

非接触ヘルスモニタリング

大槻 知明

慶應義塾大学理工学部情報工学科
慶應義塾大学知的環境研究センター
データソリューションズ株式会社
ohtsuki@ics.keio.ac.jp



大槻知明

1

非接触ヘルスモニタリング

非接触ヘルス
モニタリング

負担・不快感
からの開放

With コロナ時代
の健康把握

日常生活の
モニタリング



大槻知明

2

生体信号検出技術

	接触型	非接触型
利点	高精度	デバイス装着の煩わしさがない
欠点	デバイスの装着が必要	体動の影響を受けやすい

非接触型の生体信号検出技術

	カメラ	レーダ（電波）
利点	レーダを用いた手法に比べ、体動にロバスト	衣服を着たまま検出可能
欠点	・ プライバシ問題 ・ 暗環境で検出精度劣化 ・ 服装や肌色次第で検出精度劣化	カメラを用いた手法に比べ、体動の影響を受けやすい



大槻知明

3

ドップラーセンサ

- 対象物の移動速度に比例した
ドップラー周波数を検出
 - 移動速度検出
 - 振動検出
 - 行動識別



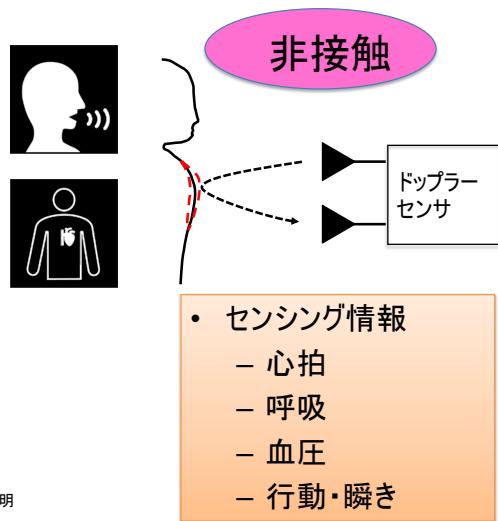
ドップラーセンサ



大槻知明

4

生体信号センシング



5

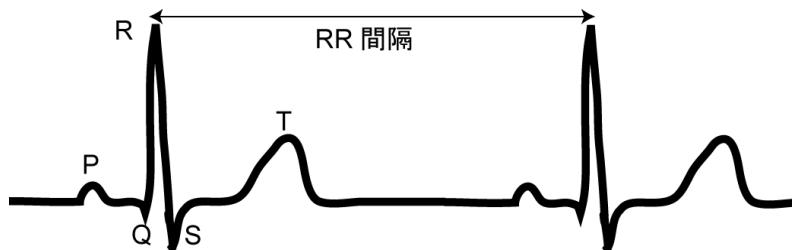
心拍変動指標 (HRV)

心拍変動指標 (HRV : Heart Rate Variability)

- 精神的・物理的負荷により心拍の揺らぎが変化
- 心拍数(HR)：自律神経系といくつかのホルモンにより制御されている
- 自律神経系**
 - 交感神経**：運動時など体が興奮しているときに働く
 - 副交感神経**：食事中や睡眠時など、体がゆったりとしているときに働く

6

心電図波形



正常な心電図波形

7

RR間隔

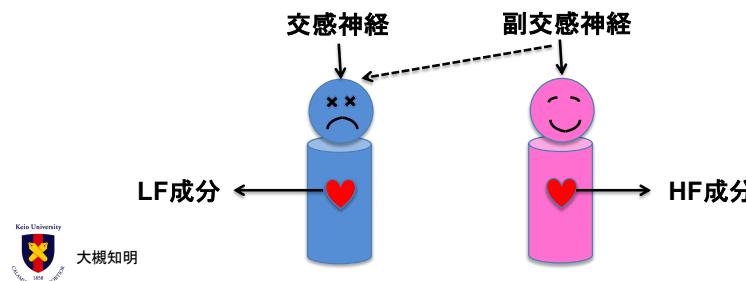
自律神経系

- 交感神経**：運動時など体が興奮しているときに働く
- 交感神経が働くと**RR間隔が短くなり**HRが上がる
- 副交感神経**：食事中や睡眠時など、体がゆったりとしているときに働く
- 副交感神経が働くと**RR間隔が長くなり**HRが下がる

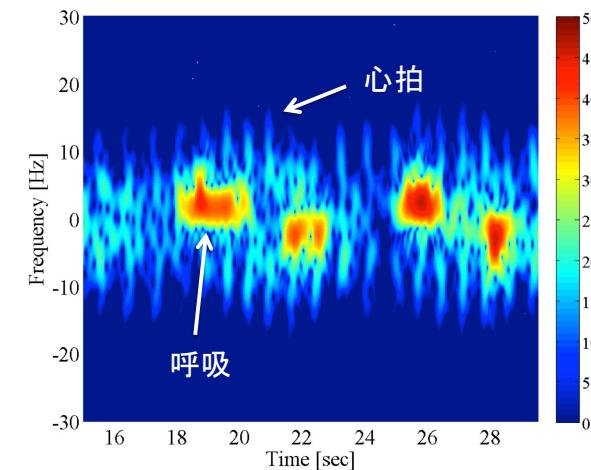
8

心拍変動: パワースペクトル解析

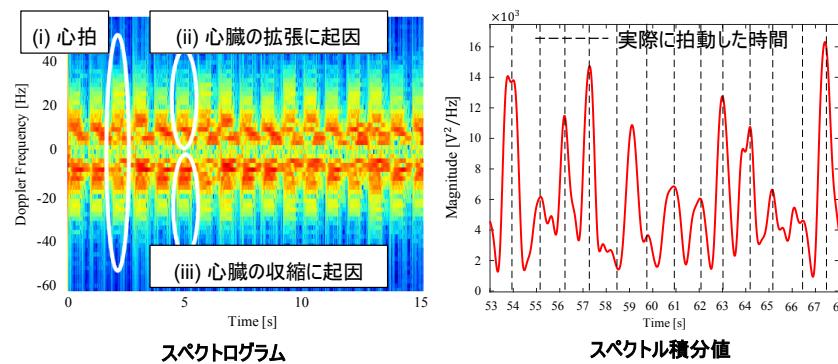
- 心拍変動の高周波 (HF) 成分: 呼吸によって生ずる副交感神経活動 (0.004~0.150 Hz)
- 心拍変動の低周波 (LF) 成分: 交感神経活動 (一部, 副交感神経活動, 0.150~0.400 Hz)



ドップラースペクトル



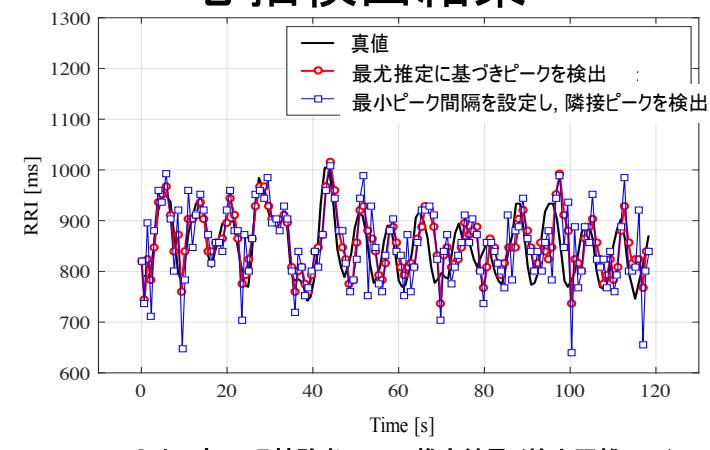
ドップラーレーダを用いた心拍検出



- スペクトログラムの正と負の周波数領域に心拍起因のスペクトルが生じることに着目
 - 正の周波数領域におけるスペクトル: 心臓の拡張に起因
 - 負の周波数領域におけるスペクトル: 心臓の収縮に起因
- 呼吸や体動により、拍動していない時間にピークが発生
- 深層学習を用いて、心拍信号を再構成

• IEEE ICC2017
• IEEE Access 2018, 2020
• 他

心拍検出結果



非負値行列因子分解によるブラインド信号分離を用いた非接触型心拍検出

- ドップラーレーダの受信信号によるスペクトログラムを、心拍や呼吸や体動などの源信号の線形混合とみなす。非負値行列因子分解(NMF)によって心拍成分のみを抽出
- Z-A-SLMSアルゴリズム [5] によるSSRと結合し、正確な心拍数推定を達成

BSS: Blind Source Separation

SSR: Sparse Spectrum Reconstruction

NMF: Non-negative Matrix Factorization

Z-A-SLMS: Zero-Attracting Sign Least-Mean-Square

BPM: Beats Per Minute

[5] C. Ye, et al., in China Control and Decision Conf., 2016.



大槻知明

IEEE Trans. on Biomedical Engineering (TBME), Oct. 2018.
他

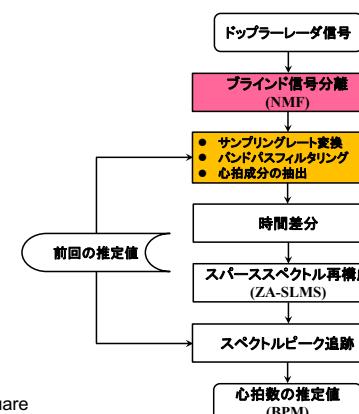
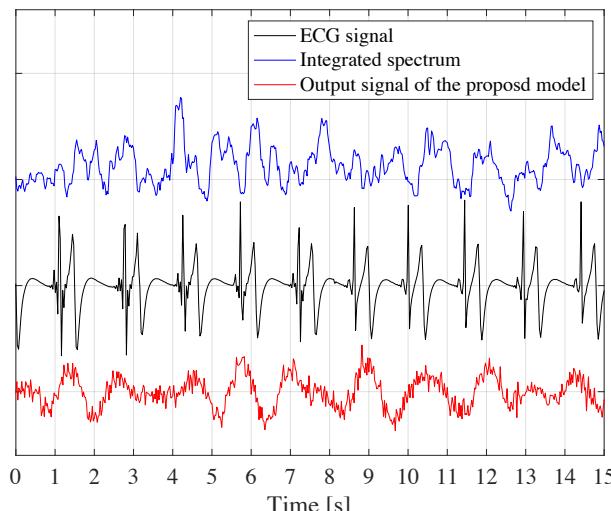


図 フレームワーク

13

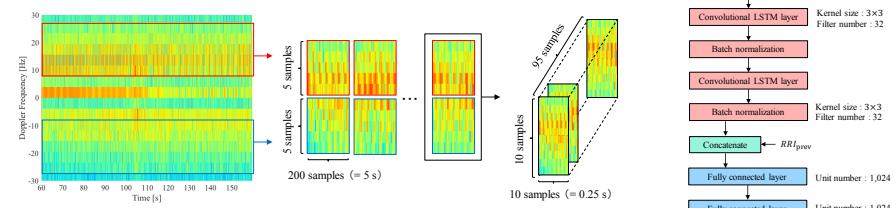
波形再構成結果



大槻知明

15

Convolutional LSTMによる波形再構成に基づくドップラーレーダを用いた心拍検出



入力データの形成

□ 入力データの形成

- 複数の心拍を含むようにスペクトログラムをウインドウで分割（左図 (b)）
- 分割したスペクトログラムをさらに分割し、時間順に重ねる（左図 (c)）

□ 深層学習モデル

- 動画像処理分野で大きな成果をあげているConvolutional LSTMを利用
- 左図(c)の各スペクトログラムをフレームとしてみなし、重ねたスペクトログラムを入力、フィルタ後のECG信号波形を出力

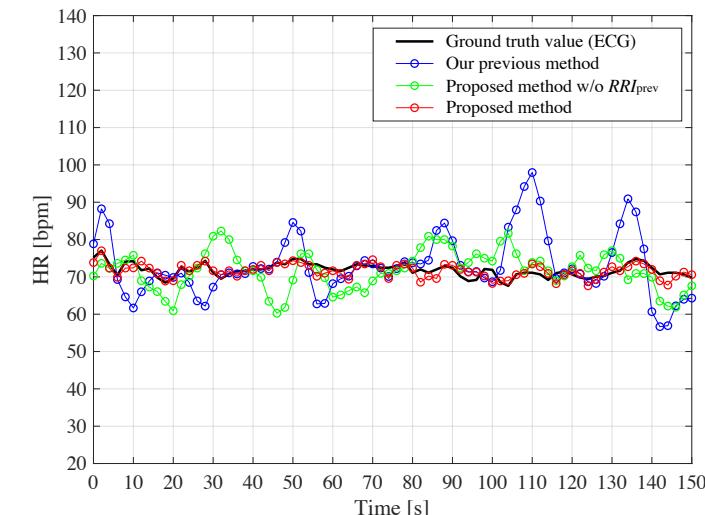


大槻知明

K. Yamamoto and T. Ohtsuki, IEEE Access 2020
K. Yamamoto and T. Ohtsuki, IEEE Access 2020

14

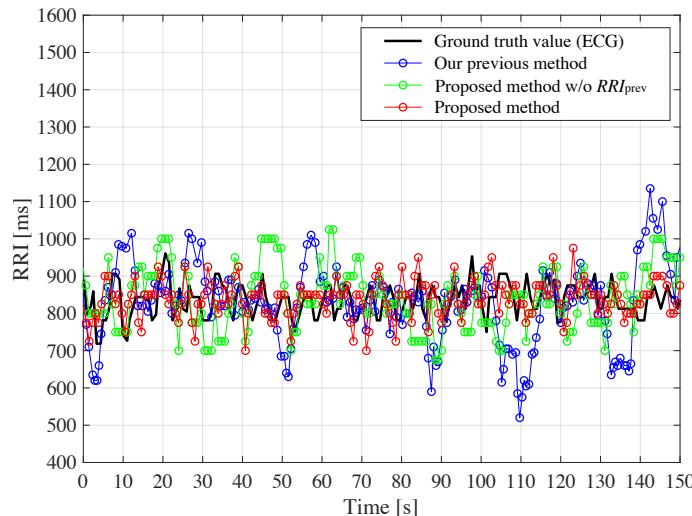
心拍数検出結果



大槻知明

16

RRI検出結果



大槻知明

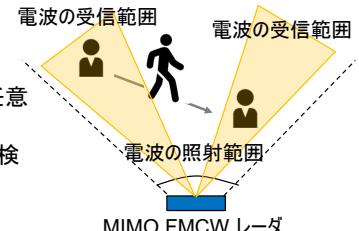
17

非接触呼吸検出

MIMO FMCW レーダ

- 複数の送受信アンテナを線形に配置
- 受信アンテナの指向性を制御することで 任意の方位に対する受信信号を取得可能
- 電波の照射範囲内に人がいれば、呼吸を検出可能

FMCW : Frequency Modulated Continuous Wave



大槻知明

19

CNNに基づく室内環境における呼吸検出

従来のMIMO FMCW レーダを用いた呼吸検出

- 胸壁位置推定
 - ✓ FFT や MUSIC アルゴリズムを MIMO FMCW レーダの受信信号に適用
- 呼吸検出
 - ✓ 推定した胸壁位置における位相変動を算出
 - ✓ 位相変動を基に呼吸を検出
- 問題点
 - ✓ 屋外環境と比較し、室内環境ではマルチパスの影響が大きいため、胸壁位置推定は難しい

CNNに基づく室内環境における呼吸検出

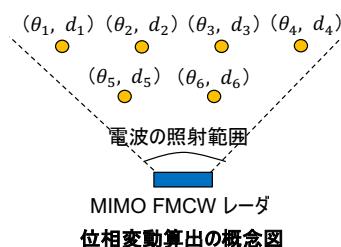
- MIMO FMCW レーダの受信信号から様々な位置における位相変動を算出
- 算出した各位相変動からスペクトログラムを算出
- スペクトログラムを入力して、呼吸数を出力する CNN を基に呼吸数を推定



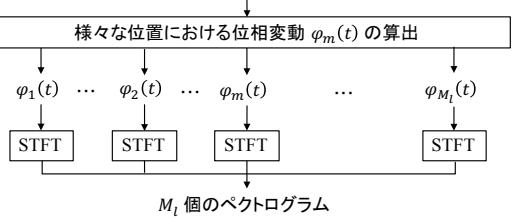
大槻知明

CNNに基づく室内環境における呼吸検出

位相変動算出の概念図



MIMO FMCW レーダの受信信号



Pre-processing step のフローチャート

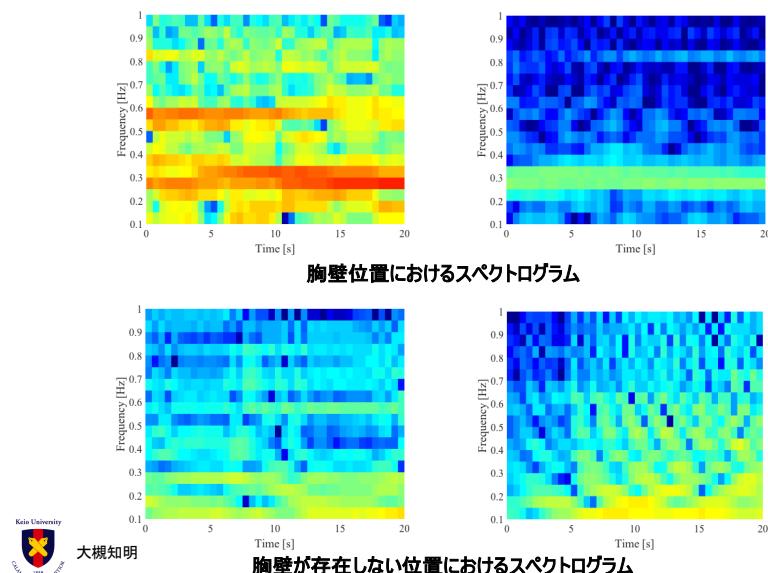
- 様々な位置 (θ, d) における位相変動 $\varphi_m(t)$ の算出
 - ✓ 少なくとも 1 つの位置が胸壁位置となるような間隔で、 θ および d を指定
- 各位相変動からスペクトログラムを算出



大槻知明

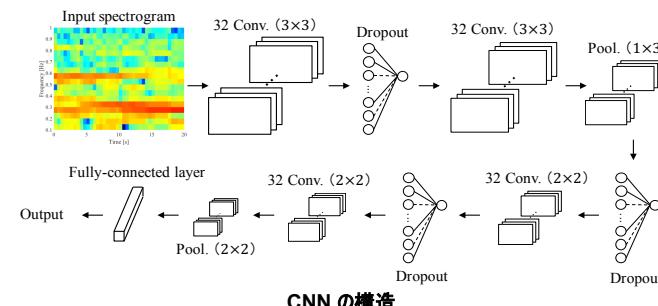
21

スペクトログラム例



22

CNNに基づく室内環境における呼吸検出



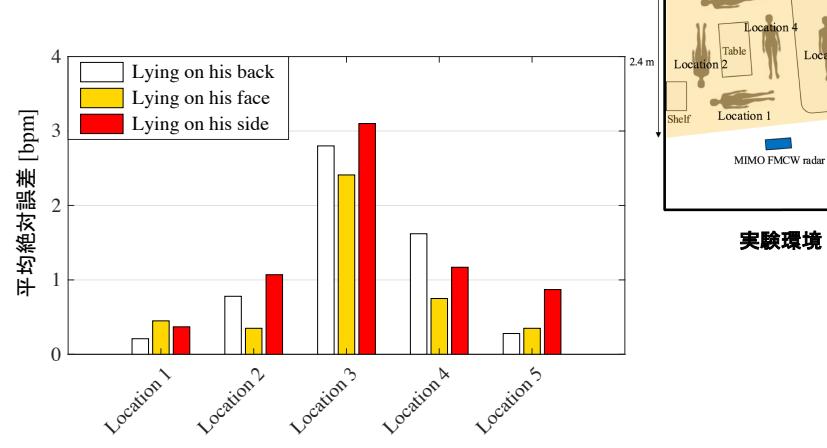
CNN の構造

- スペクトログラムを入力し、呼吸数を出力する深層学習モデルを構築
- CNN の利用
 - 画像の特徴を捉えるのに優れた深層学習法
 - 人間では認知することが難しい特徴量を考慮して、画像を分類可能
- 入力：幅 20 秒のスペクトログラム

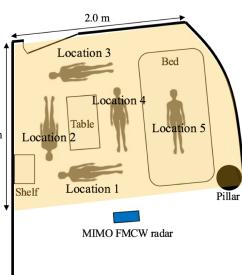
大槻知明 出力：10 種類の呼吸数 (0.1 Hz, 0.2 Hz, ..., 1.0 Hz) および呼吸なし

23

呼吸検出結果



実験環境



2人の被験者に対する平均絶対誤差

血圧測定

血圧

- ✓ 血圧は脳心血管症を発症させる原因のひとつ
- ✓ 日常生活で血圧を自己計測することが重要

代表的な血圧測定法

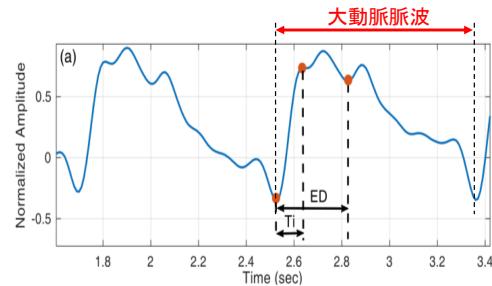
	聴診法	オシロメトリック法	PTTによる推定
手法	医師が聴診器で血管音を聞く	上腕をカフにより圧迫し脈動を検出	身体の異なる部位に接触センサを装着し、血液が流動する時間を測定して血圧を推定
課題	カフの締め付けによる不快感、カフ装着位置による血圧誤推定	接触センサによる不快感	

PTT : Pulse wave Transit Time

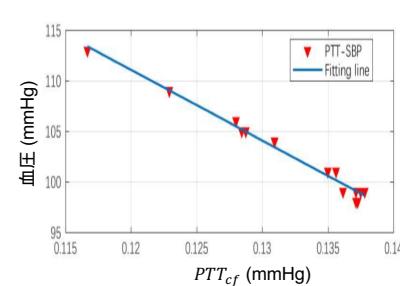
非接触血圧測定

- ✓ カフや接触型センサを用いない血圧測定
- ✓ ドップラーレーダの利用

非接触血圧推定



無呼吸時に取得したドップラーレーダの受信信号例



PTT_{cf} と血圧の関係

- 大動脈脈波の波形と血圧には相関がある

- ✓ $PTT_{cf} = \frac{ED - T_i}{2}$ T_i : 脈波の立ち上がりから最大ピーカ直前のピーカまでの区間
ED : 脈波の立ち上がりから最大ピーカ直後の極小までの区間
- ✓ PTT_{cf} が短いほど、血圧は高い → PTT_{cf} と血圧は負の相関関係

呼吸や体の揺らぎがある環境では、大動脈脈波波形は歪み、血圧推定が困難



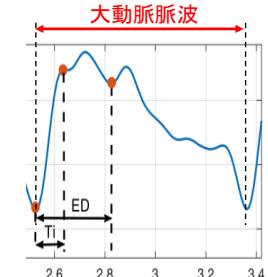
大槻知明

26

ドップラーレーダを用いた非接触血圧推定

呼吸や体の揺らぎがある環境下での血圧推定精度を改善

- 雑音を含む脈波波形を入力し、綺麗な脈波波形を出力する深層学習モデルを構築
 - 綺麗な脈波波形 : T_i および ED を検出可能で、算出する PTT_{cf} と血圧の間に高い相関がある波形
- 深層学習モデルには LSTM を利用
 - ✓ 時系列データの特徴を学習するのに優れた深層学習法
- 学習データの生成
 - ✓ 実データに基づき雑音をモデル化し、学習データを生成

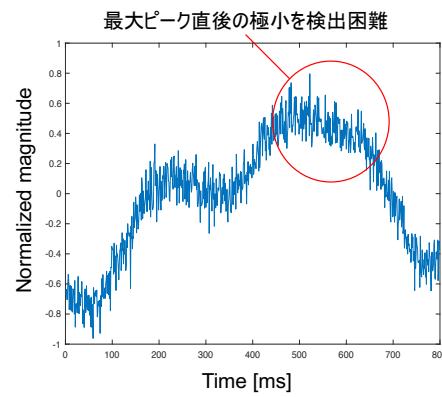


28

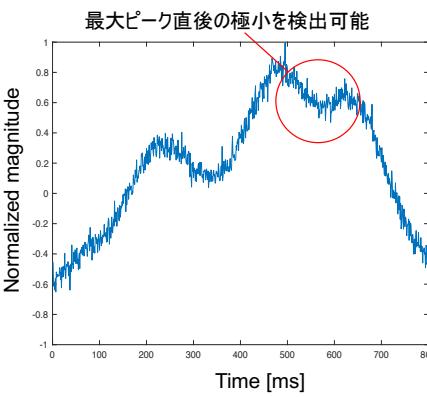


大槻知明

ドップラーレーダを用いた非接触血圧推定



深層学習モデル入力前



深層学習モデルの出力

- PTT_{cf} を算出できない脈波波形を深層学習モデルに入力することで、綺麗な波形を取得可能



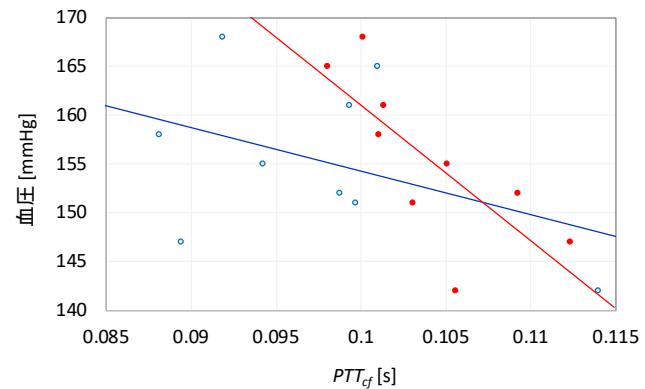
大槻知明

29

ドップラーレーダを用いた非接触血圧推定

赤プロット : LSTM を用いた場合（提案法）

青プロット : LSTM を利用せず、 PTT_{cf} を算出可能な脈波波形のみを用いた場合



座っている被験者（呼吸あり）に対する PTT_{cf} と血圧の関係



□ 深層学習モデルを用いることで、呼吸ありの状態で血圧推定精度が改善

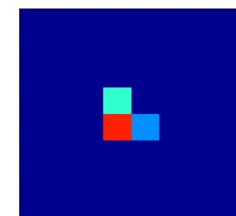
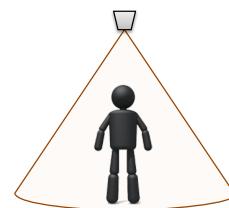
30

ドップラーレーダを用いた非接触血圧推定

各条件における血圧推定値と真値血圧値との平均誤差 (mmHg)

被験者	(i) 50cm, 呼吸有り		(ii) 100cm, 呼吸有り		(iii) 50cm, 呼吸無し		(iv) 100cm, 呼吸無し	
	従来法	提案法	従来法	提案法	従来法	提案法	従来法	提案法
1	2.65	1.98	1.48	1.41	6.47	3.45	4.18	3.77
2	6.15	4.13	8.74	7.97	8.36	7.74	9.39	7.76
3	1.50	1.48	4.11	5.42	3.65	3.68	4.08	4.05
4	5.07	4.68	5.34	4.78	4.69	4.08	3.18	3.91
5	3.88	3.93	2.89	2.85	6.01	4.61	2.65	2.36
6	4.80	2.18	2.23	1.41	5.71	5.02	1.62	1.08
平均	4.01	3.06	4.13	3.97	5.82	4.76	4.18	3.82

低解像度赤外線アレイセンサ

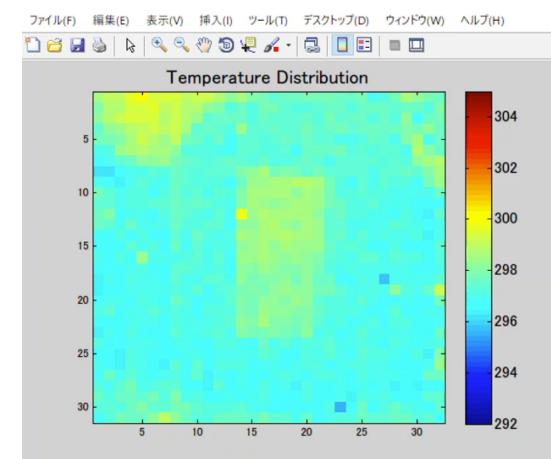


低解像度赤外線アレイセンサ

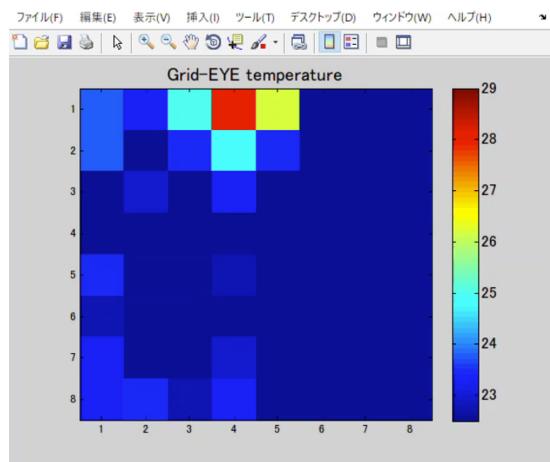


転倒時の温度分布変化

低解像度赤外線アレイセンサ



低解像度赤外線アレイセンサ



低解像度赤外線アレイセンサ

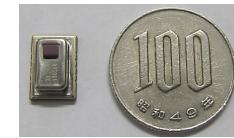
転倒検知結果

正答率:97.8 %		分類されたクラス	
項目	転倒	非転倒	
実際の行動	転 倒(データ数 40)	98.3%	1.7%
非転倒(データ数 48)	3.7%	96.3%	

- S. Mashiyama, J. Hong, and T. Ohtsuki, IEEE PIMRC 2014
- S. Mashiyama, J. Hong, and T. Ohtsuki, IEEE ICC 2015
- 他

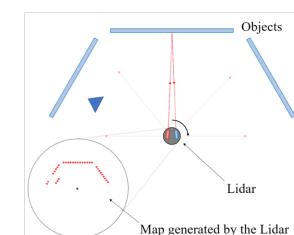
低解像度赤外線アレイセンサ

- 行動識別
 - 転倒検知
- 位置推定
- 行動量把握



2D LIDARを用いた行動識別・人物特定

- LIDAR (Light Detection And Ranging)
- 安価な2D LIDARを用いて行動識別・人物特定
 - アルゴリズム: 深層学習
 - 歩行, 転倒など複数の行動識別精度: 94.1 %
 - 転倒検知率: 97.1 %
 - 転びそな歩行検出精度: 92.5 %
 - 人物特定精度: 93.2 %



障害生存年数(YLD)

- Years Lived with Disability (YLD): 疾病により障害を伴った生活を余儀なくされた期間
- 精神疾患 第1位(22.9%)
- 我が国の患者数
 - うつ病, 統合失調症, 不安症を中心に320万人
 - 認知症: 462万人
- 社会費用
 - うつ病: 3.1兆円
 - 認知症: 14.5兆円



大槻知明

39

精神疾患の診察・診断

- 診察: 患者と精神科医との会話に基づいて行われる
- 診断
 - DSM-5(米国精神医学会)やICD-10(WHO)の診断基準
 - 本質的には、典型的な患者との類似性、正常と見なされる範囲をどの程度逸脱しているかで診断
- 問題
 - 血液学的・画像バイオマーカーの不足
 - 診断、重症度判断を精神科医の経験に大きく依存

→ 診断の不一致



大槻知明

岸本先生資料参考

40

ソーシャルネットワークデータを用いた精神健康解析

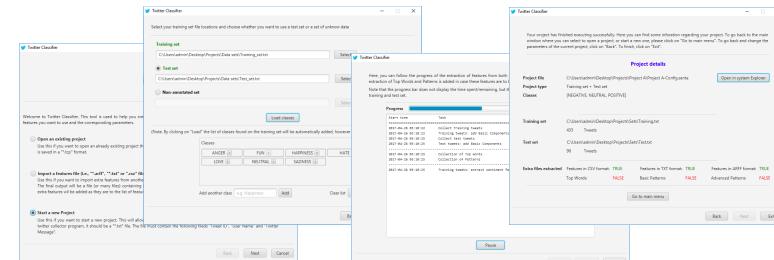
- "Quantifying Mental Health Signals in Twitter,"
 - G. Coppersmith, et al., Workshop on Comp. Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic Signal to Clinical Reality, 2014
- "Early Detection of Depression: Social Network Analysis and Random Forest Techniques,"
 - F. Cacheda, et al., J. Med. Internet Res. 2019



大槻知明

41

SENTA : SENTiment Analyzer



M. Bouazizi and T. Ohtsuki, IEEE Access 2018

42

Social Network 解析技術@大槻研究室

- テキスト・マイニング技術
 - Twitterやレビューの多クラス感情解析・感情量解析
 - 皮肉の意味検出
 - ヘイトスピーチ検出
- 多クラス感情解析・感情量解析ソフトウェア開発
 - SENTA
- チャットボット

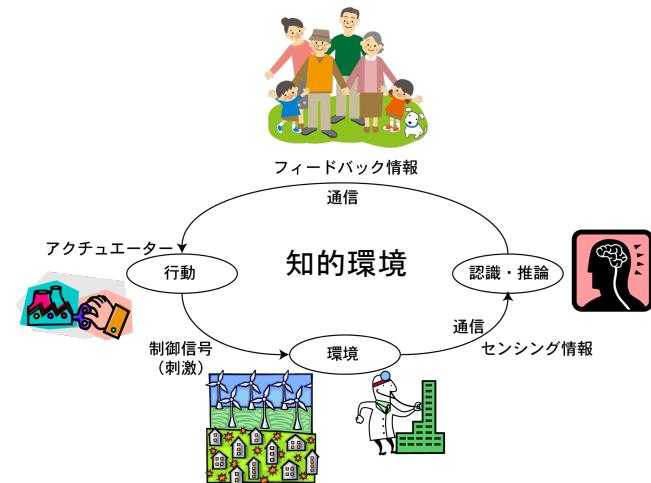
- M. Bouazizi and T. Ohtsuki, BIG DATA MINING AND ANALYTICS, 2019
- M. Bouazizi and T. Ohtsuki, IEEE Access 2018
- H. Watanabe, M. Bouazizi, and T. Ohtsuki, IEEE Access 2018
- M. Bouazizi and T. Ohtsuki, IEEE Access 2017
- 他



大槻知明

43

知的環境研究センター@慶應義塾大学



大槻知明

44