

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<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 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 . . . . .  | 2  |
| 第2章 ドップラーレーダの原理   | 4  |
| 第3章 関連研究  | 6  |
| 3.1 ECG を基にした人物識別 . . . . .   | 6  |
| 3.2 呼吸信号を基にした人物識別 . . . . .   | 6  |
| 3.3 歩行特徴を基にした人物識別 . . . . .   | 6  |
| 第4章 従来法   | 7  |
| 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<br>識別 [7] . . . . .                  | 7  |
| 4.1.1 手法 . . . . .  | 7  |
| 4.1.2 実験結果 . . . . .  | 8  |
| 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<br>ンセット環境下における人物識別 [8] . . . . .     | 8  |
| 4.2.1 手法 . . . . .  | 8  |
| 4.2.2 実験結果 . . . . .  | 9  |
| 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<br>たオープンセット環境下における人物識別 [9] . . . . . | 10 |
| 第5章 提案法   | 11 |

|              |                             |           |
|--------------|-----------------------------|-----------|
| 5.1          | 従来法の問題点と提案法 . . . . .       | 11        |
| 5.2          | 提案法のアルゴリズム . . . . .        | 11        |
| <b>第 6 章</b> | <b>実験評価</b>                 | <b>15</b> |
| 6.1          | ノイズの少ないデータセットについて . . . . . | 15        |
| 6.1.1        | クローズセット環境 . . . . .         | 15        |
| 6.1.2        | オープンセット環境 . . . . .         | 15        |
| 6.2          | ノイズの多いデータセットについて . . . . .  | 15        |
| 6.2.1        | クローズセット環境 . . . . .         | 16        |
| 6.2.2        | オープンセット環境 . . . . .         | 16        |
| <b>第 7 章</b> | <b>結論</b>                   | <b>17</b> |
| 7.1          | 参考文献について . . . . .          | 17        |
|              | <b>謝辞</b>                   | <b>17</b> |
|              | <b>参考文献</b>                 | <b>18</b> |
| <b>付 録 A</b> | <b>付録の例</b>                 | <b>22</b> |
| A.1          | 付録 1 . . . . .              | 22        |
| A.1.1        | あの . . . . .                | 22        |
| A.2          | なにか . . . . .               | 22        |
| A.2.1        | foo . . . . .               | 22        |

## 図 目 次

|     |                                 |    |
|-----|---------------------------------|----|
| 2.1 | 被験者に対しドップラーレーダで照射した様子 . . . . . | 5  |
| 5.1 | InceptionTime の構造概要 . . . . .   | 13 |
| 5.2 | 提案法のアルゴリズム . . . . .            | 14 |

## 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<br>ける精度の比較 . . . . . | 8 |
| 4.2 クローズ/オープンセットにおける精度 . . . . .                      | 9 |

# 第1章 序論

## 1.1 背景

人物識別は多様なアプリケーションで利用されている。従来の識別は、指紋認証や顔認証といった対象となる人物の意図的な接触や協力が必要である。また、パスワードを記憶しておく必要があったり、トークンを保持しておく必要がある??。特にカメラベースの識別は数多く考案されているものの、いずれもプライバシー保護の観点で問題があると言える。そこで近年、外的環境要因に強く、コストが低い、プライバシーの保護という観点から非接触で行うレーダーベースの人物識別が注目を集めている。外的環境要因とは具体的に言えば、使用環境の照度、雪や霧といった悪天候、障害物などである。レーダーを用いた識別は、見守りシステムや侵入者検知、継続的な認証など様々な場面における応用が期待されている。継続的な認証とは、レーダーベースの識別では、心拍や呼吸といった生体信号や、歩行特徴といった信号を基に識別が行われるが、それらの信号には人物に固有の特徴が含まれるため、なりすましがされにくいというメリットもある。一方で体動によるノイズに弱く、それらをどのように除去するかは課題の1つとなっている。

レーダーの種類にはCW(Continuous Wave)レーダー（ドップラーレーダー）やFMCW(Frequency Modulated Continuous Wave)レーダーが近年、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．・心拍や呼吸によって引き起こされる胸壁変位を検出可能である．・レーダは主にマイクロ波を用いるため、・LiDAR(Light Detection And Ranging) は環境要因に影響を受けやすい (unsupervised) ・ウェアラブルセンサーは対象人物の協力が必要 (unsupervised) ・Wi-Fi はチャンネルが混雑しており、干渉や環境ノイズの影響を強く受ける (unsupervised) ・ECG(Electrocardiogram) を用いるのは、高い識別精度が得られるが、測定機器を持ち運ぶ必要があり、それを対象人物に装着する必要があるため、あまり実用的ではない． (Xing)

心拍や呼吸といった生体信号を用いた人物識別研究の多くは、テスト時に未知の人物が含まれないクローズセット環境下における評価をしており、テスト時に未知の人物が含まれるオープンセット環境下での評価を行っていない．そこで本研究では、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人物識別を行う．ここではオープンセット環境を、既知の人物のクラス数を  $N$  として、未知の人物であるというクラスを 1 つ加えた  $N + 1$  個のクラスでの識別条件と定義する．

## 1.2 本文書の構成

本論文は次のように構成される．第 1 章では、人物識別における背景と意義を述べた．第 2 章では、ドップラーレーダの基本原理について触れておく．第 3 章では、歩行特徴や呼吸といったレーダ心拍信号以外の生体信号を用いた人物識別の関連研究について述べる．第 4 章では、レーダ心拍信号を用いた本研究のベースラインとなる従来法について述べる．第 5 章



では，Center Loss とウェーブレット再構成を用いたセグメント単位の人物識別アルゴリズムを提案する．第 6 章では，提案法の実験結果・評価を行い，第 7 章で本研究の結論を述べる．

## 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 2.1 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、 $\lambda$  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、 $\theta$  は初期位相シフトである。

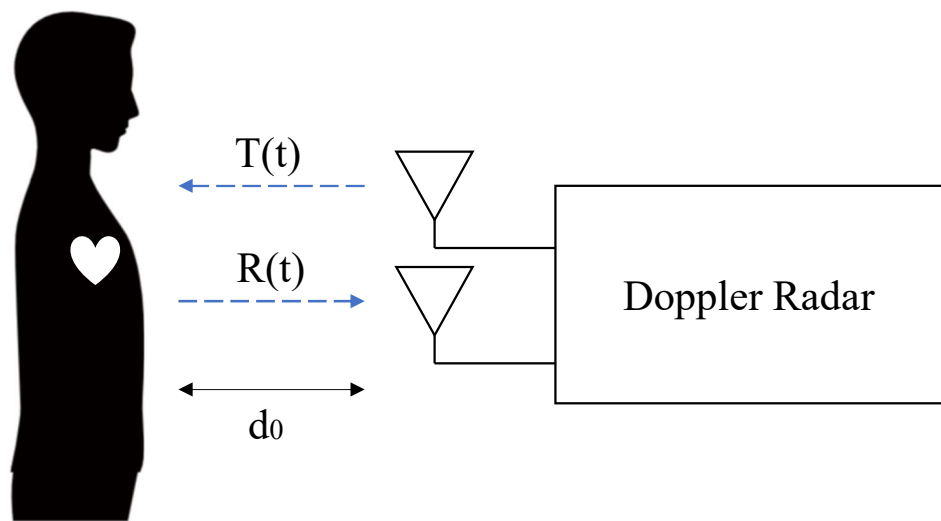


図 2.1: 被験者に対しドップラーレーダで照射した様子

## 第3章 関連研究

本章では，接触型の心拍信号，非接触型のレーダや Wi-Fi を用いて取得した歩行特徴や呼吸といった信号を基に人物識別を行った研究について述べる．（それぞれ 2-3 個出す）

### 3.1 ECG を基にした人物識別

### 3.2 呼吸信号を基にした人物識別

### 3.3 歩行特徴を基にした人物識別

Zhao らは，FMCW レーダを用いて適用可能な範囲内の人間の点群を生成し，その点群を追跡し，それらのデータフレームをリカレントニューラルネットワークへ入力することで人物識別を行っている [3]．点群は DBScan (Density-based spatial clustering of applications with noise) [4] でクラスタリングされ，カルマンフィルタ [5] を用いることで人物追跡の予測・修正を行い，Hungarian アルゴリズム [6] を用いることでトラックと人物の関連付けを行っている．

## 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 [7]

#### 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．[7] 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 [8]

### 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。表 4.2 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 [9]



## 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 [10][11]. 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  $\Delta x$  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[12] 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[13]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[14]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。

損失関数には Softmax Loss と Center Loss を採用しており、以下のよう  
に定式化される。

$$L_{\text{Softmax}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1 - \log \frac{e^{\|\mathbf{w}_{yi}\| * \|\mathbf{x}_i\| * \cos \theta_{yi} + \mathbf{b}_{yi}}}{\sum_{j=1}^C e^{\|\mathbf{w}_j\| * \|\mathbf{x}_i\| * \cos \theta_j + \mathbf{b}_j}} \quad (1)$$

$$L_{\text{Center}} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}_i^j - \mathbf{c}^j\|_2, (j = 1, 2, \dots, C) \quad (2)$$

$$L_{\text{Total}} = L_{\text{Softmax}} + \alpha L_{\text{Center}} \quad (5.2)$$

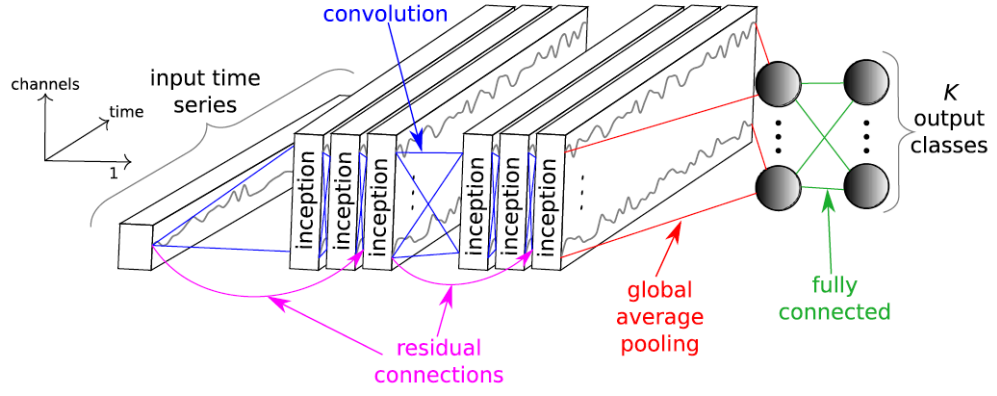


図 5.1: InceptionTime の構造概要

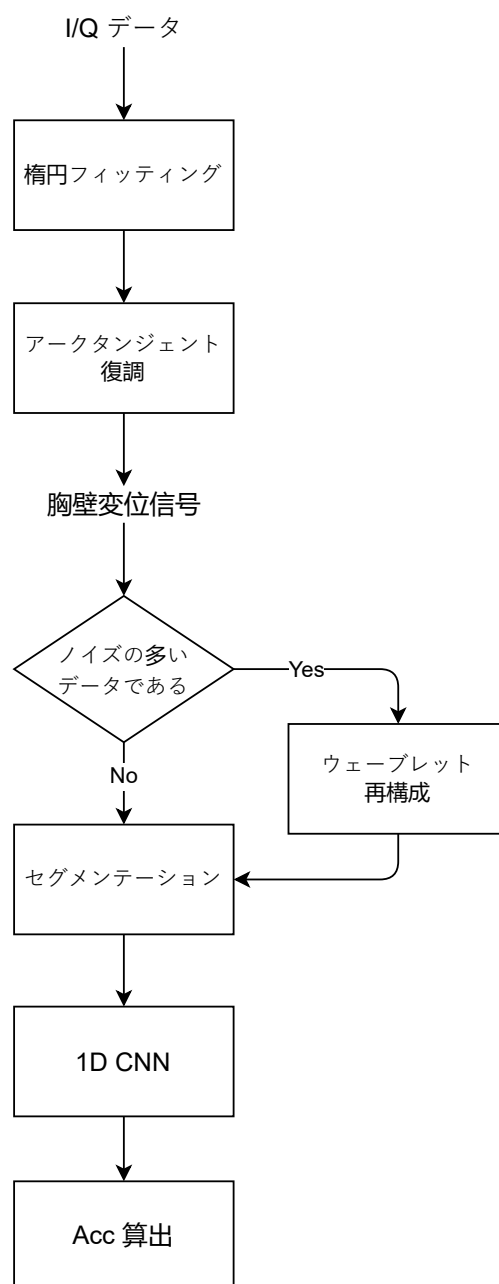


図 5.2: 提案法のアルゴリズム

## 第6章 実験評価

CrossEntropy vs Center Loss, Threshold の変化, Openness の変化に関するグラフ, Wavelet Reconstruction の有無

### 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 人の被験者で構成されるデータセット

#### 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 人の被験者で構成されるデータセット

### 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] Taro HogeYama, Jiro HogeYama: The Theory of Hoge, *The Proceedings of The Hoge Society*, 2008.
- [2] L. O’Gorman, ”Comparing passwords, tokens, and biometrics for user authentication,” in *Proceedings of the IEEE*, vol. 91, no. 12, pp. 2021-2040, 2003.
- [3] Peijun Zhao, Chris Xiaoxuan Lu, Jianan Wang, Changhao Chen, Wei Wang, Niki Trigoni, Andrew Markham Human tracking and identification through a millimeter wave radar *Ad Hoc Networks*, Vol. 116, 2021
- [4] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xu Density-based spatial clustering of applications with noise *Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining*, Vol. 240, 1996
- [5] R.E. Kalman A new approach to linear filtering and prediction problems, 1960
- [6] H.W. Kuhn The Hungarian method for the assignment problem *Naval research logistics quarterly*, Vol. 2, No.1-2, pp.83-97, 1995.
- [7] AAA

- [8] Yang Bajiu,
- [9] Zelin Xing,
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Hassan Ismail Fawaz, Benjamin Lucas, Germain Forestier, Charlotte Pelletier, Daniel F. Schmidt, Jonathan Weber, Geoffrey I. Webb, Lhassane Idoumaghar, Pierre-Alain Muller, Francois Petitjean InceptionTime: Finding AlexNet for time series classification *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.34, No.6, pp.1936-1962, 2020.
- [13] Szegedy, Christian, et al. "Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning." Thirty-first AAAI conference on artificial intelligence. 2017.

- [14] 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.