，テンプレート自身を使って説明する．これは卒業論文のための L^AT_EX テンプレートで，本当は卒業論文のために作成したものだけどでもたぶんきっと修士論文にも使えると思う．

この部分には一般には論文のアブストラクトを書く．日本語のアブストラクトを書きたいなら，`\begin{jabstract}` と `\end{jabstract}` の間に文章を書けば，今のこのページのように体裁が勝手に整って出力される．英語のアブストラクトは `\begin{eabstract}` と `\end{eabstract}` の間に書けば，次ページのような体裁で出力される．

両方を書けば，日本語と英語の両方のアブストラクトが並んで出力される（この文書はサンプルなので両方書いてある）．ページ順序は，コマンドを書いた順序の通り．どちらか一方のみを出力したい場合は，必要な方をコマンド自体を含め削除する．

このあたりの詳細もあとで書く．基本的には，`main.tex` を上から順にいじっていけばできるはず．

(2018/11 中村追記) ファイル分割を廃止し `main.tex` に統一している．

キーワード： キーワード 1, キーワード 2, キーワード 3

目次

第1章 序論	1
1.1 背景	1
1.2 本文書の構成	1
第2章 ドップラーレーダの原理	2
第3章 関連研究	3
第4章 従来法	4
4.1 心拍信号のスペクトログラムを用いた深層学習による人物 識別 [3]	4
4.1.1 手法	4
4.1.2 実験結果	5
4.2 心拍信号を基にした，双極子深層学習モデルによるオープ ンセット環境下における人物識別 [4]	5
4.2.1 手法	5
4.2.2 実験結果	6
4.3 心拍信号を基にした，転移学習とアンサンブル学習を用い たオープンセット環境下における人物識別 [5]	7
第5章 提案法	8
5.1 従来法の問題点と提案法	8
5.2 提案法のアルゴリズム	8

第 6 章 実験評価	12
6.1 ノイズの少ないデータセットについて	12
6.1.1 クローズセット環境	12
6.1.2 オープンセット環境	12
6.2 ノイズの多いデータセットについて	12
6.2.1 クローズセット環境	13
6.2.2 オープンセット環境	13
第 7 章 結論	14
7.1 参考文献について	14
謝辞	14
参考文献	15
付 録 A 付録の例	18
A.1 付録 1	18
A.1.1 あの	18
A.2 なにか	18
A.2.1 foo	18

図 目 次

5.1	InceptionTime の構造概要	10
5.2	提案法のアルゴリズム	11

表 目 次

4.1 各手法における 4 人の被験者のクローズセット環境下にお ける精度の比較	5
4.2 クローズ/オープンセットにおける精度	6

第1章 序論

1.1 背景

近年，非接触で行う人物識別が注目を集めている．非接触な識別は，見守りシステムや侵入者検知，認証など様々な場面で応用が可能であると考えられる．識別には，心電図 (ECG: ElectroCardioGram) やレーダを用いて取得した心拍や呼吸による胸壁変位，心音等が主に用いられる．レーダの種類にはCW(Continuous Wave) レーダ（ドップラーレーダ）やFMCW(Frequency Modulated Continuous Wave) レーダが近年，ドップラーレーダは様々な研究において，人間の生体信号を非接触に検出するハードウェアとして注目を集めている．

1.2 本文書の構成

第1章の最後は，文書全体の構成を大まかに書くとよいらしい．

第1章では本テンプレートの概要みたいなものを書いた．

第2章 ドップラーレーダの原理

本章では、胸壁の変位を取得するためのドップラーレーダの基本原理について述べる。レーダの基本原理はいくつかの研究で説明されている。レーダを人間の胸部へ波を送り、反射した波を取得する様子を図??に示す。レーダで照射した対象が変位すると、ドップラー効果により反射波の周波数が変化し、ドップラーシフトが発生する。送信波 $T(t)$ と受信波 $R(t)$ は式 2.1, 2.2 のように表せる。

$$T(t) = A_T \cos(2\pi ft + \phi(t)) \quad (2.1)$$

$$R(t) = A_R \cos(2\pi ft - \frac{4\pi d_0}{\lambda} - \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \phi(t - \frac{2d_0}{c})) \quad (2.2)$$

ただし、 A_T, A_R はそれぞれ送信波と受信波の振幅、 f は搬送波の周波数、 λ は搬送波の波長、 d_0 はレーダと身体表面との距離、 $\phi(t)$ は位相ノイズ、 $x(t)$ は心拍により生じる胸壁変位である。

$R(t)$ がダウンコンバートされると、2つのベースバンド信号が得られ、同相信号 $I(t)$ と直交信号 $Q(t)$ は、式 2.3, 2.4 のように表せる。

$$I(t) = A_I \cos(\frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \frac{4\pi d_0}{\lambda} + \theta + \frac{\pi}{4} + \Delta\phi(t)) \quad (2.3)$$

$$Q(t) = A_Q \cos(\frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \frac{4\pi d_0}{\lambda} + \theta - \frac{\pi}{4} + \Delta\phi(t)) \quad (2.4)$$

A_I, A_Q はそれぞれ I/Q 信号の振幅、 θ は初期位相シフトである。

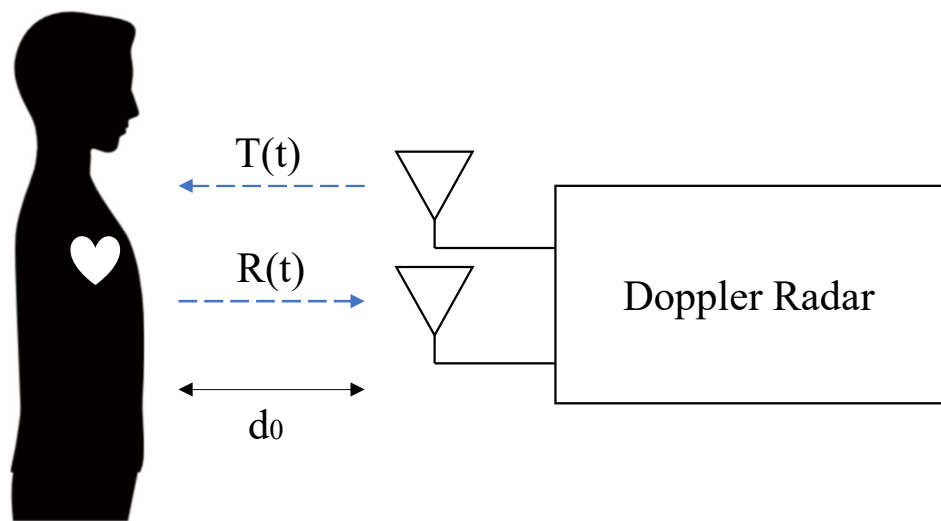


図 2.1: 被験者に対しドップラーレーダで照射した様子

第3章 関連研究

第4章 従来法

本章では，本研究と同様に心拍信号を用いて人物識別を行った研究について述べる．

4.1 心拍信号のスペクトログラムを用いた深層学習による人物識別 [3]

4.1.1 手法

24 GHz? ドップラーレーダを用いて取得した心拍信号に対し，STFT(Short Time Fourier Transform) を実行して得たスペクトログラムが入力である．そして，時間軸と周波数軸で表現された特徴量を AlexNet を基にした DCNN(Deep Convolutional Neural Network) で抽出し，4 人の人物識別をクローズセット環境下で行った．[3] では，人物識別における深層学習の有用性を示している．比較手法として，SVM(Support Vector Machine), Naive Bayes, そしてそれらを組み合わせた手法の SVM-Bayes が挙げられており，用いられた手動の特徴量は以下の三種である．一つ目は，心拍信号の周期，二つ目は心拍信号のエネルギー，三つ目はドップラー信号の帯域幅である．

4.1.2 実験結果

先ほども触れたとおり，DCNN を用いた手法は伝統的な機械学習手法の精度を上回った．表 4.1 に各手法ごとの 4 人の被験者のクローズセット環境下における精度の比較を示す．

表 4.1: 各手法における 4 人の被験者のクローズセット環境下における精度の比較

手法	精度
DCNN	98.5%
SVM-Bayes	91.25%
SVM	88.75%
Naive Bayes	80.75%

4.2 心拍信号を基にした，双極子深層学習モデルによるオープンセット環境下における人物識別 [4]

4.2.1 手法

6 ポート CW(Continuous Wave) レーダを用いて取得した心拍信号が入力であり，使用されたデータセットは本研究でも評価した公開データセットである．手動の特徴量ではなく，1 次元の CNN(Convolutional Neural Network) を用いて特徴量を抽出して分類に使用する．それらの特徴量は

ユークリッド距離をベースとした損失関数を通してネットワークに学習される。各クラスにそれぞれ双極子が設定されており、損失関数はそれらの双極子とマッピングされた特徴量との距離が主な要素となっている。これらの損失関数はクラス内のクラスタリング、クラス間の分離をどちらも強化する。それによって、特徴量空間上でクラスがより分離可能な分布となる。また、双極子自体の分布も学習により調整され、抽出された特徴量とは敵対的学習の形をとる。識別の際にも双極子は使用され、ある心拍セグメントの潜在表現がクラス A の正極から閾値以上の距離があるか、負極から閾値以下の距離に存在する場合に、その心拍セグメントはクラス A と識別される。以上のように提案されたアーキテクチャは、オープンセット環境下で、学習に使用していない未知のデータに対しても対応できるように考案されたものである。

4.2.2 実験結果

実験では、クローズセット環境下とオープンセット環境下の2つの状態で評価が行われた。図??に結果を示す。

表 4.2: クローズ/オープンセットにおける精度

環境	人数	精度
クローズセット	30	99.17%
オープンセット	15/15	93.57%

4.3 心拍信号を基にした，転移学習とアンサンブル学習を用いたオープンセット環境下における人物識別 [5]

第5章 提案法

5.1 従来法の問題点と提案法

5.2 提案法のアルゴリズム

提案法のアルゴリズムを図 5.2 に示す. 本提案では, 6 ポートのドップラーレーダで取得した I/Q データを用いた. I/Q データには心拍信号や呼吸信号に起因する胸壁の変位以外に, 体動や I/Q チャネル間の振幅と位相の不均衡に起因するノイズが含まれている.

まず I/Q チャネル間の不均衡補償を行うため, 楕円フィッティングを用いた. I/Q データが推定された理想的な楕円に近似されることで, より正確な変位信号を得ることができる [6][7]. そして, 補償された I/Q データにアークタンジェント復調を施すことで, アンラップされた位相値を得ることができる.

そして位相値の変化を $\Delta\sigma$, 周波数を f , 光速を c とすれば, 胸壁の相対距離の変化 Δx は, 次式のように計算できる.

$$\Delta x = \frac{\Delta\sigma}{2\pi} \cdot \frac{\lambda}{2} \quad (5.1)$$

本稿では, ノイズの少ないデータセットとノイズの多いデータセットの 2 つを使用するが, 後者の場合にはこのあとウェーブレット再構成を行う.

胸壁変位信号には、レーダのキャリブレーションを含む高周波ノイズが含まれている。信号に対しウェーブレット変換を行うと、ウェーブレット係数を得ることができる。そしてそれらの係数に適切な閾値処理を施したあとに逆ウェーブレット変換を行うことで、ノイズが除去された信号を得ることが可能である。今回はレベルを8、マザーウェーブレットを Daubechies8 とした。閾値処理では、最も高周波な成分を0として取り除いた。

所望の信号を得られたら、次にセグメンテーションを行う。詳細な諸元については第6章で述べるが、セグメントのウィンドウ長は5秒、隣り合うセグメントとのオーバーラップは1.5秒とした。

そしてセグメントは1次元のCNN(Convolutional Neural Network)によって学習が行われる。今回は時系列データの学習に適した InceptionTime[8] というモデルを採用した。図5.1にモデルの概要を示す。InceptionTimeの特徴として、画像認識で高い精度を残した Inception モジュール[9]が6つ積み重ねられ、時系列データ用に特化させたことが挙げられる。Inception モジュールは、様々な大きさの畳み込み層と max プーリングの出力を結合させてまた、ResNet[10]に代表される残差接続を採用している点も大きな特徴の1つである。

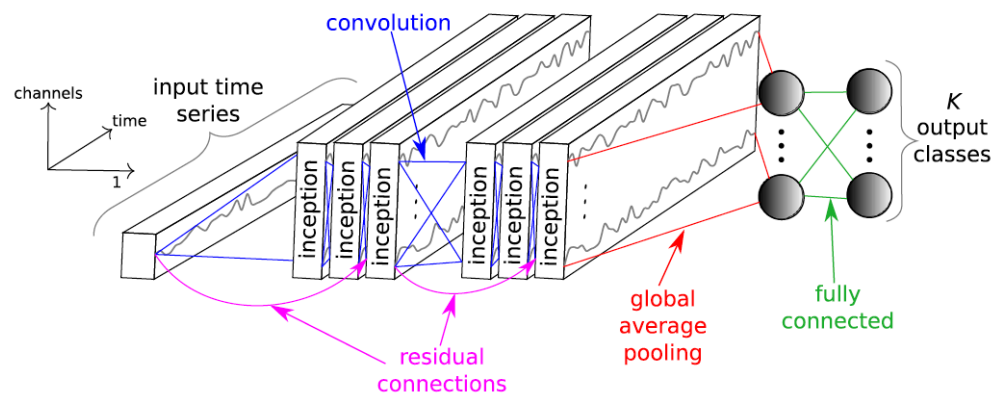


図 5.1: InceptionTime の構造概要

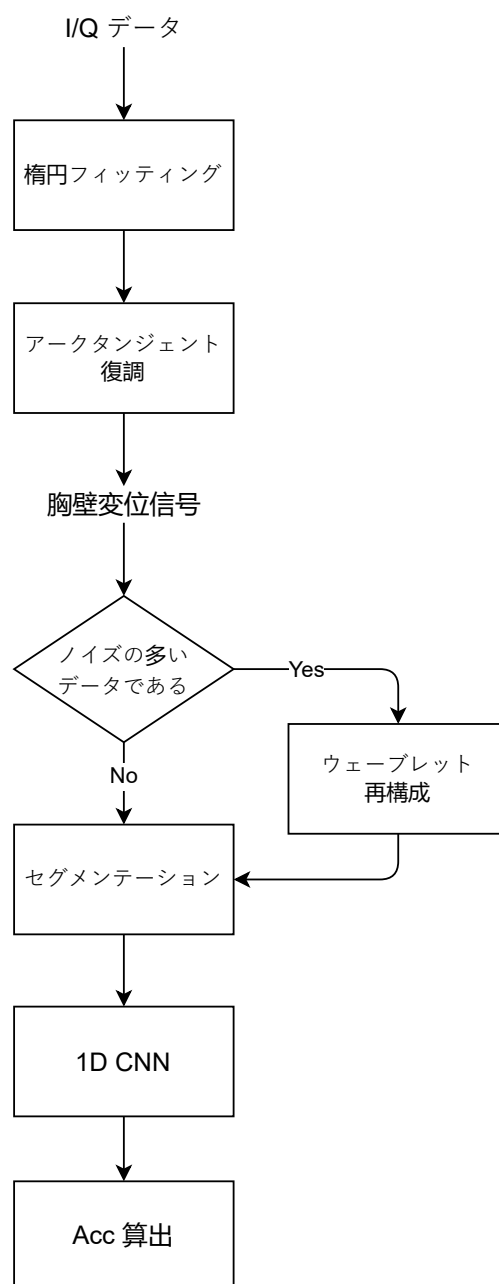


図 5.2: 提案法のアルゴリズム

第6章 実験評価

6.1 ノイズの少ないデータセットについて

エルランゲン大学病院で収集された 30 人の被験者に対するデータセット

6.1.1 クローズセット環境

- (1) 実験諸元
- (2) 実験結果

6.1.2 オープンセット環境

- (1) 実験諸元
- (2) 実験結果

6.2 ノイズの多いデータセットについて

慶應大学病院で収集された 12 人の被験者に対するデータセット

6.2.1 クローズセット環境

(1) 実験諸元

(2) 実験結果

6.2.2 オープンセット環境

(1) 実験諸元

(2) 実験結果

第7章 結論

7.1 参考文献について

このテンプレート中ではthebibliographyを使用しているが、BibTexのほうが使いやすいと思う場合は変更すること。引用フォーマットに関しては、IEEEのフォーマットIEEETranに筆者は合わせた。

謝辞

本研究を進めるにあたり，始終適切な御指導と御助言を賜りました慶應義塾大学理工学部情報工学科の大槻知明教授に深く感謝いたします。

また，本研究に関して多くの御指導をしてくださった大槻研究室の皆様に心から感謝いたします。

令和 5 年 2 月 3 日

慶應義塾大学理工学部情報工学科大槻研究室

権藤 陸

参考文献

- [1] ほげ山太郎, ほげ山次郎: ほげほげ理論の HCI 分野への応用, ほげほげ学会論文誌, Vol.31, No.3, pp.194-201, 2009.
- [2] Taro HogeYama, Jiro HogeYama: The Theory of Hoge, *The Proceedings of The Hoge Society*, 2008.
- [3] AAA
- [4] Yang Bajiu,
- [5] Zelin Xing,
- [6] Aditya Singh, Xiaomeng Gao, Ehsan Yavari, Mari Zakrzewski, Xi Hang Cao, Victor M. Lubecke, Olga Boric-Lubecke Data-Based Quadrature Imbalance Compensation for a CW Doppler Radar System *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol.61, No.4, pp.1718-1724, 2013.
- [7] Mari Zakrzewski, Aditya Singh, Ehsan Yavari, Xiaomeng Gao, Olga Boric-Lubecke, Jukka Vanhala, Karri Palovuori Quadrature Imbalance Compensation With Ellipse-Fitting Methods for Microwave Radar Physiological Sensing *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol.62, No.6, pp.1400-1408, 2014.

- [8] Hassan Ismail Fawaz, Benjamin Lucas, Germain Forestier, Chloé Pelletier, Daniel F. Schmidt, Jonathan Weber, Geoffrey I. Webb, Lhassane Idoumaghar, Pierre-Alain Muller, François Petitjean InceptionTime: Finding AlexNet for time series classification *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.34, No.6, pp.1936-1962, 2020.
- [9] Szegedy, Christian, et al. "Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning." Thirty-first AAAI conference on artificial intelligence. 2017.
- [10] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.

付 録 A 付録の例

付録を無理矢理出力させるため、てきとうなことを書く

A.1 付録 1

コマンドは本文と一緒に.

A.1.1 あの

あのイーハトーヴォのすきとおった風，夏でも底に冷たさをもつ青いそら，うつくしい森で飾られたモリーオ市，郊外のぎらぎらひかる草の波.

A.2 なにか

あのイーハトーヴォのすきとおった風，夏でも底に冷たさをもつ青いそら，うつくしい森で飾られたモリーオ市，郊外のぎらぎらひかる草の波.

A.2.1 foo

あのイーハトーヴォのすきとおった風，夏でも底に冷たさをもつ青いそら，うつくしい森で飾られたモリーオ市，郊外のぎらぎらひかる草の波.