

# BCGセンサとデータサイエンス(AI)を用いた 睡眠解析とストレス評価から病気検出の可能性

## 総合技術プレゼンテーション

2024年5月

ヘルスセンシング株式会社  
東京都八王子市七国六丁目7番13号

# 心拍計測法分類とBCG信号

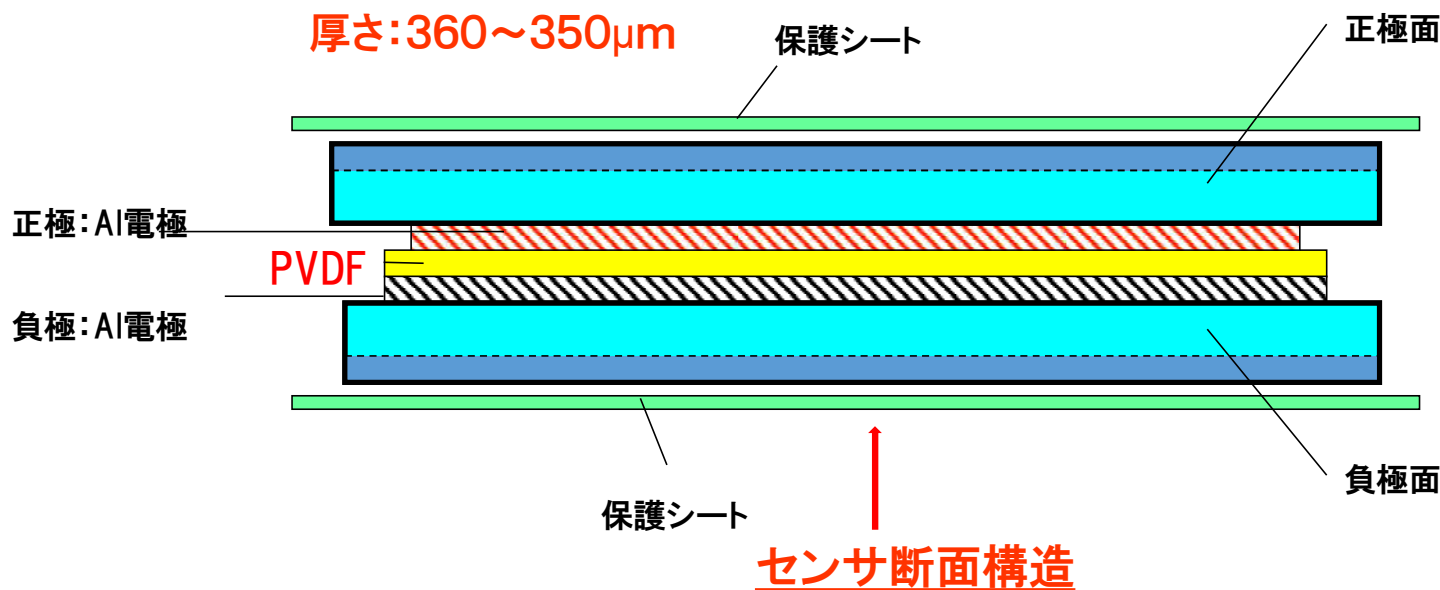
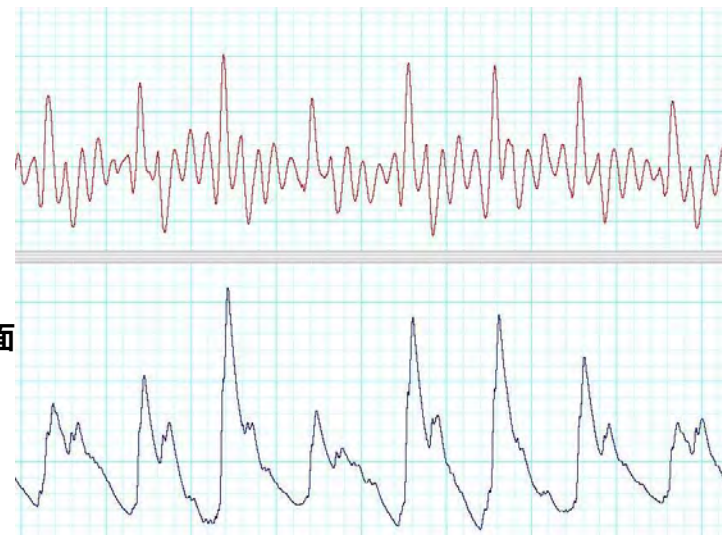
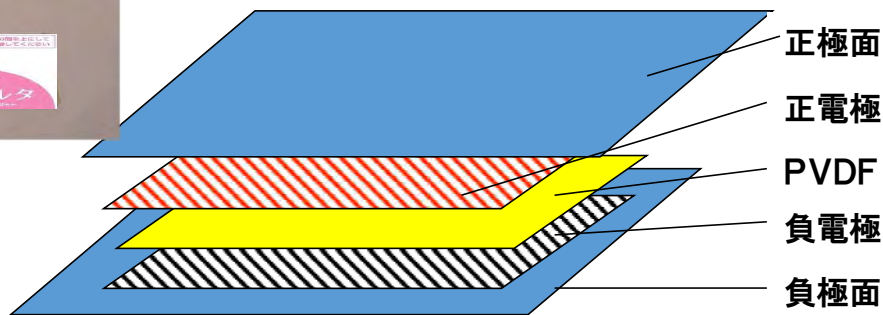
BCG信号はヘルスケア分野、特に高齢者介護のゲームチェンジャーとなる

No	分類	内容	侵襲性	位置付
1	心電図: ECG Electrocardiogram	心電計(心筋の活動電位を皮膚上の電極から測定する)	(有) 胸部または四肢 へ電極貼付	医療標準
2	心音図: PSG Phonocardiogram	心音計(心臓の弁の開閉を音で検出する)	(有) 胸部 マイクロフォン接触	医療標準
3	心弾動図: BCG Ballistocardiogram	シートセンサ(圧脈波に起因する体の振動信号を電圧(圧電センサ)で検知する)	(無) 無拘束 (ベッド/椅子)	ヘルスセンシング
4	脈波 Pulse Wave	手首や指先等の動脈血管の容積変化をLED光による反射・吸収特性で検知もしくは圧脈波を圧電センサで検知する。	(有) 動脈拍動を触知できる皮膚上に密着させる	ヘルスケア スマートウォッチ等

# BCGセンサシート構造と原信号波形



BCGセンサ製品  
(W:10cm x L:70cm x T:1mm)



# BCGセンサの特長と利用



簡単に設置  
できる

高感度  
センシング

無拘束  
(非接触)

使い勝手  
が良い

ベッド用センサ  
(W:10cm x L:70cm x T:1mm)

マットレス上or下に挿入

椅子用センサ  
(100×200×1mm)

制御BOX(組込型)、  
24bADC 高性能CPU



高感度圧電センサ

PVDFフィルムを用い薄いシート積層膜デバイス

無拘束(非接触)で測定

ベッドマット、椅子にセンサを敷くだけで、

心臓の動きを振動信号として非接触で検出する

生体信号は主に4種類、BCGから分離抽出

心弾動(BCG:Ballistocardiogram)測定

- 心拍
- 呼吸
- 体動
- 鼾(オプション)
- 心音(PCG) (オプション)
- 自律神経活動指標算出

センサデバイスサイズ

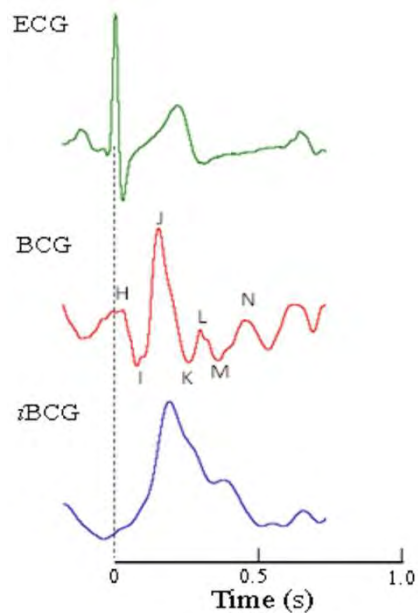
- ベッド用センサ(100×700×1mm)
- 椅子用センサ (100×200×1mm)

# ECGとBCG信号の比較

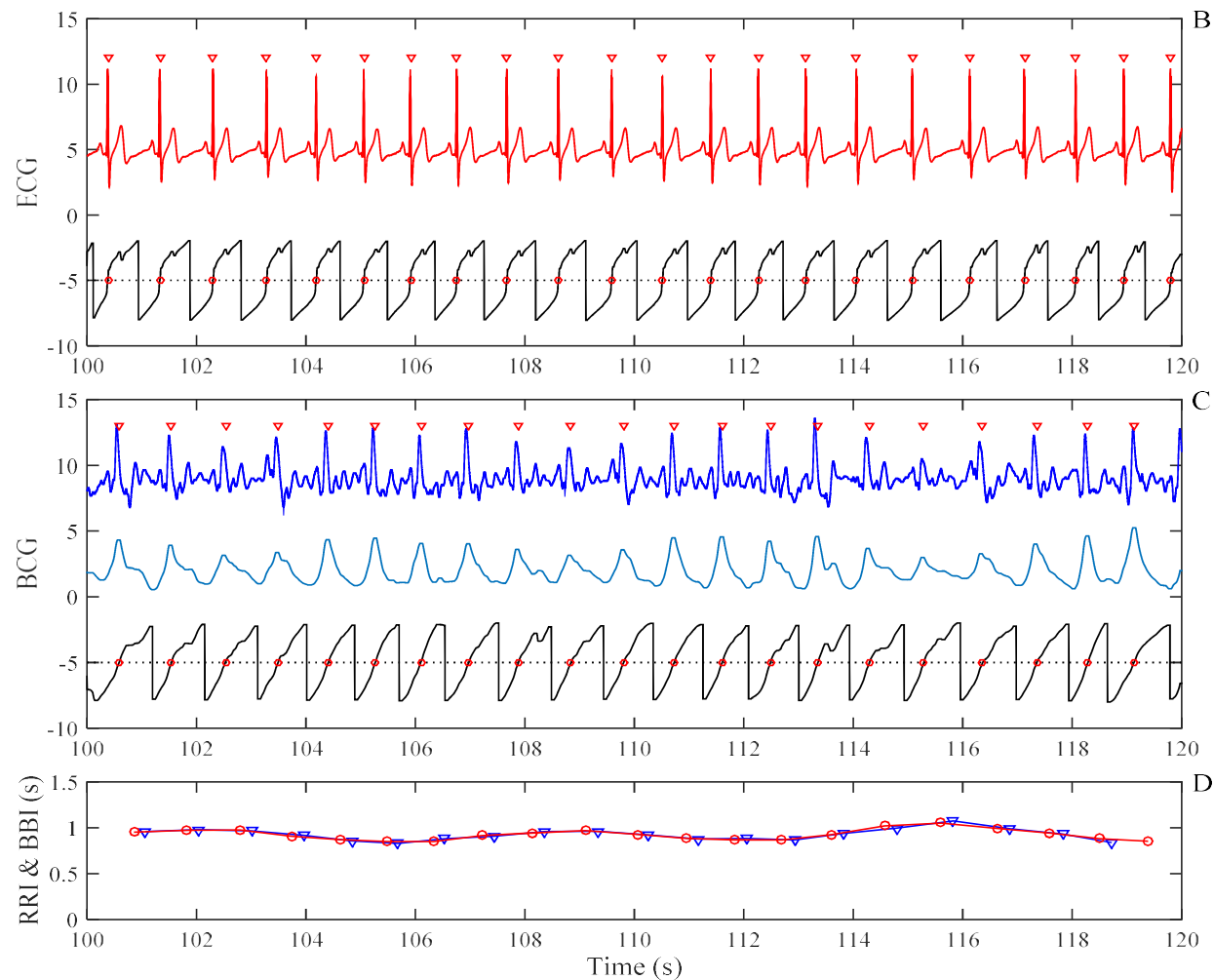
ECG信号(赤色) BCG原信号(青色;中間図)のピーク検出を行い、RRI及びBallistic Beat Interval(BBI)を算出した。  
RRI(赤色)とBBI(青色)が一致していることがわかる



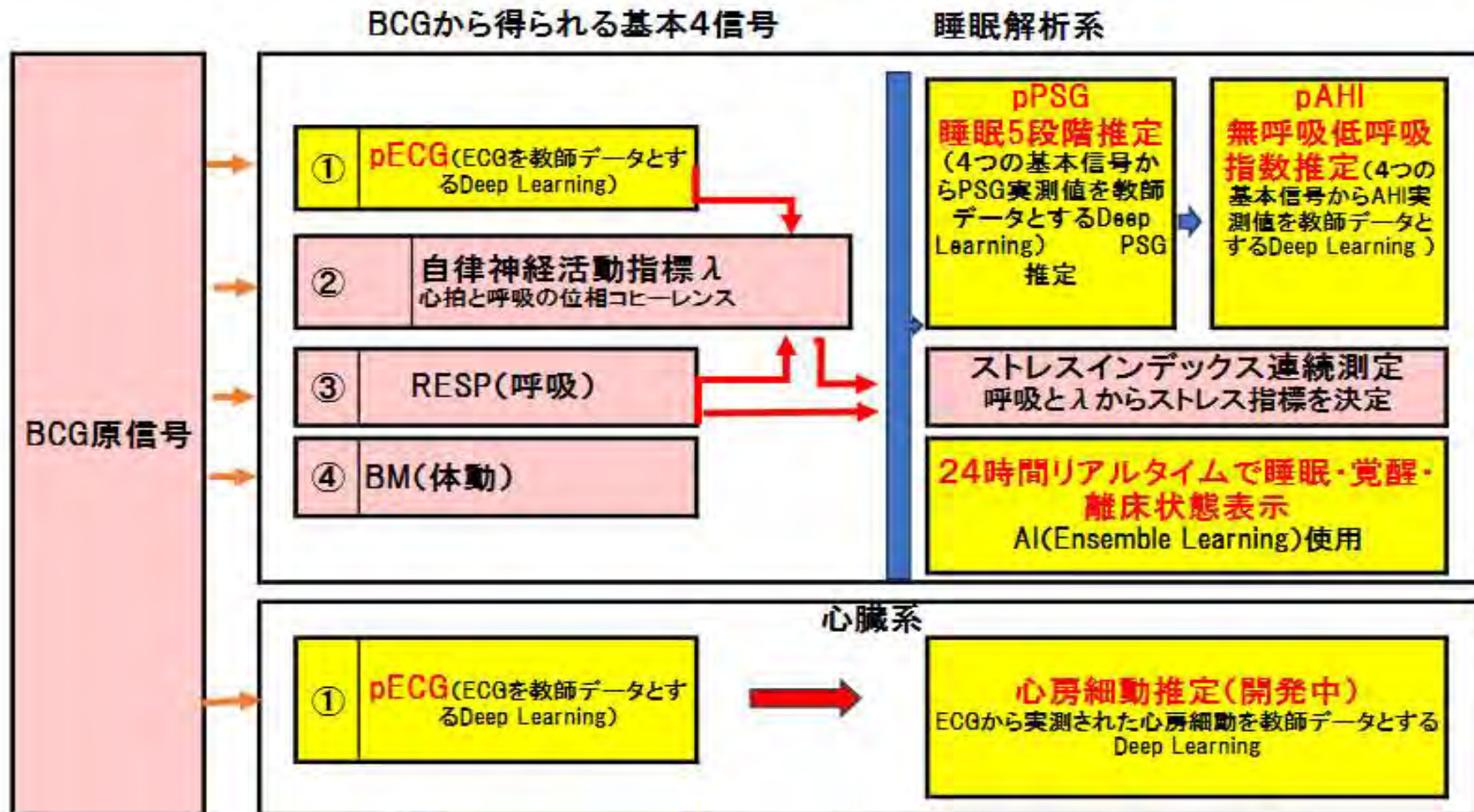
当社のBCGセンサ



Ballistocardiogram



## プログラム医療機器への挑戦(将来課題)

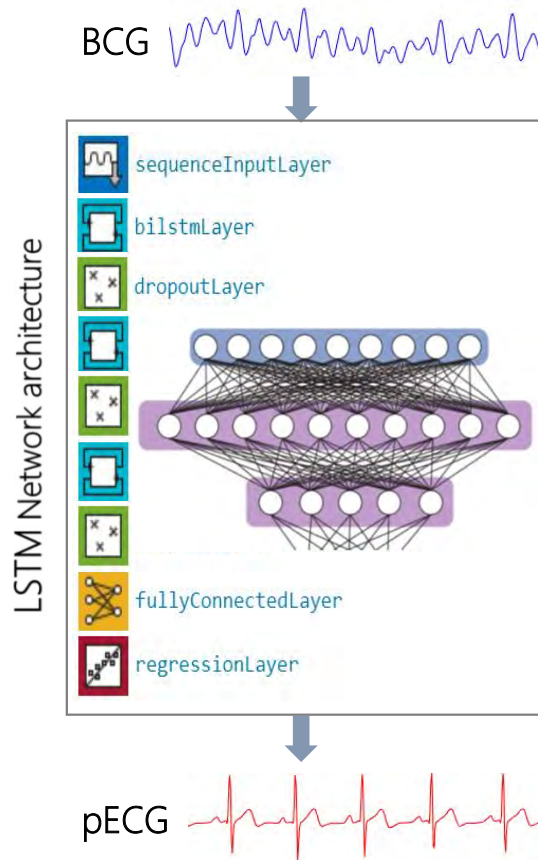


注) ① は、機械学習(Deep Learning等を応用している)  
② は、機械学習を用いていない

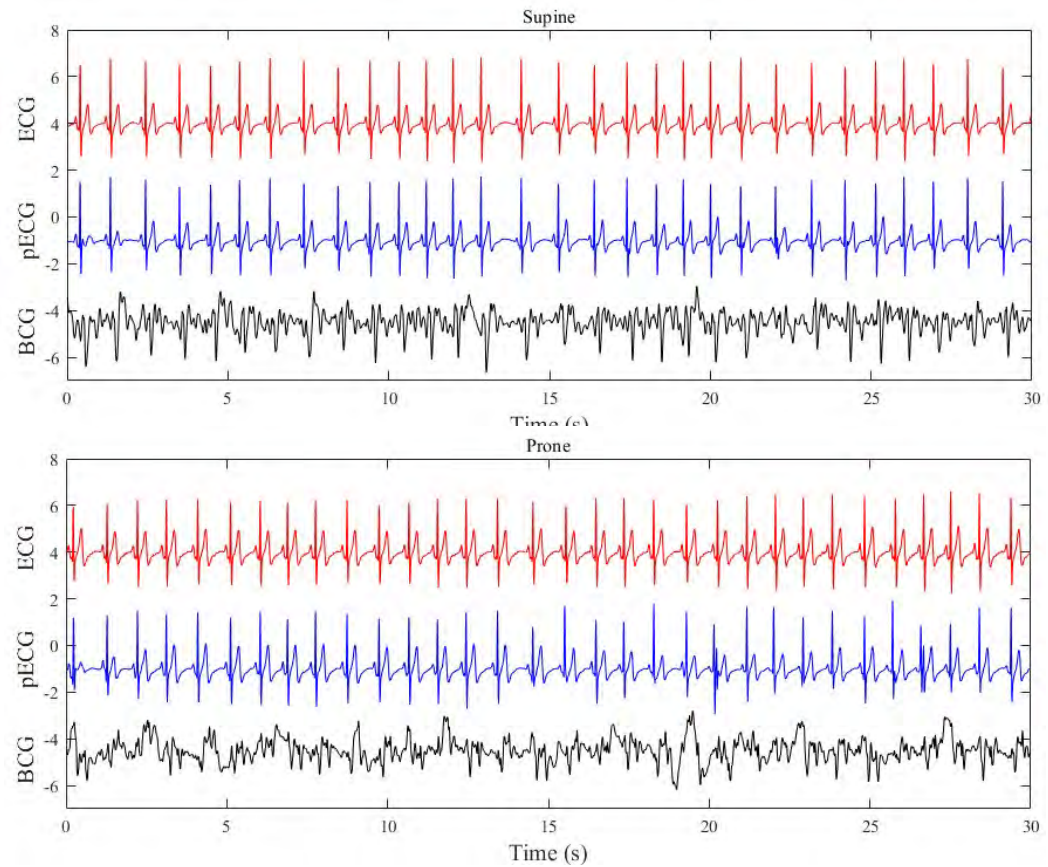
# Prediction of ECG waves from BCG signals by **machine learning**



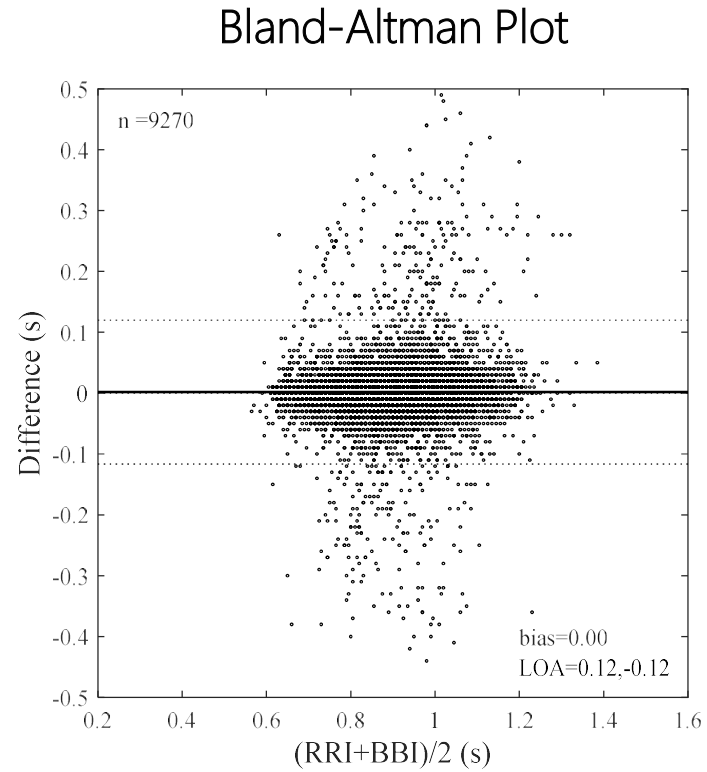
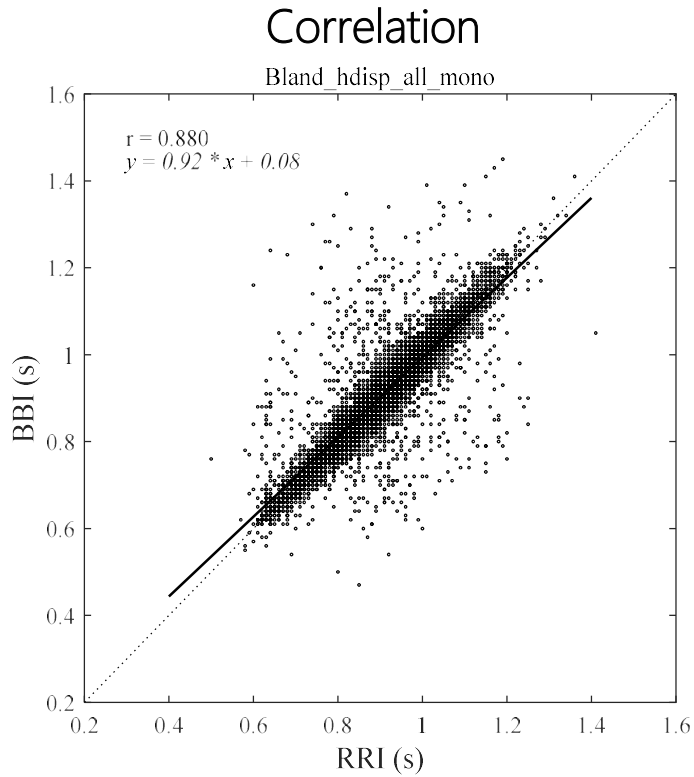
PVDF sensor



recumbent positionにおけるBCG信号と推定ECG波形の例



# Accuracy of IBI obtained from PVDF sensor (BBI)



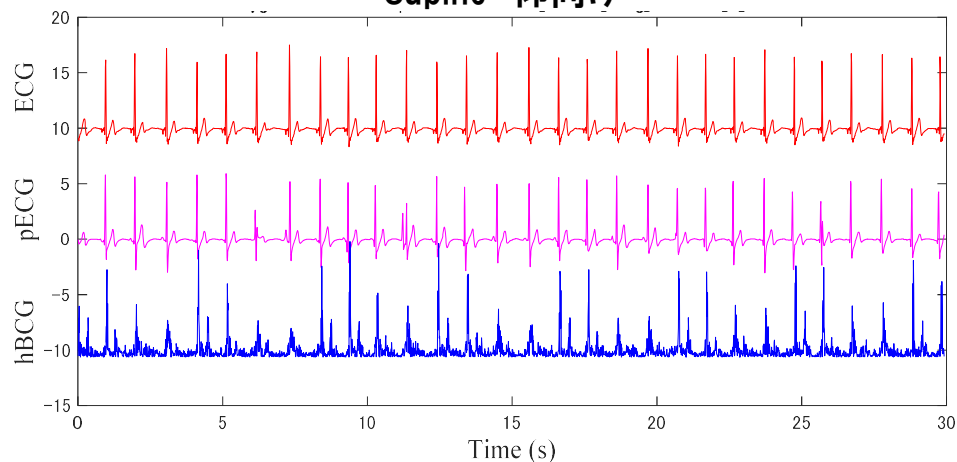
18 subjects × 4 recumbent position = 72 measurement data total 9270 beats



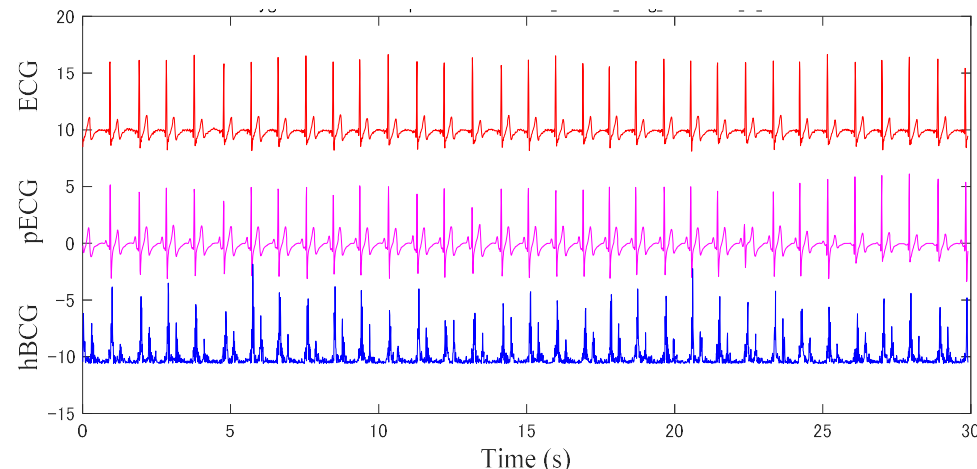
## 機械学習を用いた新たな信号処理技術(BCG→ECG)

ECG信号(橙色)を教師データとして、BCG原信号(青色)を深層学習による回帰学習を行うと、BCG信号がECG信号様(桃色)に変換される。  
被験者:若年者18名 × 4体位 [仰臥位、背臥位、側臥位(右、左)] = 72計測データ検証法: Leave-one-out法(検証例を除いた71例で学習)

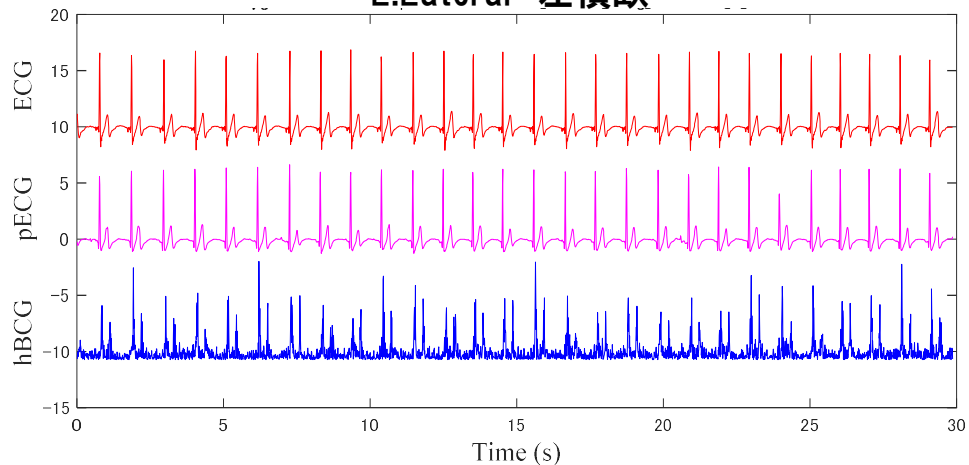
Supine 仰向け



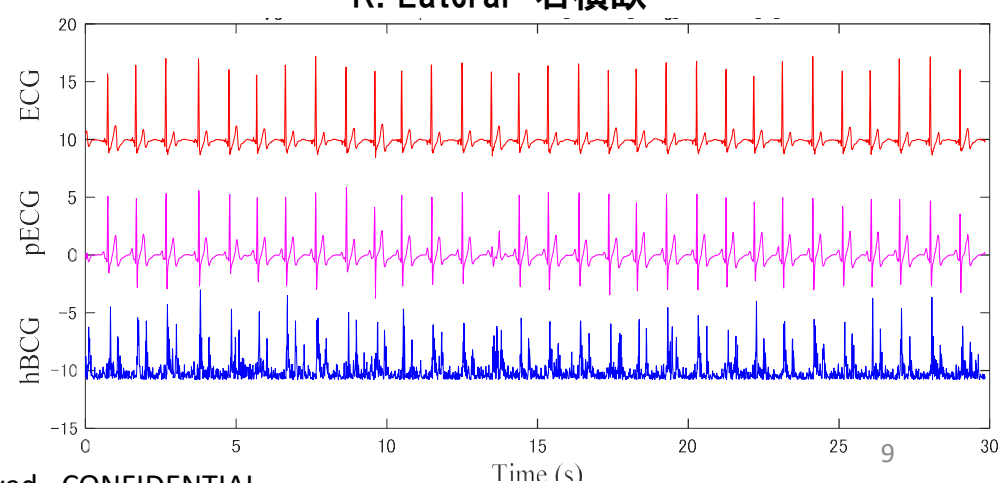
Prone うつ伏せ



L.Lateral 左横臥



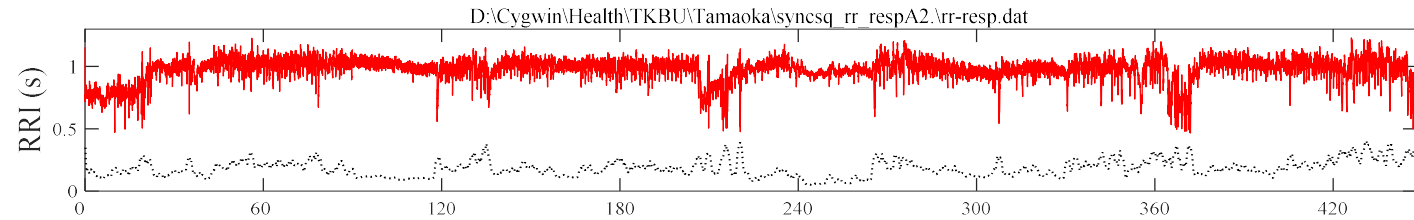
R. Lateral 右横臥



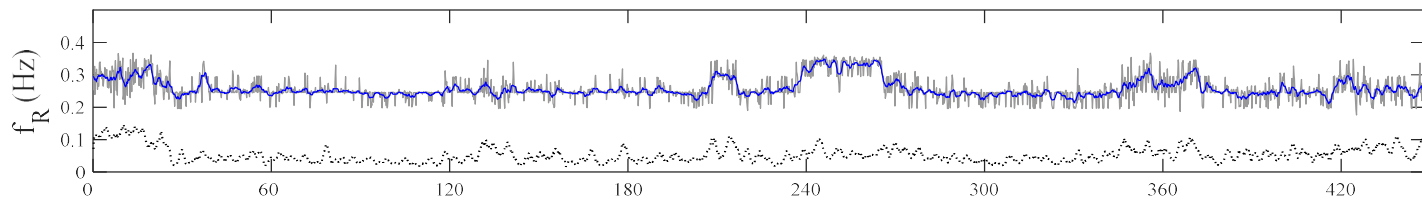
# BCGセンサから得られる生体情報

取得信号： 上から①RRI相当BBI ②呼吸数( $f_R$ ) ③RSA(Respiratory Sinus Arrhythmia) ④ $\lambda$ (自律神経活動指標)

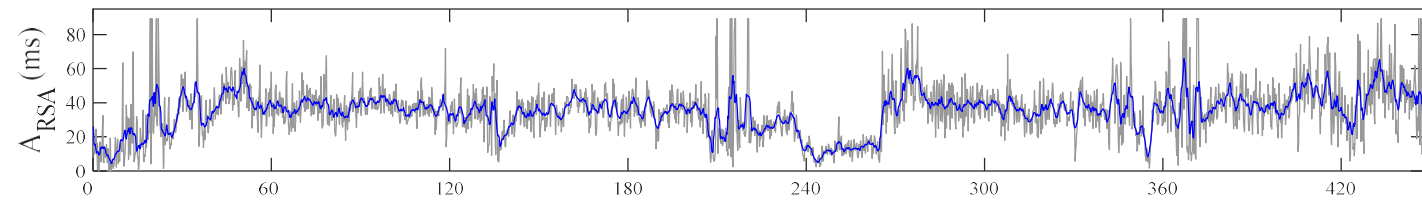
点線はBBI(RRI相当)  
の標準偏差



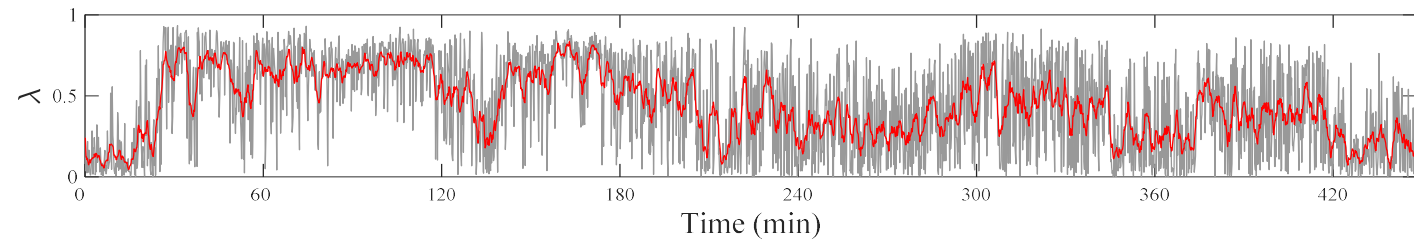
点線は $f_R$ の標準偏差



RSAの振幅

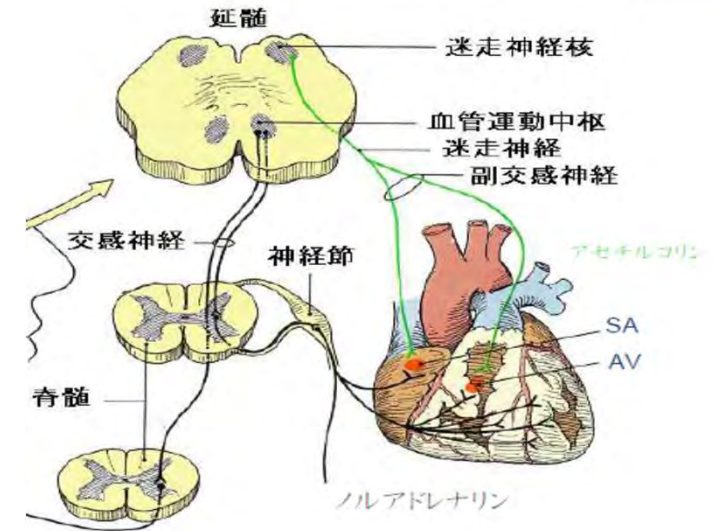
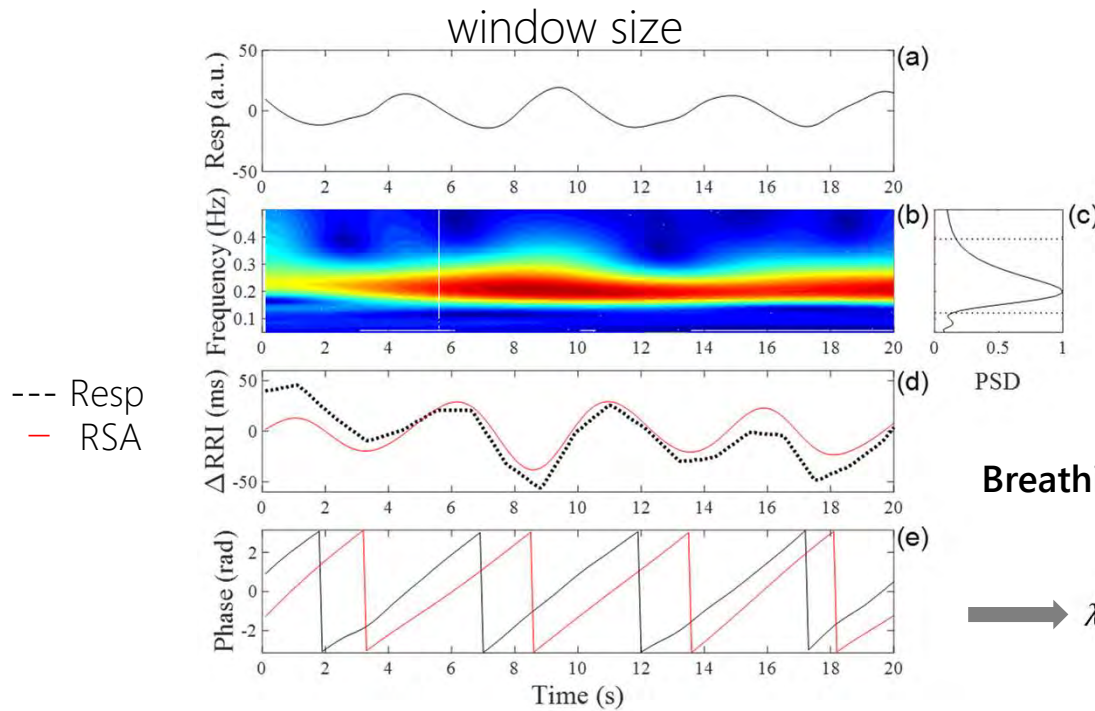
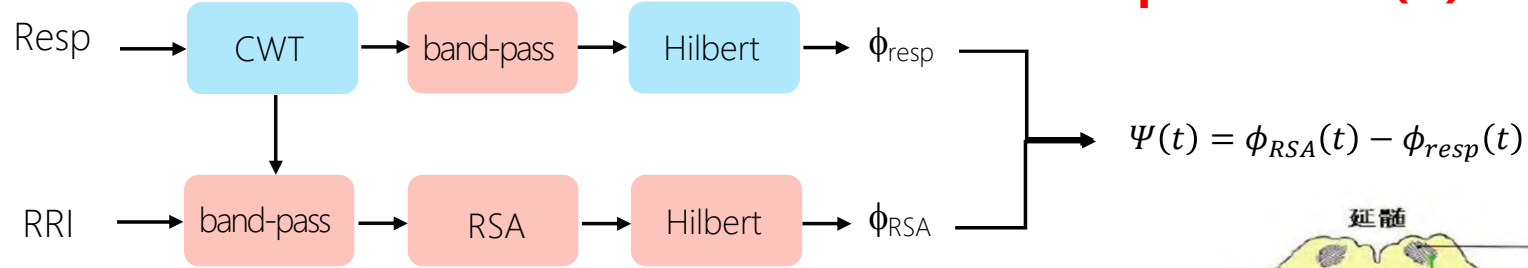


自律神経活動指標 $\lambda$



# 自律神経活動指標

## Phase coherence between RSA and respiration ( $\lambda$ )

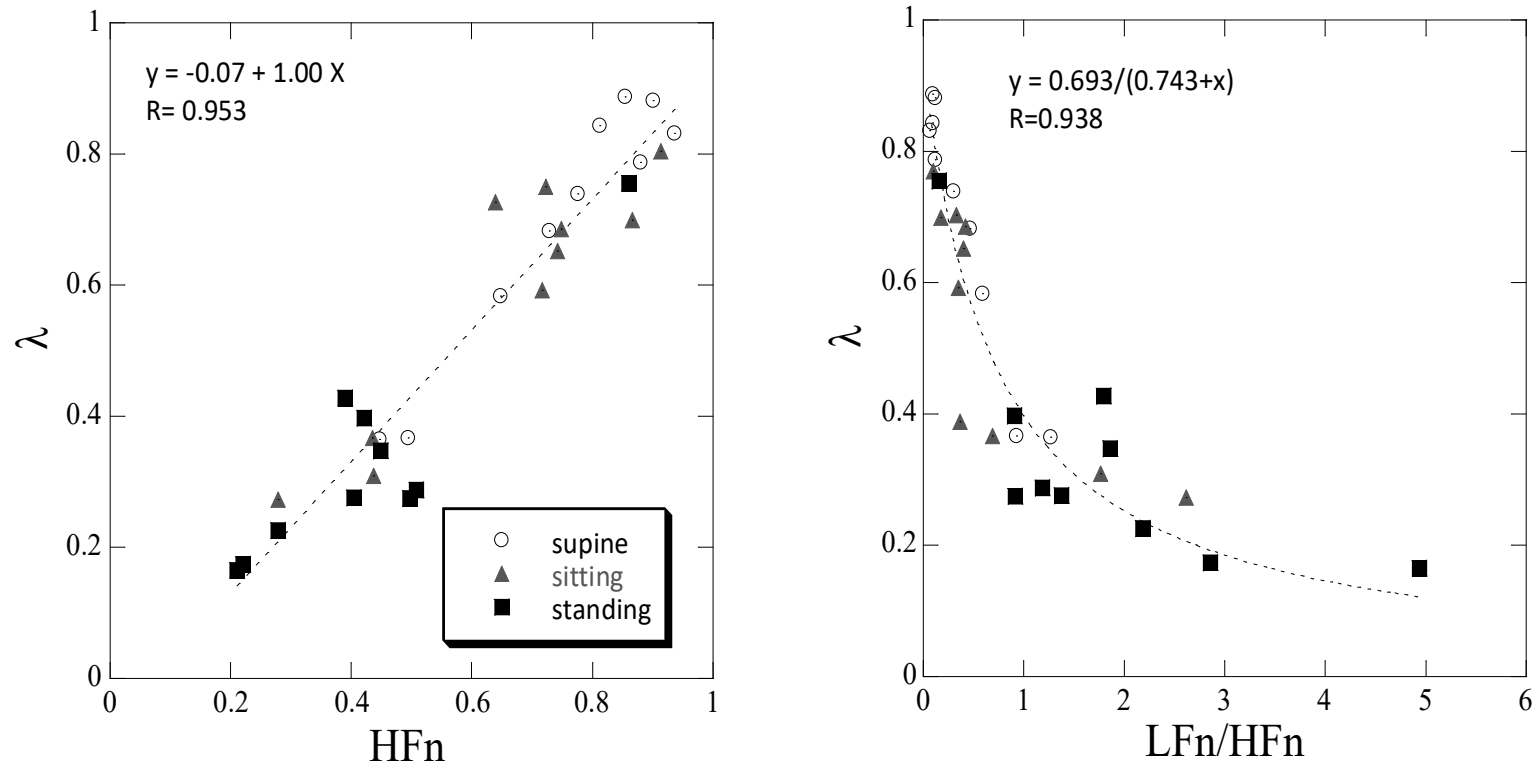


**Breathing always precedes heartbeat!**

$$\lambda(t_k) = \frac{1}{N} \sum_{j=k-N/2}^{k+N/2} |e^{i\Psi(j)}|^2$$

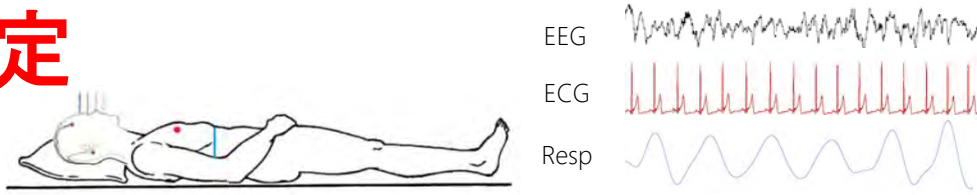
# $\lambda$ shows a correlation with indices of HRV frequency analysis

Effect of postural changes

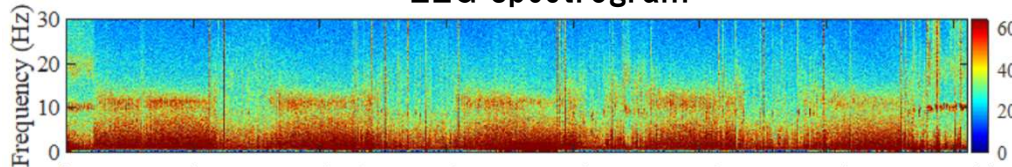


HRV indices were normalized by total power

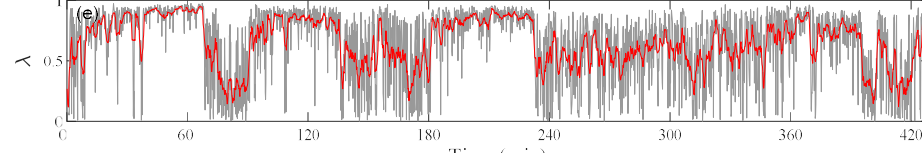
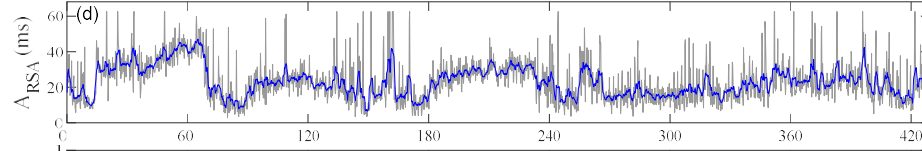
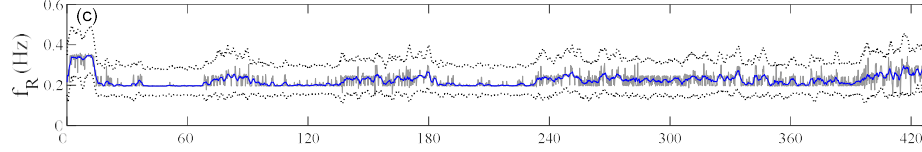
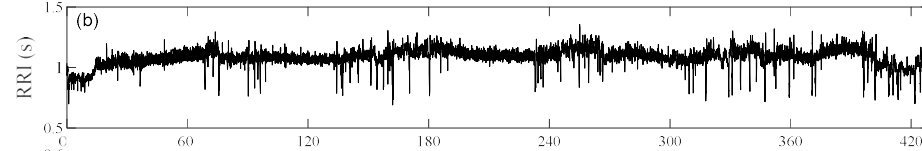
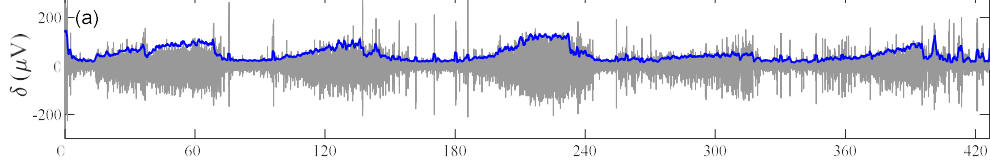
# 睡眠測定



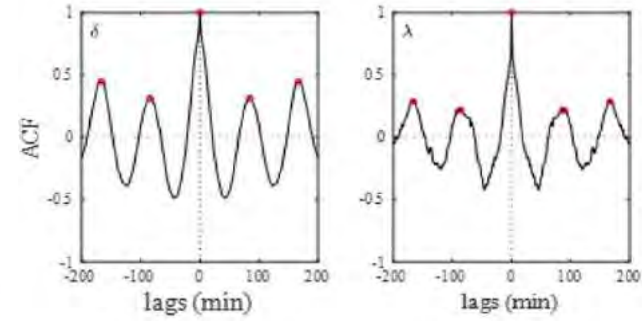
EEG spectrogram



脳波  $\delta$  波

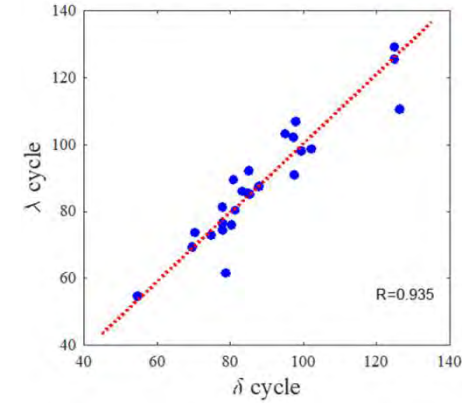


$\lambda$

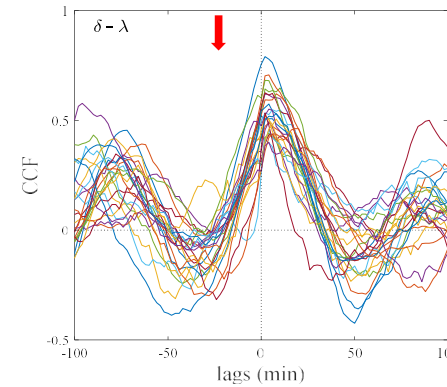


脳波  $\delta$  波自己相関

$\lambda$  自己相関

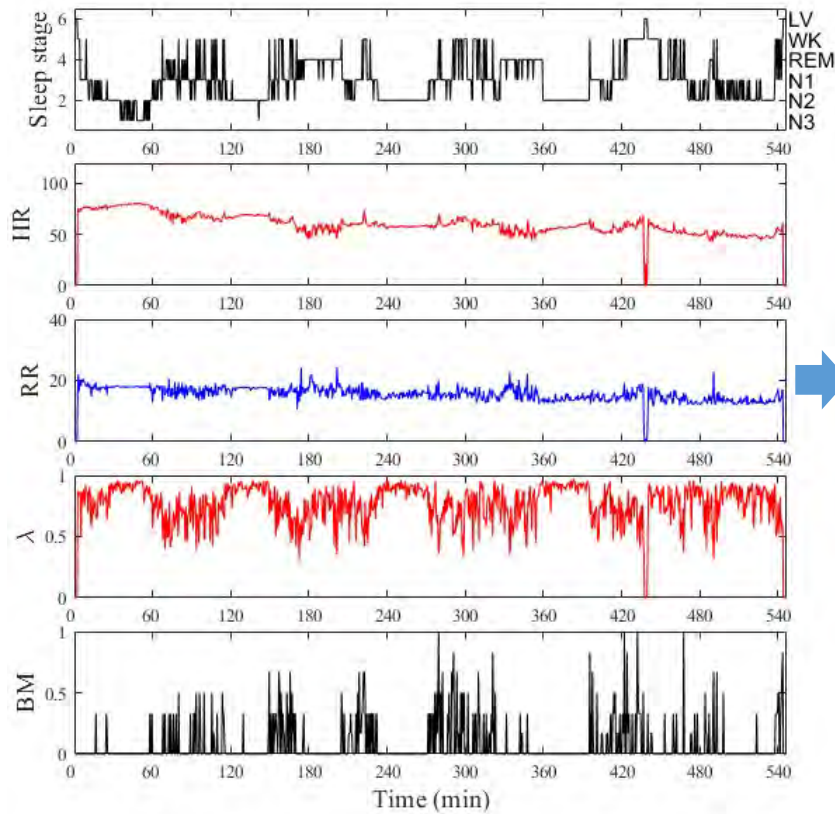


脳波  $\delta$  波と  $\lambda$  の周期一致度

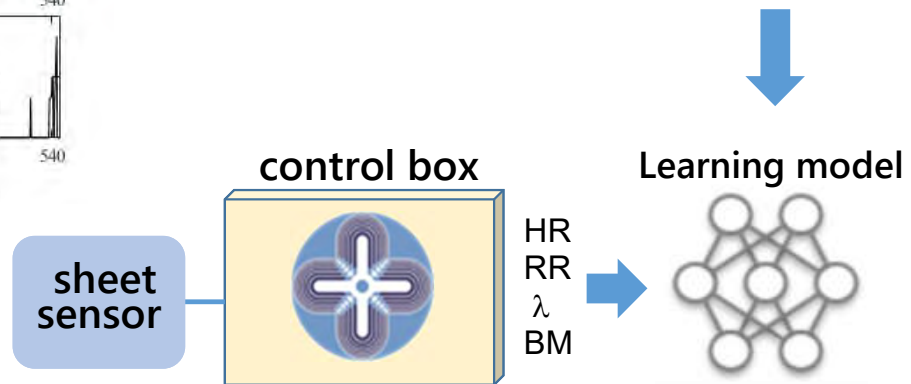
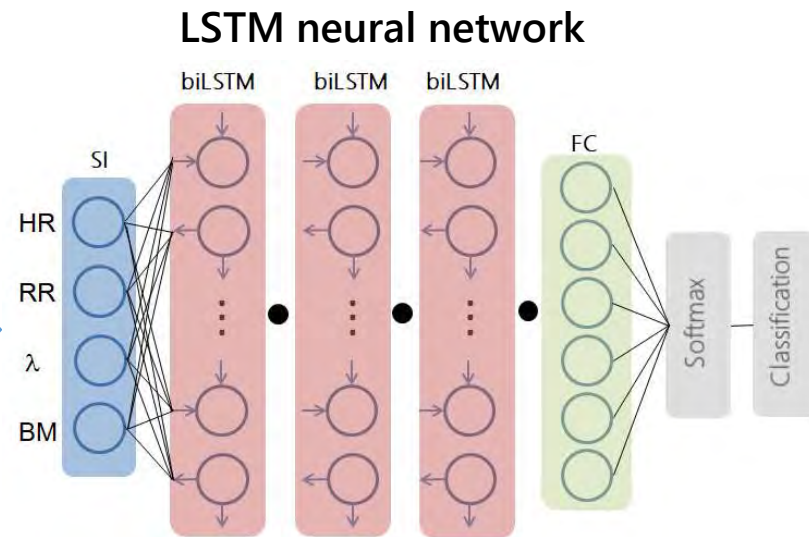


脳波  $\delta$  波と  $\lambda$  の相互相関

# Deep learning based sleep stage classification from cardiorespiratory and body movement activities



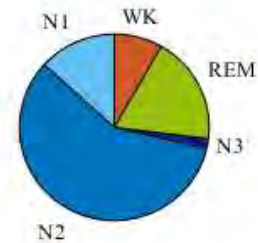
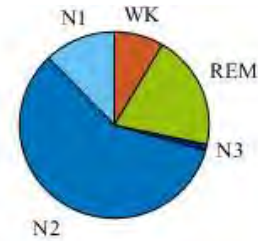
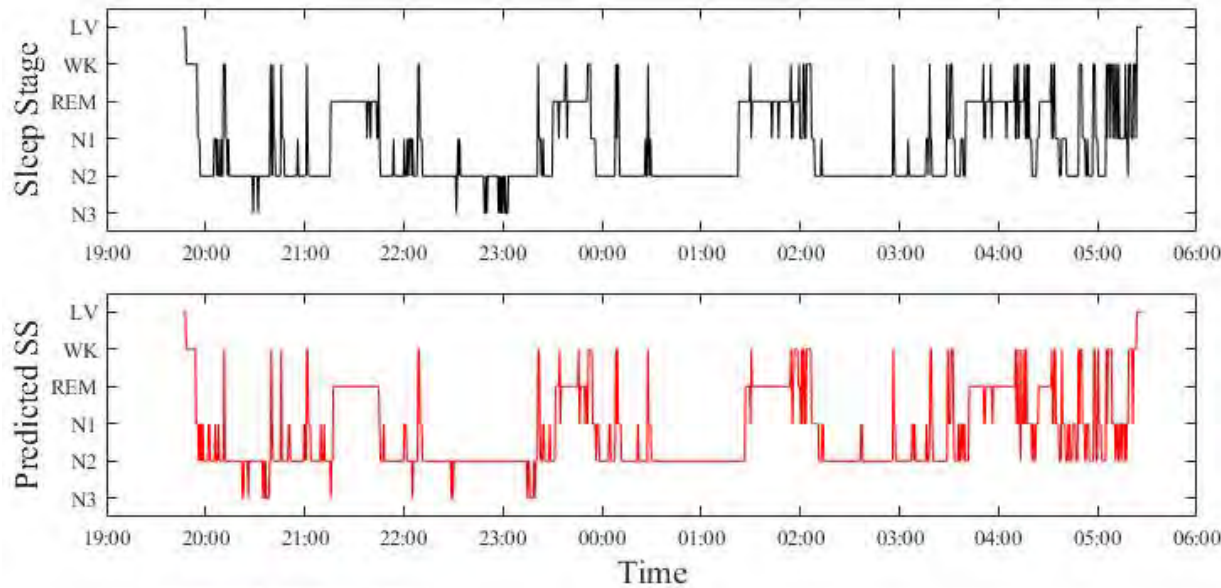
- HR, RR show stably constant and  $\lambda$  shows higher value during N2 and N3.
- HR, RR are highly variable and  $\lambda$  shows lower value during REM and WK.
- BM increased during WK.



# Evaluation of sleep stage classification performance

- 212 public data + 8 own data
- Leave-one-out cross validation

best performance case



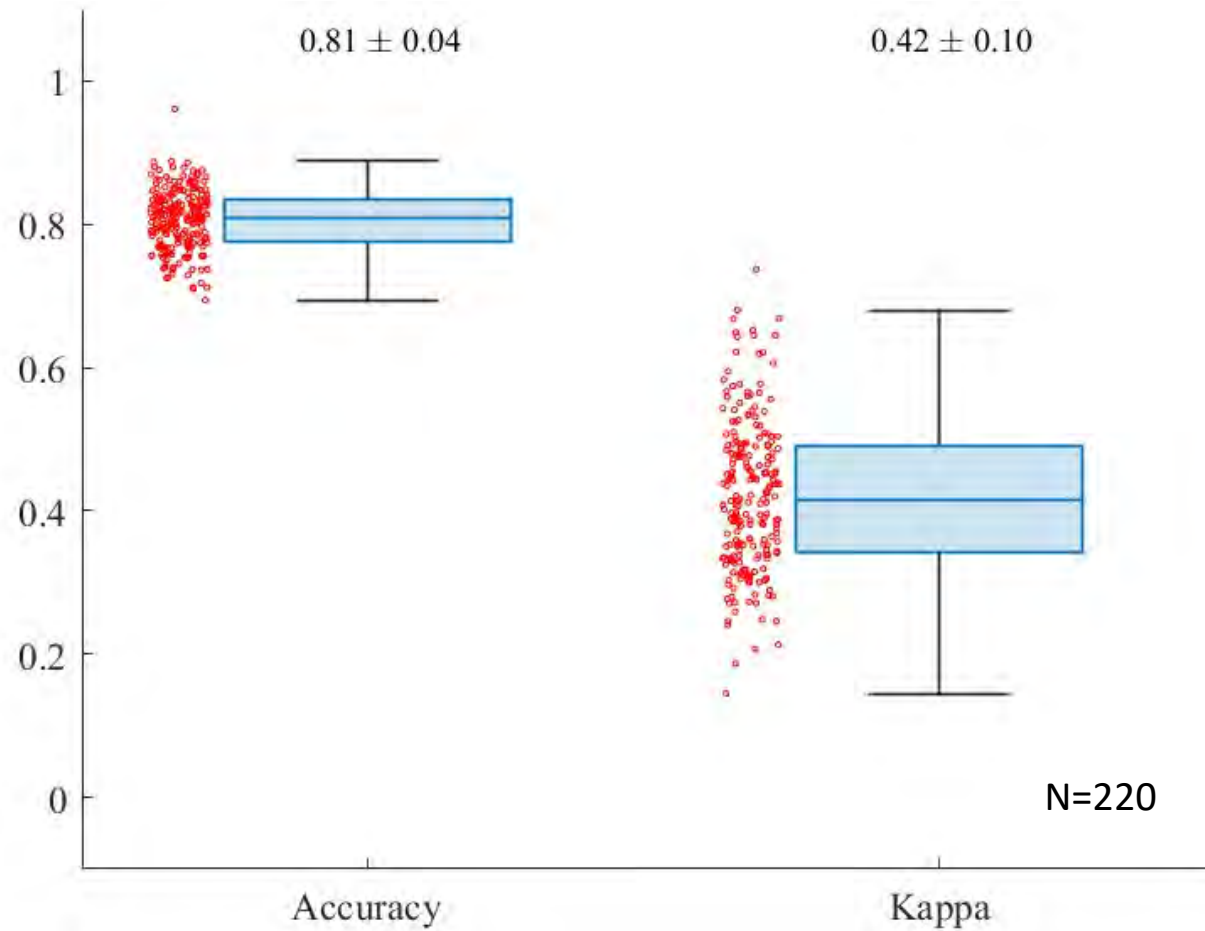
		N3	N2	N1	REM	WK
Predicted	N3		18	1	1	
	N2	13	598	38	18	8
	N1		60	70	8	16
	REM			13	196	8
	WK		2	20	8	66
		N3	N2	N1	REM	WK
		True				

State	Recall	Precision
Wake	0.673	0.688
REM	0.848	0.903
N1	0.493	0.455
N2	0.882	0.886
N3	0.000	0.000

State	True	Predicted
Wake	8.4	8.3
REM	19.9	18.7
N1	12.2	13.3
N2	58.3	58.1
N3	1.1	1.7

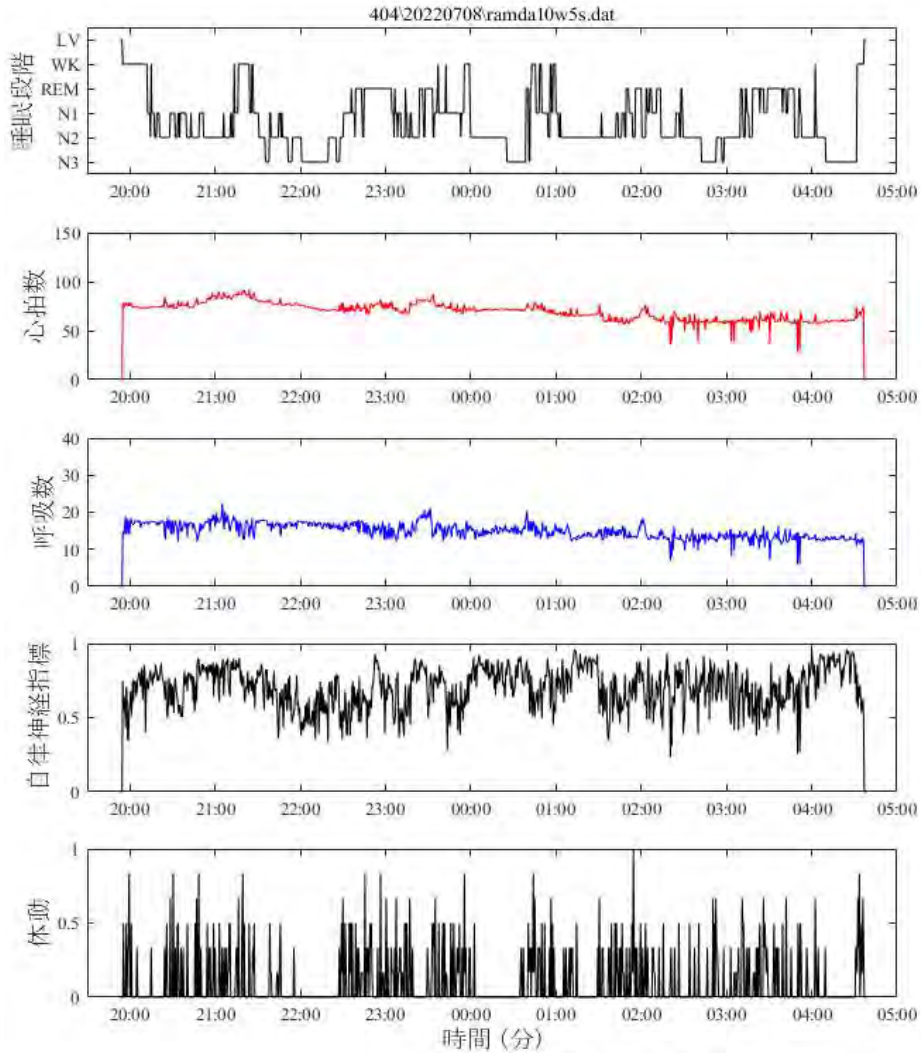
Accuracy = 0.934  
Kappa = 0.750

# Evaluation of sleep stage classification performance (Leave-one-out cross validation)

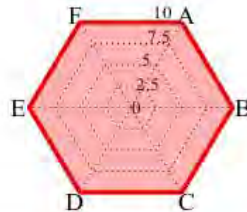
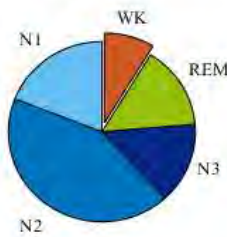
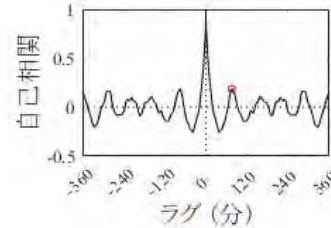




# 睡眠状態の可視化を実現【睡眠レポート】



スコア:100点 →理想的な睡眠です



指標	値
総エポック数	1062
総睡眠時間(A)	454 分
深睡眠(B)	17 %
REM睡眠(C)	17 %
睡眠周期(D)	76 分
離床回数(E)	0 回
睡眠潜時(F)	17.5 分
体動頻度	9.7 %
覚醒	9 %

◎左図の説明  
1)最上図から

LSTM深層学習を用いたpPSG  
睡眠5段階(WK、REM、N1、N2、N3)推  
定図

(横軸は睡眠時刻)

2)2段目以降シートセンサ基本4デー  
タ

2段目:心拍数

3段目:呼吸数

4段目:自律神経活動指標λ

5段目:体動

◎右図の説明

最上図:睡眠周期

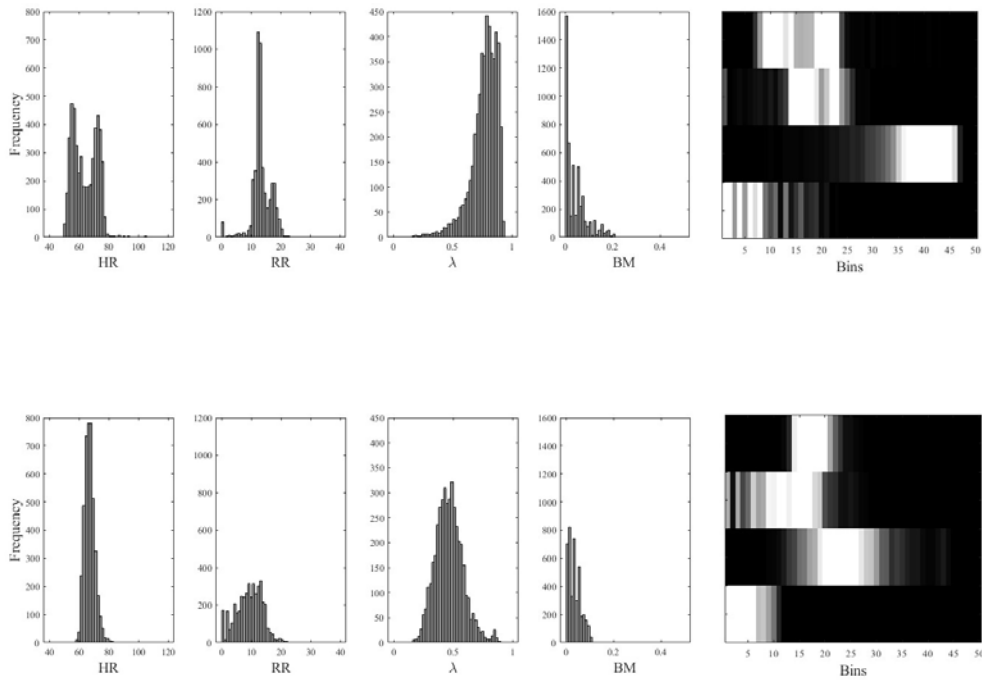
2段目:睡眠5段階の割合

3段目:睡眠指標のレーダーチャート

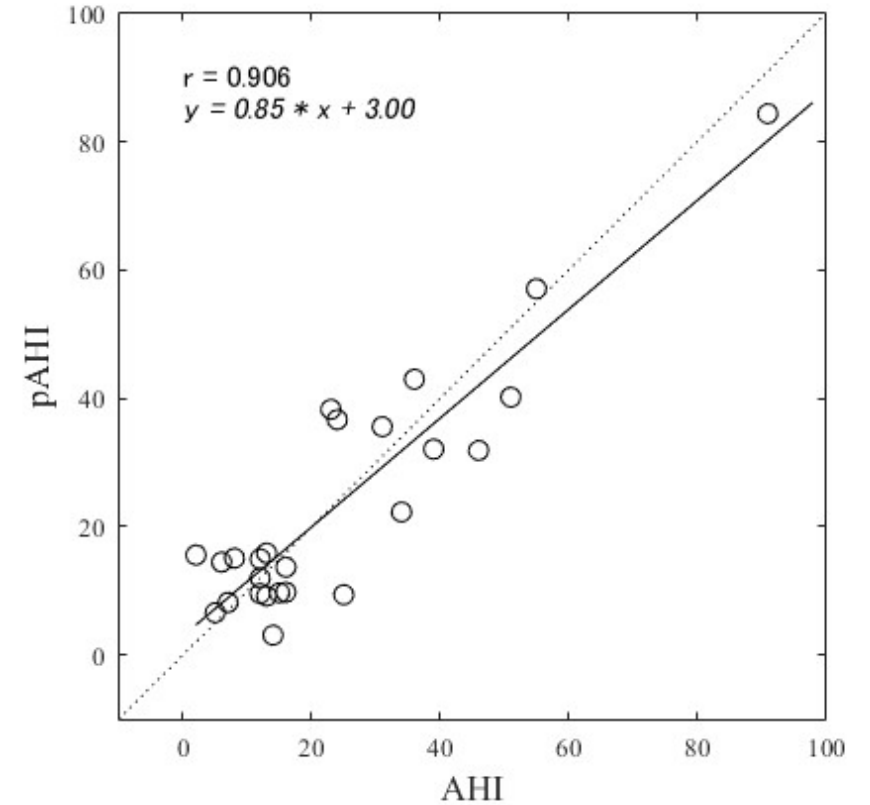
4段目:各睡眠指標の値を示す表

# 無呼吸症候群(SAS)の早期発見支援

シートセンサ1台だけで(SpO2、気流計を使わずに)AI(深層学習)完全無拘束でSASを検出



AHI検出の基本パラメータ



90%のAHI検出率が可能

# 睡眠を分かりやすく表現したい(生成AI応用)

## Sleep Sensors for Behavioral Transformation

KOMATSU
log-out
Config
CSVDownload

最適睡眠時間

# 7h42m

就床 23:46  
起床 7:28

やや緊張感のある一日のようですね  
気を付けていってらっしゃい

会話ログ

2023.10.31 起床時

Q: 修正しました

A: 忙しさ🟡, 緊張感🟡

Q: 承知しました

A: 予定修正

A: 🟡、まあまあかな。

Q: おはようございます。睡眠を5段階で評価してください

2023.10.30 就床時

Q: お休みなさい。良い夢を。

A: 忙しさ🟡, 緊張感🟡

Q: 明日の予定について5段階で教えてください

本日の予定について

忙しさ: 🟡 修正

緊張感: 🟡 解説

Change Avatar

### 2023年10月31日 << >>

今日の睡眠スコア 92 😊

総睡眠時間 (A)	317分
N3睡眠 (B)	16.3%
REM睡眠 (C)	15.5%
睡眠周期 (D)	106分
睡眠効率 (E)	90.6%
睡眠潜時 (F)	19.5分
中途覚醒	13.5分
起床回数	0回
推定AHI	43.2

[解説](#) [詳細](#)

### 2023年10月30日 << >>

前日の睡眠スコア 75 😐

[詳細](#)

### AI睡眠評価 (ChatGPT)

睡眠の質は全体的に良好で、心拍数の安定性がそれを示しています。酸素飽和度の一時的な低下は、呼吸に関する問題の可能性があるので、睡眠環境の改善やライフスタイルの見直しを行い、これらのステージを増やすことを目指すと良いでしょう。以上の分析から、睡眠の環境や習慣を見直すことで、更なる睡眠の質の向上を図ることができると考えられます。なお...

[続きを読む](#)

### アドバイス

8:50までに太陽光を浴びることを推奨します。また12:50頃に15分程度の仮眠を取ると良いでしょう。17時前後に〇〇〇〇〇し、〇〇〇〇〇〇すると、良質な睡眠を〇〇〇〇〇〇が向上します。

[詳細](#)

### 週間睡眠効率

# 88.9%

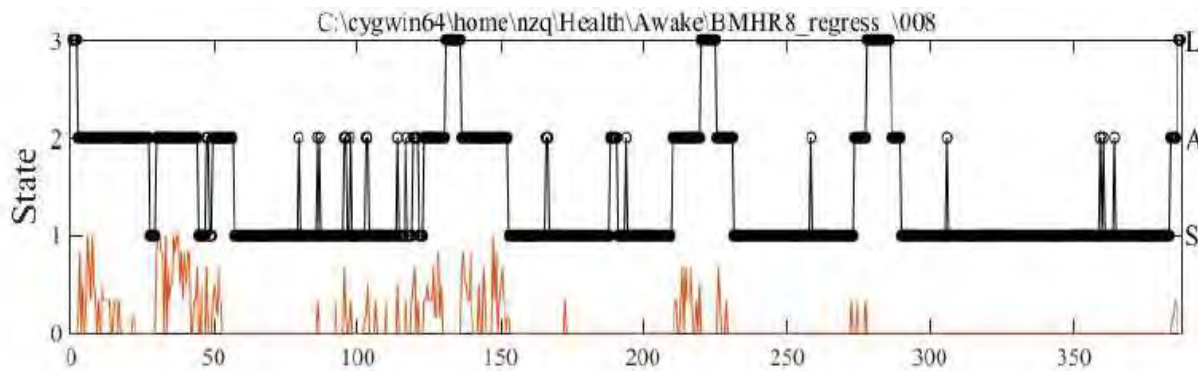
本日起床目標 23:50

### 月間スコア

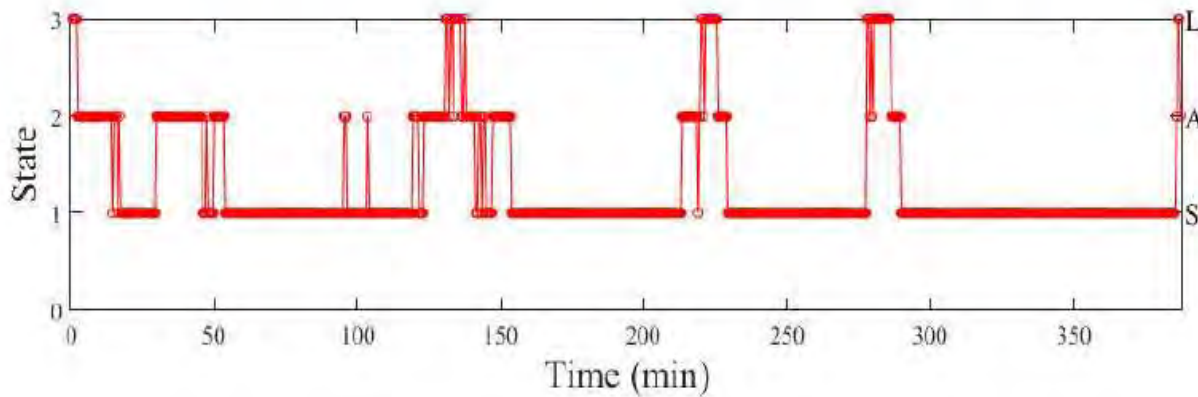
2023年10月分 << >>

# 24時間リアルタイムで睡眠・覚醒・離床状態表示

## AI(Ensemble Learning)使用



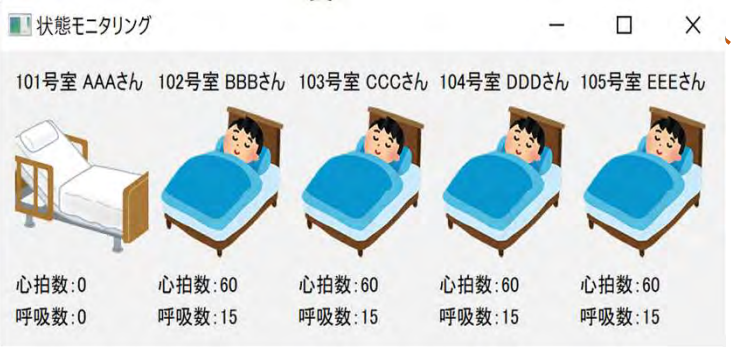
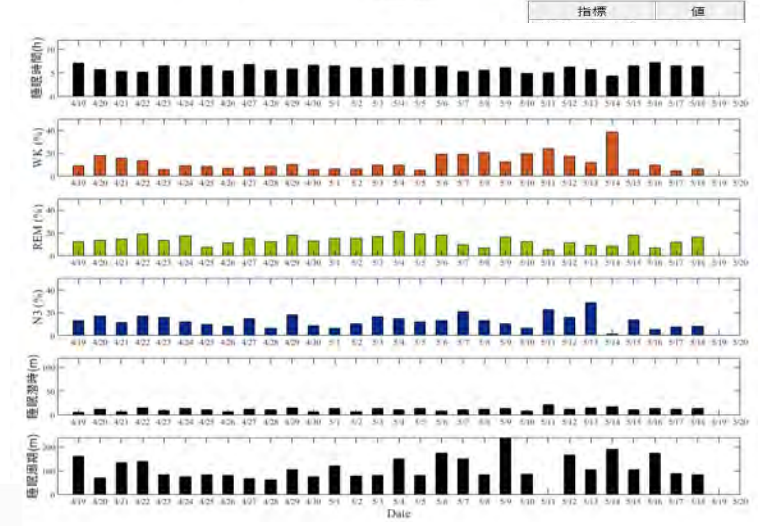
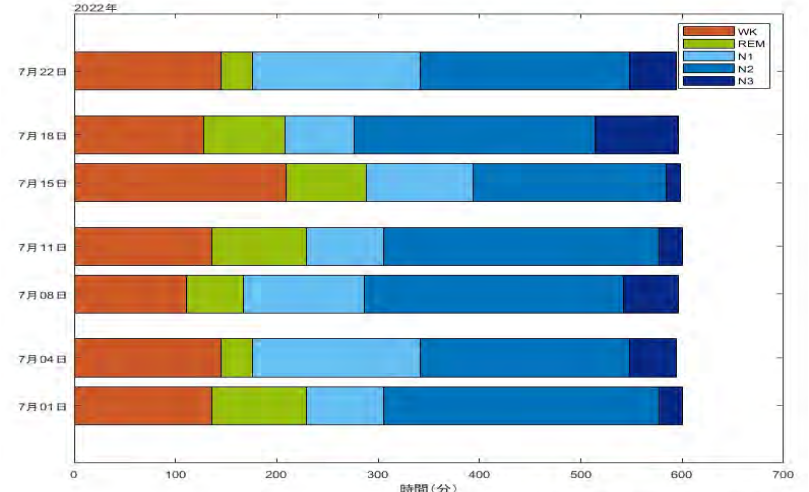
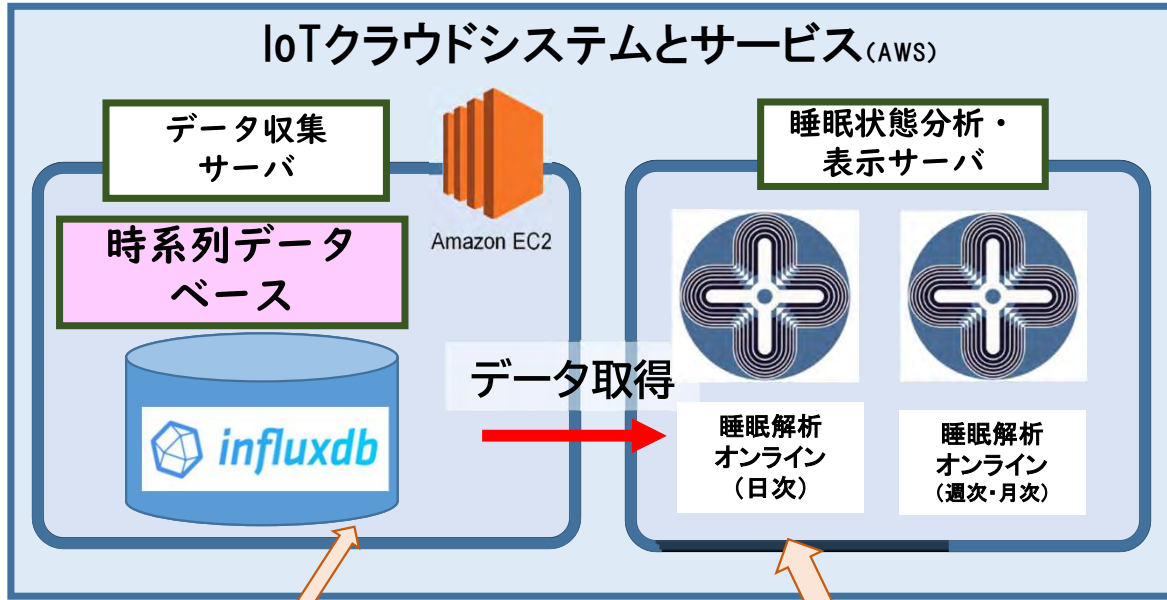
←PSGの離床(L)／覚醒(A)／睡眠(S)  
 ←30秒毎のBMデータ



Predicted	1	500	83	
	2	5	139	6
	3		2	40
		1	2	3
		True		

← 推定された  
 離床(L)／覚醒(A)／睡眠(S)

# 当社IoTクラウドシステムと睡眠解析オンライン(週次・月次)表示



リモートデスクトップの画面操作でプログラム実行



PC、スマホ、タブレットで閲覧可能です

# カフを用いずに血圧を連続測定できる

## Theoretical background of factors affecting blood pressure

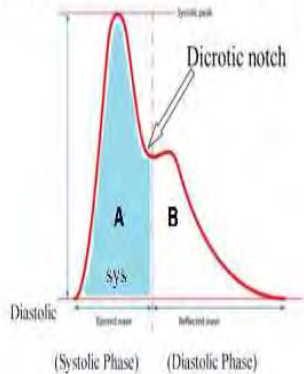
Relationship between blood pressure (BP), cardiac output (CO) and total peripheral vascular resistance (TPR)

$$BP = CO \times TPR = HR \times SV \times TPR \text{ (ohm's law)} \quad SV: \text{stroke volume}$$

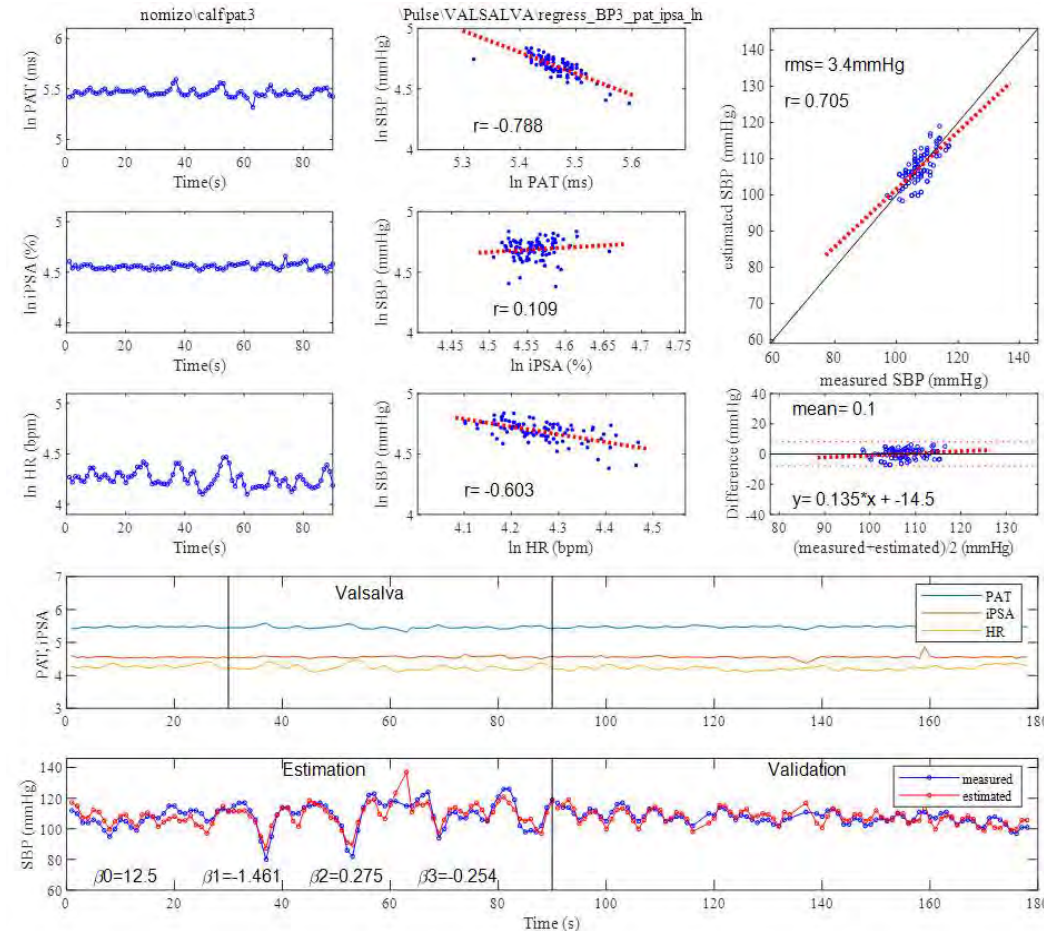
taking the logarithm

$$\ln BP = \ln(HR) + \ln(SV) + \ln(TPR)$$

Considering  $SV \propto PSA$ ,  $TPR \propto PAT$ , using multiple regression equation, Expressed as  $\ln(BP) = a \times \ln(HR) + b \times \ln(PSA) + c \times \ln(PAT) + d$



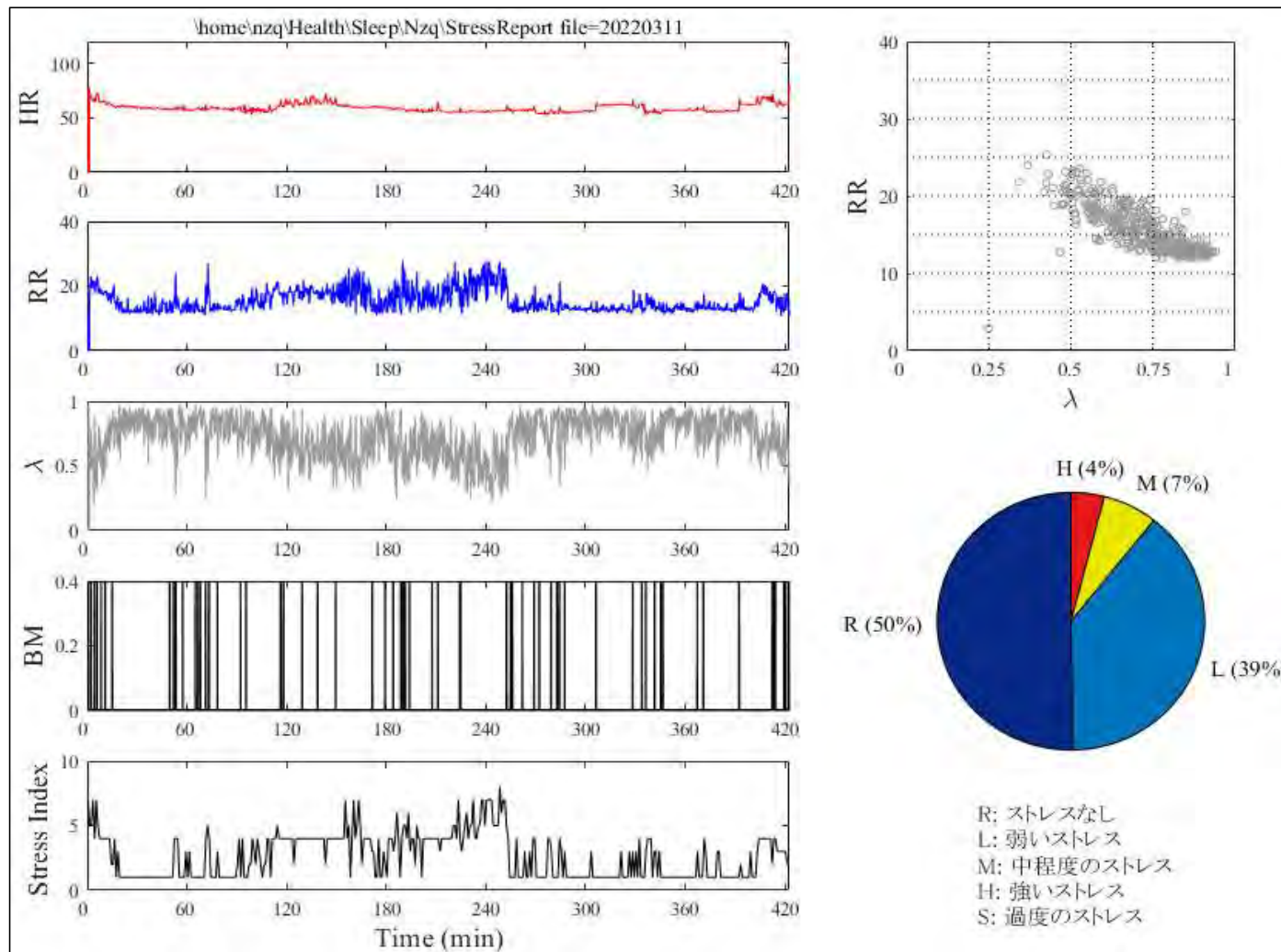
PSA: pulsatile systolic area  
PAT: pulse arrival time



当社特許

\*US Patents US11,627,884\_Letters Patent  
Title: BLOOD PRESSURE CALCULATION METHOD AND DEVICE  
\*JPB 007107531-000000

# ストレスをリアルタイムで連続測定できる。(ストレスレポート)



シートセンサから  
ストレスを連続測定

# 代表的論文(ネイチャー/Scientific Reports)

■ **Nature Published: 18 October 2023**

scientific reports

OPEN **Deep learning-based sleep stage classification with cardiorespiratory and body movement activities in individuals with suspected sleep disorders**

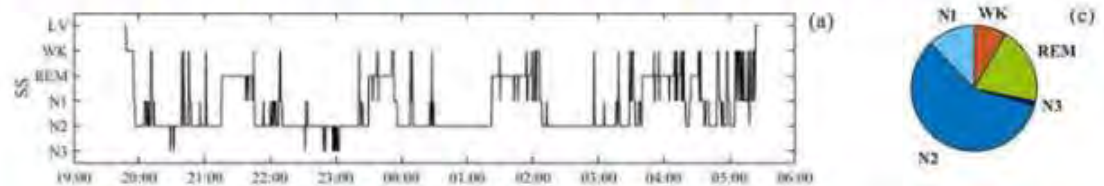
Seichi Morokuma<sup>1,2</sup>, Toshinari Hayashi<sup>2</sup>, Masatomo Kanegae<sup>3</sup>, Yoshihiko Mizukami<sup>3</sup>, Shinji Asano<sup>1</sup>, Ichiro Kimura<sup>1</sup>, Yuji Tateizumi<sup>4</sup>, Hitoshi Ueno<sup>5</sup>, Subaru Ikeda<sup>3</sup> & Kyuichi Niizeki<sup>4</sup>

Deep learning methods have gained significant attention in sleep science. This study aimed to assess the performance of a deep learning-based sleep stage classification model constructed using fewer physiological parameters derived from cardiorespiratory and body movement data. Overnight polysomnography (PSG) data from 123 participants (age: 19–82 years) with suspected sleep disorders were analyzed. Multivariate time series data, including heart rate, respiratory rate, cardiorespiratory coupling, and body movement frequency, were input into a bidirectional long short-term memory (biLSTM) network model to train and predict five-class sleep stages. The trained model's performance was evaluated using balanced accuracy, Cohen's  $\kappa$  coefficient, and F1 scores on an epoch-per-epoch basis and compared with the ground truth using the leave-one-out cross-validation scheme. The model achieved an accuracy of  $71.2 \pm 5.8\%$ , Cohen's  $\kappa$  of  $0.425 \pm 0.115$ , and an F1 score of  $0.650 \pm 0.083$  across all sleep stages, and all metrics were negatively correlated with the apnea-hypopnea index, as well as age, but positively correlated with sleep efficiency. Moreover, the model performance varied for each sleep stage, with the highest F1 score observed for N2 and the lowest for N3. Regression and Bland-Altman analyses between sleep parameters of interest derived from deep learning and PSG showed substantial correlations ( $r > 0.33$ – $0.60$ ) with low bias. The findings demonstrate the efficacy of the biLSTM deep learning model in accurately classifying sleep stages and in estimating sleep parameters for sleep structure analysis using a reduced set of physiological parameters. The current model without using EEG information may expand the application of unobtrusive in-home monitoring to clinically assess the prevalence of sleep disorders outside of a sleep laboratory.

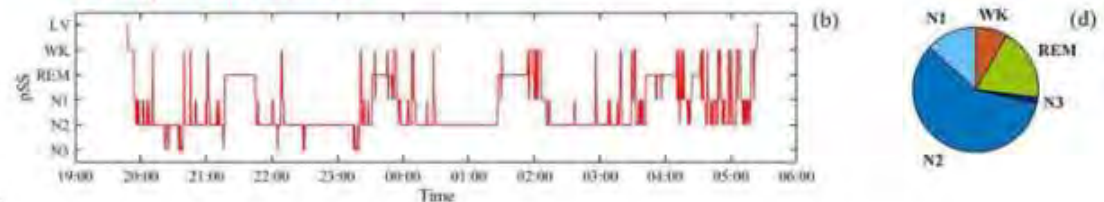
■ The sensor structure, biological signal analysis method, AI analysis method, etc. are protected by our patents

- Patented: JP=21, US=3, CN=1
- Now applying: 24

➤ PSG(Polysomnography measurement results)



➤ Deep learning sleep stage w/ cardiorespiratory and body movement





# ヘルスセンシング株式会社出願(保有)特許一覧表 (日、米、欧、中、韓へ総数40件)

## Health Sensing Co., Ltd. patent application status

Unit is number of patent

	Registered	Under Review	Applying
Domestic	21	1	3
Abroad	4	3	8

# 機械学習とデータ解析

「ビッグデータと機械学習」により睡眠段階判定(PSG推定)技術を開発した」  
さらに、この結果と生体情報を活用することにより、



生体情報や睡眠に係る **病気診断支援** が可能になる



認知症の早期発見と対策  
睡眠解析・無呼吸症候群の早期発見  
**心房細動など循環器系病気の検出**



**医療機関等との共同研究必要共同**

**東京医科歯科大学、九州大学、名古屋市立大学の各医学部と共同研究中**

# 纏め

## 1. データサイエンス(AI)を用いたプログラム医療機器の開発

(従来、医師の方々は、メーカーが作った医療機器を無理やり使わされて来ましたが、これからは、医師自らが、データを駆使して、患者ニーズに対応した医療機器(AIプログラム医療機器)を開発する時代になってきた。弊社は、そのお手伝い役(データサイエンス)である)

## 2. いつでもどこでも医療サービス(遠隔医療・介護)

AIプログラム医療機器を使うことに拠り、どこでも、いつでも医療サービスを受けることができる

## 3. 睡眠に係る病気の早期発見とスクリーニング機器開発

(ECG BCG PCG Image マルチモーダル)



**\* 今後、AIプログラム医療機器が必要とされる**