

### 3. 体表脈波センサを用いた運転者用無拘束生体情報モニタリングシステムの開発

辻 敏夫 (広島大学 大学院工学研究科)

吉栖 正生 (広島大学 大学院医歯薬保健学研究科)

#### 3.1 研究概要

本研究課題「医学的知見に裏付けられた体調急変に関するメカニズムの解明によるドライバーの体調スクリーニングに資する基礎研究」において、広島大学チームは確率ニューラルネットにより学習的に構成した体調急変予測モデルに基づく体調急変診断支援システムを提案するとともに、自動車運転者に対して提案システムを適用する前段階として ICU 患者から取得した時系列生体信号を用いた体調急変予測実験を行ってきた。その結果、提案モデルは最も予測精度の高い従来手法と同程度の識別精度であること、汎用性に欠ける従来手法とは異なり疾患の種類が混合した患者群の体調急変予測に対応可能であることを明らかにした (昨年度報告書参照)。

今年度は引き続き体調急変診断支援システムの完成を目指すとともに、自動車運転者を対象とした計測から体調急変予測までの一連のシステムの実現を目指し、以下に示す2つの研究課題に分割して取り組んだ。

##### (1) 体表脈波センサを用いた運転者用無拘束生体情報モニタリングシステムの開発

自動車の運転者に対して提案する体調急変予測モデルを適用するためには、自動車運転業務中あるいは自動車運転業務直前の生体信号を計測する必要がある。我々の研究グループで開発した体表脈波センサを用いて座位での無拘束生体信号計測実験を行った結果、計測した体表脈波信号から心拍間隔、呼吸数、血圧脈波、心拍変動解析指標の抽出を行えることを明らかにした。心拍数や血圧情報といった汎用的なバイタルサインの抽出が行えることから、体調急変予測に利用することが可能と考えられる。また今年度は運転者が運転中に感じる快・不快といった情動にまで踏み込み、体表脈波センサによる運転者モニタリングの裾野を広げる試みに取り組んだ。

##### (2) 体調急変予測モデルの有効性検証

被験者の増加による再現性の確認と多様な疾患に対する予測能力の検証を目的として、複数疾患に対する体調急変予測実験を行った。被験者は15名で、体調急変データ39サンプル、非急変データ30サンプルを対象として Leave-One-Event-Out 交差検証を行った結果、体調急変4分前に94.2%の精度で体調急変を予測できることを明らかにした。さらに体調急変予測のコンペティション Physionet Challenge 200913) と同じ条件で急性低血圧症の予測を行った結果、識別率100%を達成した。

以下では、無拘束生体情報モニタリングシステム、体調急変予測モデルの有効性検証の2項目の詳細について報告する。

#### 3.2 体表脈波センサを用いた無拘束生体情報モニタリングシステム

##### 3.2.1 はじめに

自動車運転者の健康状態は運転技量に大きな影響を与える<sup>1)</sup>。我が国においては、体調異変に伴う交通事故である健康起因事故の報告件数は年々増加傾向であり、交通死亡事故の約1割を達するとの報告もされている<sup>2)</sup>。そのため、健康起因事故防止を目的とした運転中の体調不良自動検知および警告発信シス

テムが求められている<sup>3)</sup>。

これらの装置では体調を評価するために運転手の生体情報を計測する必要がある。事故につながった疾病の3分の2は脳疾患と心臓疾患の報告があることから<sup>4)</sup>、血圧や心拍数の計測が重要であると考えられる。従来、提案されている運転時の生体情報計測法<sup>5,6)</sup>は、運転者にセンサを直接装着する必要があるため、煩わしさを感じる運転者も少なくない。また、計測可能な生体情報が心拍のみであるため、急性低血圧症や過呼吸といった体調不良に対応することができない問題が存在する。

そこで本報告では運転手の運転中の状態推定のために無拘束に体表脈波の計測を行い、複数の生体情報の同時評価を行うシステムを構築する。まず、体表脈波センサによる計測を行い、腰部の体表面で検知される圧脈波から重畳している呼吸数、血圧情報、心拍間隔、心拍変動解析指標を抽出するアルゴリズムを考案する。そして提案システムの有用性検証として市販の生体情報計測機器との同時計測と比較を行い、各生体情報の抽出が可能であるか確認した結果について報告する。

## 3.2.2 提案方法

### 3.2.2.1 体表脈波センサ<sup>7)</sup>

Figure 3-1 に提案する生体情報抽出システムで用いる体表脈波センサの断面概略図を示す。体表脈波センサは3層構造を有したシート型音響センサとなっている。第1層および第3層は3D-NET<sup>8)</sup>と呼ばれる三次元立体編物で構成されている。3D-NETは筋インピーダンスに近い力学特性を有しており、局所的な圧力がかかると深く沈み込み、広範囲の圧力に対しては相応の反力を有するため、使用者の体表への圧迫を軽減することから、血流阻害を低減する。また第3層は第1層と比べてパイル密度を高くしており、センサの底付きを防ぐとともに100 [Hz]以上の高周波帯の音と振動を遮断する。そのため計測時は第1層を被験者側、第3層を外乱の多い側へ設ける。第2層はポリプロピレンビーズ発泡体のシートフレームと20 [Hz]近傍を中心周波数とする固有振動子およびコンデンサー型マイクロフォンセンサで構成されており、表面はポリエステル系エラストマーフィルムに覆われている。固有振動子は3D-NETのモノフィラメント糸で構成されており、ビーズ発泡体シートは共鳴箱の役割をする。センサに被験者の背部が接触したとき、センサ構成部材の機械特性によって100 [Hz]以上の外乱振動は遮断され、体幹で生じた低周波の振動が第2層の共鳴箱に伝搬される。そして、固有振動子によって心・血管系情報を有する20 Hz近傍の周波数帯が増幅された振動とビーズ発泡体の膜振動との合成振動がマイクロフォンセンサによって計測される。ここで、上述の3D-NETの特徴より体表脈波センサには生体信号計測に適した押し付け圧が常に印加された状態となり、体表脈波信号を常に感度よく計測することが可能である。

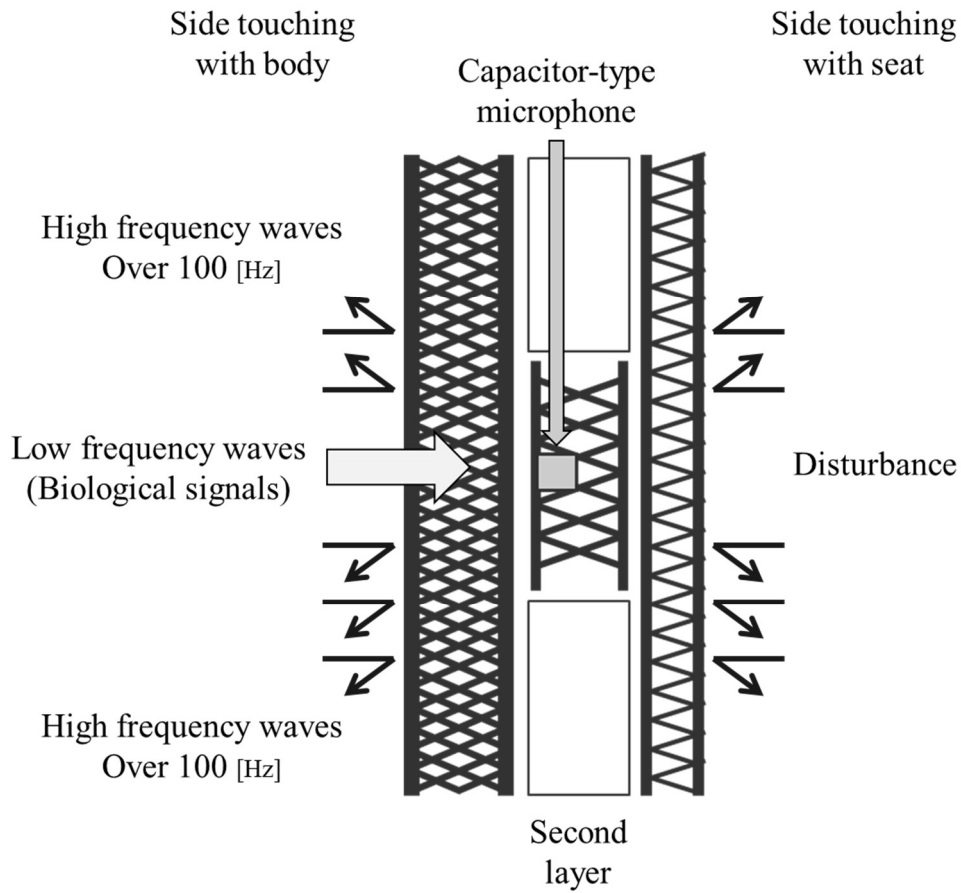


Figure 3-1: Sectioned drawing of an aortic pulse wave sensor <sup>7)</sup>

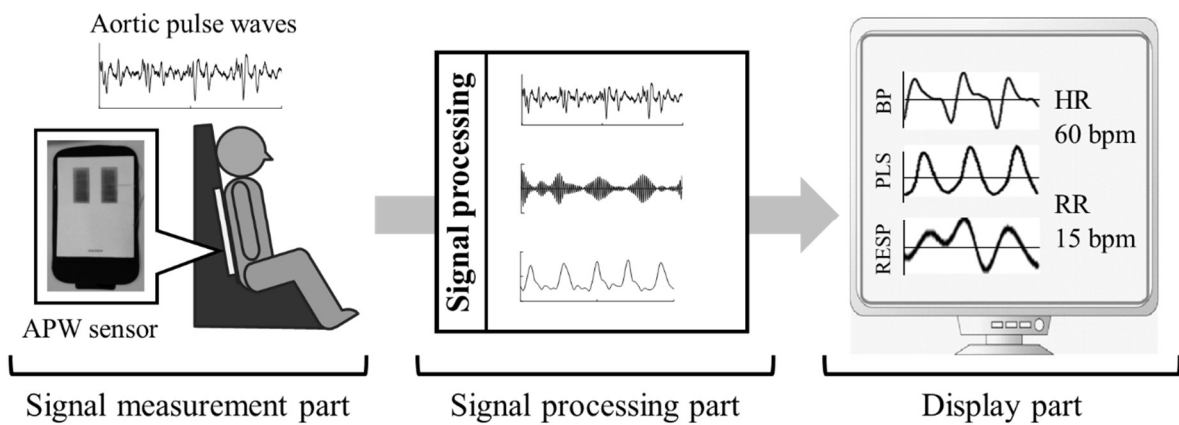


Figure 3-2: Overview of the proposed system for monitoring biological signals.

### 3.2.2.2 モニタリングシステム

Figure 3-2 に提案システムの概略図を示す。本システムは体表脈波を計測する計測部、計測された体表脈波から生体情報を抽出する信号処理部、そして処理結果を表示する表示部の 3 部構成である。本システムは複数の生体情報が重畳している体表脈波信号の計測を Figure 3-3 に示す体表脈波センサを用いて行い、信号処理を施すことで呼吸数、血圧脈波、心拍間隔の 3 つの生体情報を抽出する。

まず、計測部は被験者背部より体表脈波信号を計測する体表脈波センサと記録用 PC で構成されている。体表脈波信号は電圧信号として、PC 内に記録される。次に信号処理部では計測部で計測した体表脈波から各生体情報を推定する。Figure 3-4 に抽出過程で信号処理を行う波形の一覧を示す。以下に生体情報毎の具体的な信号処理法を示す。

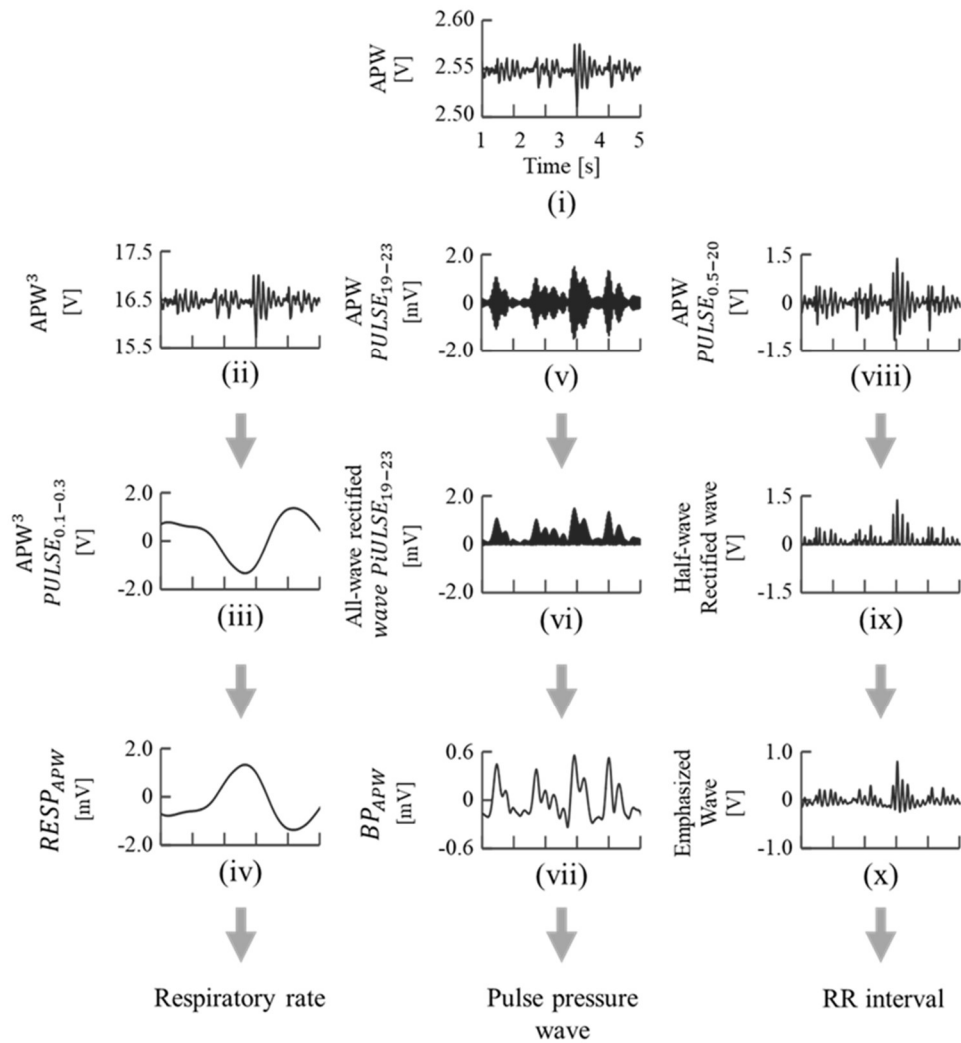


Figure 3-3: Proposed method for extracting the biological signals from the measured APW.

#### (1) 呼吸数

まず体表脈波から呼吸数を抽出する方法について述べる。従来、血管系の圧変化および容積変化には呼吸性変化が伴うことが確認されており、吸気時は心拍数増加および収縮期血圧の低下、呼気時は心拍数減少および収縮期血圧が上昇することが知られている<sup>9)</sup>。心・血管系情報を有する体表脈波に対しても、

呼吸変動が重畳していることが考えられることから、Figure 3-3 (i)の体表脈波に対して以下の信号処理を施す。まず、(ii) で体表脈波を3乗することで呼吸を主因とした低周波の大きな振幅変動を強調する。呼吸波形は0.1-0.5 Hz程度の周波数帯であることが既知であるが、0.3 Hz以上では心拍成分の周波数帯とも重なるため、(iii)でバンドパスフィルタ(カットオフ周波数:0.1-0.3 Hz)の帯域制限によって心拍成分などの呼吸に起因しない信号を取り除く。血圧の呼吸性変動から、帯域制限波形と実際の呼吸波の増減はおおよそ逆の傾きであると考えられるため、(iv)では符号を反転させることで呼吸成分 $RESP_{APW}$ を抽出する。

次に得られた呼吸成分 $RESP_{APW}$ から呼吸数 $nRESP_{APW}$ を推定する。呼吸成分 $RESP_{APW}$ の最初の極小点 $P_n$ からつぎの極小点 $P_{n+1}$ までを呼吸1回として、データ全体の呼吸数 $nRESP_{APW}$ を経時的に加算する極大点から次の極小点 $P_{n+1}$ までの差分が極大点と前の極小点 $P_n$ の差分の2分の1に満たない場合は、極小点 $P_n$ から極小点 $P_{n+2}$ までを1回の呼吸とする。

## (2) 血圧脈波

次に体表脈波から連続血圧脈波値を抽出する方法について述べる。Figure 3-3 (v)で体表脈波信号 $PULSE_{APW}$ に対し、19-23 Hzのバンドパスフィルタを施して、20 Hz近傍の信号 $PULSE_{19-2}$ とする。この信号は心・血管系情報を振幅に含んだ搬送波であると考えられる。(vi)では $PULSE_{19-2}$ に対して、整流化と遮断周波数10 Hzのローパスフィルタを施して包絡線波形とする。包絡線波形は1 Hz近傍の心拍・血圧成分を含んだ心部揺動信号であるため、(vii)で0.3-10 Hzのバンドパスフィルタを施すことで脈波成分 $BP_{APW}$ を得る。

次に得られた脈波成分 $BP_{APW}$ から連続血圧脈波値を推定する。まず、被験者から体表脈波センサを用いて $BP_{APW}$ を測定する。このとき得られた $BP_{APW}$ の最高値を $B_{APW*max}$ 、最低値を $B_{APW*min}$ とする。また、市販血圧計より計測された収縮期血圧 $B_{BP*max}$ と拡張期血圧 $B_{BP*min}$ を計測する。そして、以下の式を用いて $\alpha_{max}$ および $\alpha_{min}$ を算出する。

$$\alpha_{max} = \frac{B_{BP*max}}{B_{APW*max}} \quad (3.1)$$

$$\alpha_{min} = \frac{B_{BP*min}}{B_{APW*min}} \quad (3.2)$$

以降の計測では、 $BP_{APW}$ の正の区間に $\alpha_{max}$ を、負の区間に $\alpha_{min}$ を乗算した値を提案システムより得られた連続血圧脈波値とする。

## (3) 心拍間隔

最後に、体表脈波から心拍間隔を抽出する方法について述べる。Figure 3-3 (viii) 体表脈波信号 $PULSE_{APW}$ に対してバンドパスフィルタを用いて0.5-20 Hzの帯域制限を施し、微分フィルタを用いて1階微分を行い、脈拍成分の変動を強調する。次に(ix)で半波整流を施すことで微分波形の負成分に現れる心拍の反動成分を除去する。(x)では半波整流波に対し、0.5-9.0 Hzの帯域制限を施した波形(心拍強調波と呼ぶ)を求める。この心拍強調波は拍動に対して俊敏な立ち上がり特性を示すが、バンドパスフィルタの周波数帯域が広く、心拍成分以外の生体情報が残っているため、心拍間隔算出に必要な心拍ピークを誤って抽出する可能性がある。そこで、Figure 3-4に示すように、脈波成分波形 $BP_{APW}$ のピークか

ら前 10 [ms], 後 200 [ms]の間を時間窓とし, その間の心拍強調波最大ピーク時刻を心拍ピークとして抽出する.

### 3.2.2.3 心拍変動解析

自律神経は交感神経と副交感神経という作用の異なる二つの神経によって構成されている. 交感神経は運動, 疼痛時などに亢進し, 心拍数を増加させる. 一方, 副交感神経は消化, 睡眠時などに亢進し, 心拍数を減少させる. 心拍変動解析とは, 心拍間隔の経時変化に対して周波数解析を行い, パワースペクトル密度を算出する手法である. 各神経系の指標は神経系の薬理ブロック実験より, LF(Low frequency, 0.04-0.15 [Hz]) および HF(High frequency, 0.15-0.40[Hz]) の周波数帯におけるパワースペクトル密度がそれぞれ自律神経系全体, および副交感神経の活動を反映し, LF/HF が交感神経活動を反映していることが確認されている. 本研究では以下の方法により心拍変動指標を算出する.  $RRI_{APW}$  に対し, ピリオドグラム法を用いて, パワースペクトル密度 (以下, PSD) を算出する. PSD 算出に用いる  $RRI_{APW}$  の窓幅は 60 秒, オーバーラップは 50 秒とし, 窓関数にはハミング窓関数を使用した. 以上の方法により算出された  $LF_{APW}$ ,  $HF_{APW}$  は以下の式により標準化を行ない,  $LFnu_{APW}$ ,  $HFnu_{APW}$ ,  $LF/HF_{APW}$  を算出した.

$$LFnu_{APW} = \frac{LF_{APW}}{LF_{APW} + HF_{APW}} \quad (3.3)$$

$$HFnu_{APW} = \frac{HF_{APW}}{LF_{APW} + HF_{APW}} \quad (3.4)$$

$$LF/HF_{APW} = \frac{LFnu_{APW}}{HFnu_{APW}} \quad (3.5)$$

以上より算出された  $LFnu_{APW}$ ,  $HFnu_{APW}$ ,  $LF/HF_{APW}$  をそれぞれ自律神経全体, 副交感神経および交感神経の活動指標として算出する.

最後に表示部にて, 信号処理部で抽出した呼吸波, 血圧脈波, 心拍間隔, 心拍変動解析指標の結果を時系列波形として示す.

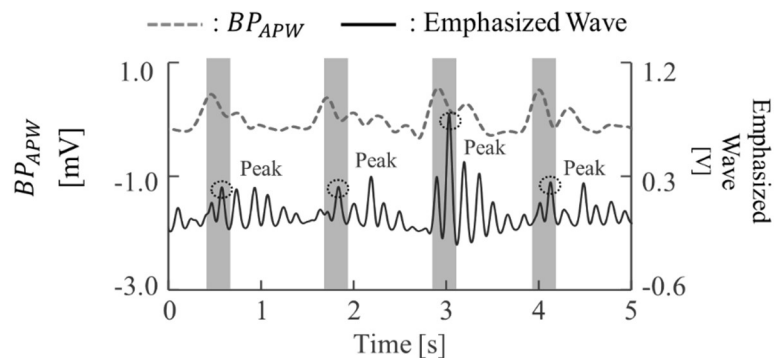


Figure 3-4: Proposed method to calculate RR interval from the measured APW.

## 3.2.3 実験

### 3.2.3.1 体表脈波を用いた生体信号抽出実験

計測した体表脈波から提案システムを用いて複数の生体信号が抽出可能か検証するため, 安静時に腰

部から体表脈波を計測する安静時体表脈波計測実験を行なった。被験者は覚醒状態の健常男性 8 名(年齢:  $22.3 \pm 0.5$  歳) とした。本実験は座位で行い, 1 分間の計測を実施した。胸部 3 点誘導の心電図と右橈骨動脈の連続血圧を生体情報モニタ (BP-608 Evolution II CS, オムロンコーリン) より, 呼吸波を腹部から多チャンネルテレメータシステム (WEB-7000, 日本光電) より, 体表脈波を被験者腰部から体表脈波センサにより計測した。計測データはデータ収録器 (USB-6215, National Instruments) を介し, サンプリング周波数 1000 Hz で PC に保存した。体表脈波に対し, 提案システムに基づいたフィルタ処理を施し, 呼吸波  $RESP_{APW}$ , 血圧脈波  $BP_{APW}$ , 心拍間隔  $RRI_{APW}$  の抽出を行なった。それぞれの抽出信号を市販計測機器によって同時計測した呼吸波  $RESP$ , 連続血圧  $BP$ , 心電図  $RRI$  と比較した。なお, 実験の際にはヘルシキ宣言に則り, 被験者のインフォームド・コンセントを得て行なった。

### 3.2.3.2 体表脈波を用いた心拍変動指標抽出実験

計測した体表脈波から抽出した心拍数から心拍変動指標を抽出可能か検証するため, 仰臥位と座位において安静時に市販医療機器と同時計測を行い, 精度を比較した。Figure 6-5 に実験風景を示す。本実験では, 健常な男性 29 名 (年齢:  $22.9 \pm 0.8$  [歳]) を対象にする。仰臥位の計測を 16 名 (年齢:  $22.8 \pm 0.8$  [歳]), 座位の計測を 13 名 ( $23.0 \pm 0.9$  [歳]) に課す。計測時間はともに 3 分間とした。被験者から胸部 3 点誘導心電図 ECG を生体情報モニタ (PW-608 EvolutionII CS, Omron Colin) インピーダンス法) を用いて呼吸波  $RESP$  を腹部から多チャンネルテレメータシステム (WEB-7000, 日本光電), 体表脈波を体表脈波センサを用いて計測した。計測データはデータ収録器 (USB-6215, National Instruments) を介し, サンプリング周波数 1000 [Hz] で PC に保存された。体表脈波に対し, 提案システムに基づいたフィルタ処理を施し, 心拍数  $HR_{APW}$ , 心拍変動解析指標  $LFnu_{APW}$ ,  $HFnu_{APW}$ ,  $LF=HF_{APW}$  および呼吸数  $RR_{APW}$  を抽出した。また, 市販計測機器によって同時計測した心電図 ECG のピークから心拍数を抽出した。その後, 3 次スプライン補間を用いて 4 [Hz] にリサンプリングし, PSD から LF, HF, LF/HF を算出した。呼吸波  $RESP$  から呼吸数  $RR$  を抽出した。PSD 算出の条件は提案システムと比較を行うため, 窓幅 60 [s], オーバーラップ 50 [s] とした。得られ  $HR$ ,  $LFnu$ ,  $HFnu$ ,  $LF/HF$ ,  $RR$  を提案システムと市販医療機器の相関解析を行ない, 絶対誤差を比較するために Bland-Altman 分析を行った。



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3-5: Environment for measuring experiment of APW at rest: (a) a subject in the supine position, (b) the APW attached to the bed, (c) a subject in the sitting position, (d) the APW attached to the seat



### 3.2.3.3 体表脈波を用いた情動評価

計測した体表脈波から得た生体情報が被験者の心理状態を反映しているか確認するため画像刺激を用いた情動評価実験を行なった。Fig. 3-6 (a) に実験環境を示す。本実験では、覚醒状態の健常男性 16 名(年齢:  $22.3 \pm 1.0$  歳) を対象に実施した。被験者は実験中、仰臥位となり頭上に置かれたディスプレイを注視してもらった。また、聴覚刺激などによる自律神経活動の影響を防ぐ目的でノイズキャンセリング機能のあるヘッドホン(イヤーマフ, スリーエム) を着用させた。被験者の体表脈波 APW を背部から体表脈波センサにより計測した。計測データはデータ収録器 (USB-6215, National Instruments) を介し、サンプリング周波数 1000 [Hz] で PC に保存した。また、主観評価を Fig. 3-6 (b) に示すダイヤル式入力装置を用いて被験者の右手により計測した。主観評価回答は Fig. 3-6 (c) に示す画面を提示し行なった。アンケート項目はラッセルの円環モデル<sup>10)</sup> に基づき、活性 (目覚め度)・非活性 (眠気度), 快 (いい気持ち)・不快 (嫌な気持ち), ワクワク度・退屈度 (うんざり度), リラックス度・イライラ度の計 8 項目とした。Fig. 3-7 に実験プロトコルを示す。まず, 初期安静(1 [min]), 主観評価回答(45 [s]), 安静(12 [s]) を設けた。その後, 画像提示(6 [s]), 画像に対する主観評価回答(45 [s]), 安静(12 [s]) を設け, これを 1 タスクとし計 6 回繰り返した。その後, 安静(1 [min]) を設けた。提示画像は国際的な写真画像のデータベースである International Affective Picture System<sup>11)</sup> から Sabatinelli et al. の実験を参考に快画像 9 枚, 不快画像 9 枚を選択した<sup>12)</sup>。その後, 快画像, 不快画像から 3 枚ずつ計 6 枚が提示された。画像の選択および提示の順番は全てランダムに定められた。また, 安静時には白い十字を提示した。(快画像: 1440, 1460, 1463, 1540, 1590, 1610, 1710, 1750, 1920; 不快画像: 3000, 3051, 3060, 3068, 3069, 3071, 3100, 3101, 3266)

実験後, APW に対し提案システムに基づいたフィルタ処理を施し,  $HR_{APW}$  と  $RESP_{APW}$  を抽出した。抽出した  $HR_{APW}$  と  $RESP_{APW}$  はプロトコル開始から終了までの平均と分散を求め標準正規分布  $N(0, 1)$  に標準化した。主観評価 8 項目は被験者毎に各項目で平均と分散を求め標準正規分布  $N(0, 1)$  に標準化した。また, 得られた主観評価 8 項目に対して主成分分析を行い累積寄与率が 80% を超えるように主成分を抽出した。被験者の生理指標と主観評価の評価方法として, 画像提示中 6 [s] における  $HR_{APW}$  の平均値と  $RESP_{APW}$  の標準偏差を生理指標として抽出し, 画像提示 9 [s] 前から 3 [s] 前までの 6 [s] の安静時, 画像提示区間の 6 [s] を全画像, 快画像のみ, 不快画像のみの 3 つに分け 6 群を Bonferroni 法により検定した。また抽出した生理指標と画像提示後の主観評価 8 項目および抽出した主成分との相関係数を算出した。

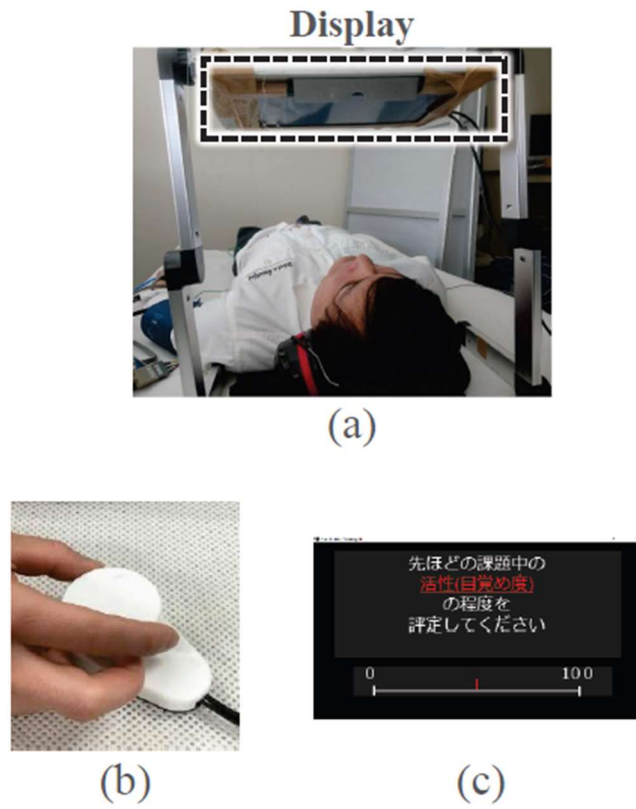


Figure 3-6: Environment for evaluation experiment of affect: (a) a subject during measurement, (b) dial device, (c) example of questionnaire displaying

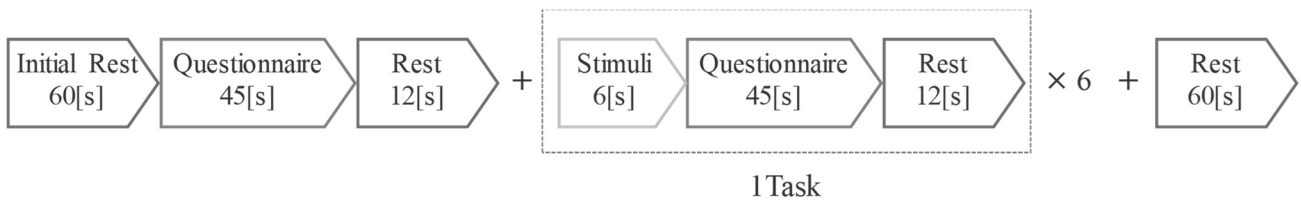


Figure 3-7: The experiment Protocol

### 3.2.4 結果

#### 3.2.4.1 体表脈波を用いた生体信号抽出実験

Figure 3-8 に Sub.A より計測した体表脈波波形を示す. 約 1 秒毎に周期的な振動波形が確認でき, 心拍 1 回に対応していると考えられる. また, Figure 3-9 に, Sub.A の体表脈波より抽出した心拍成分, 呼吸波, 血圧脈波と同時計測した計測機器波形の結果を示す. まず, 呼吸波において, 提案システムと市販呼吸計の相関係数は  $r = 0.83$  ( $p < 0.01$ )であった. 呼吸回数については, 提案システムでは 15 回, 市販呼吸計では 15 回であり, 一致していることを確認した. また, 全被験者での呼吸回数の平均絶対誤差は  $0.38 \pm 0.74$  回/分であった.

次に血圧成分について, 提案システムと市販血圧計の相関係数は  $r = 0.79$  ( $p < 0.01$ )であった. 電圧値を血圧値に変換する際の max, min の値はそれぞれ 365, 885 mmHg/volt であった. 変換後の血圧脈波値の誤差は 7.6 mmHg で, 全被験者での血圧脈波値の平均絶対誤差は  $11.2 \pm 3.0$  mmHg であった.

最後に心拍数および心拍間隔について示す. まず心拍数について, 市販心電計と提案システムで計測された心拍数が一致していることを確認した. 心拍間隔については, 提案システムと市販心電計の相関係数は  $r = 0.95$  ( $p < 0.01$ )であった. 心拍間隔の平均絶対誤差は 17.3 ms で, 全被験者の心拍間隔の平均絶対誤差は  $16.6 \pm 0.9$  ms であった.

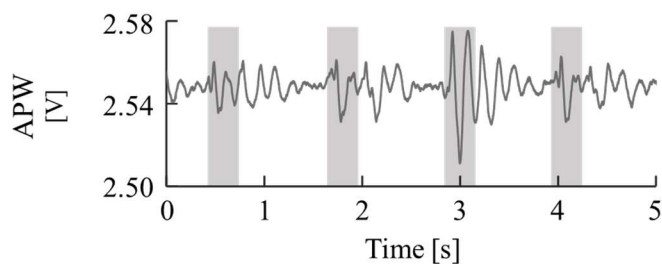


Figure 3-8: Examples of APW measured waveforms from Sub. A.

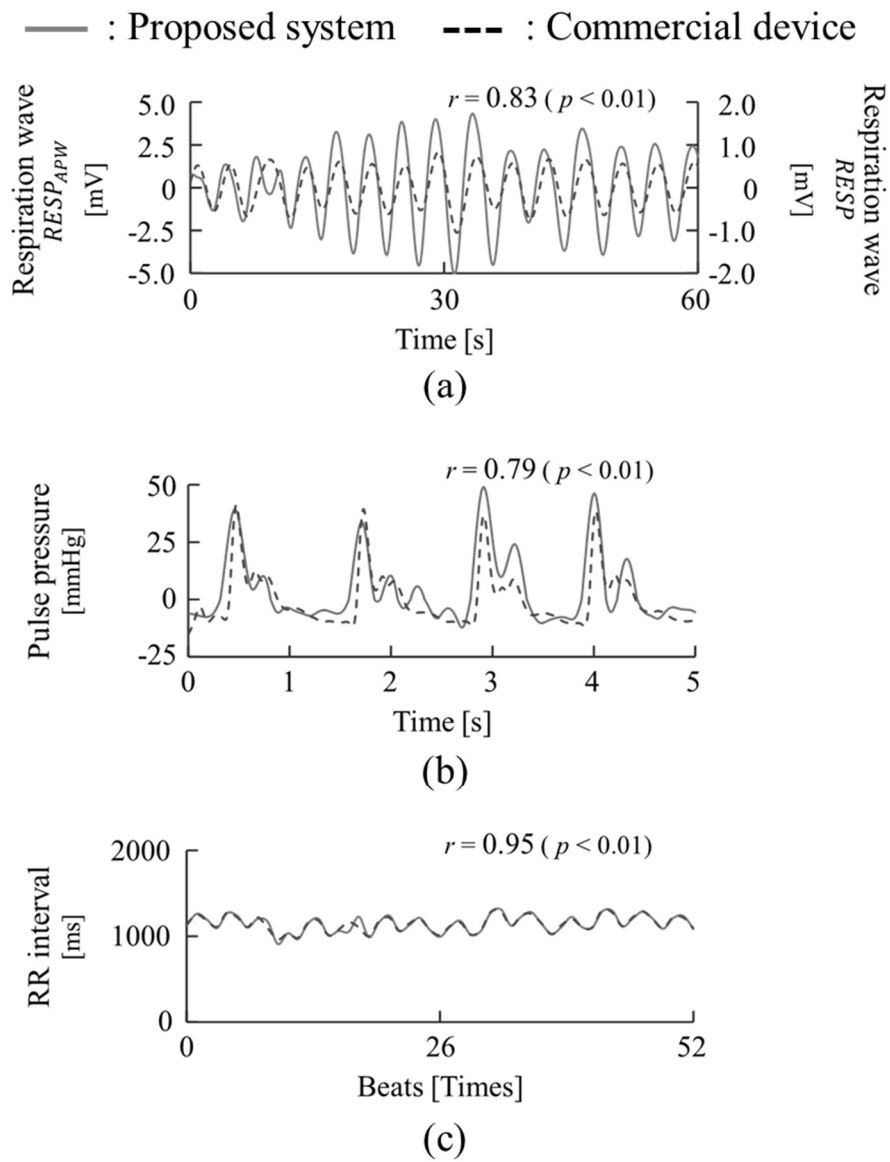


Figure 3-9: Comparison between the signals from the APW sensor and those from commercially measuring equipment of Sub. A: (a) Respiratory wave, (b) Pulse pressure wave, (c) RR interval.

### 3.2.4.2 体表脈波を用いた心拍変動指標抽出実験

Fig. 3-10 に仰臥位での安静時における計測波形の一例 (Sub. A) の結果を示す. 脈波成分 PWAPW では同時計測した心電図 ECG とピークが一致していることが分かる. また, 呼吸成分 RESPAPW と呼吸波 RESP についても波形の概形が一致していることを確認した.

Fig. 3-11 に仰臥位, Fig. 3-12 に座位における心拍数, 呼吸数, 心拍変動解析指標の提案システムと市販医療機器の関係を示す. 心拍数, 心拍変動解析では高い相関値が得られた(仰臥位: HR,  $r = 0.96$ ,  $p < 0.001$ ; LFnu,  $r = 0.90$ ,  $p < 0.001$ ; HFnu,  $r = 0.90$ ,  $p < 0.05$ ; LF/HF,  $r = 0.93$ ,  $p < 0.001$ ; 座位: HR,  $r = 0.88$ ,  $p < 0.001$ ; LFnu,  $r = 0.85$ ,  $p < 0.001$ ; HFnu,  $r = 0.85$ ,  $p < 0.05$ ; LF/HF,  $r = 0.81$ ,  $p < 0.001$ ). 呼吸数では両姿勢で中程度の相関値を認した(仰臥位:  $r = 0.67$ ,  $p < 0.001$ ; 座位:  $r = 0.64$ ,  $p < 0.001$ ). Fig. 3-13 に仰臥位, 座位における心拍数と呼吸数, 心拍変動解析指標の Bland-Altman 分析の結果について示す. 仰臥位における 95%信頼区間は, HR が-3.80-3.70 [bpm], RR が-3.92-4.42 [breaths/min], LFnu が-0.24-0.12, HFnu が-0.12-0.24, LF/HF が-1.70-1.05 となった. 座位における 95%信頼区間は, HR が-8.91-8.46 [bpm], RR が-3.87-5.23 [breaths/min], LFnu が-0.25-0.18, HFnu が-0.18-0.25, LF/HF が-1.34-1.14 となった. また Bland-Altman 分析の結果, HR, RR, LF/HF では仰臥位, 座位ともに有意な比例誤差が確認されたが回帰直線の傾きは小さく, 相関は小さな値を示した (仰臥位: HR,  $r = -0.10$ ,  $p < 0.001$ ; RR,  $r = -0.18$ ,  $p < 0.05$ ; LF/HF,  $r = -0.30$ ,  $p < 0.001$ ; 座位: HR,  $r = -0.05$ ,  $p < 0.001$ ; RR,  $r = 0.17$ ,  $p < 0.05$ ; LF/HF,  $r = 0.23$ ,  $p < 0.01$ ).

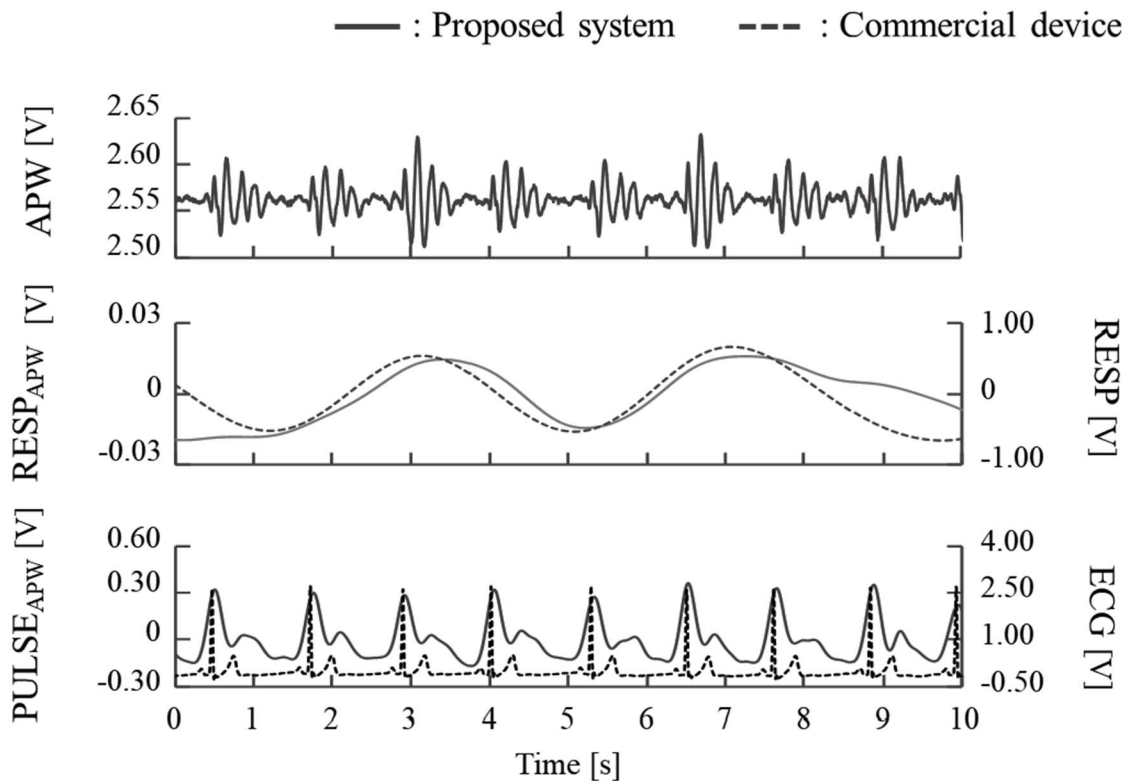


Figure 3-10: Measured waveforms of APWs, respiratory waves, and pulse waves and ECG from Sub. A

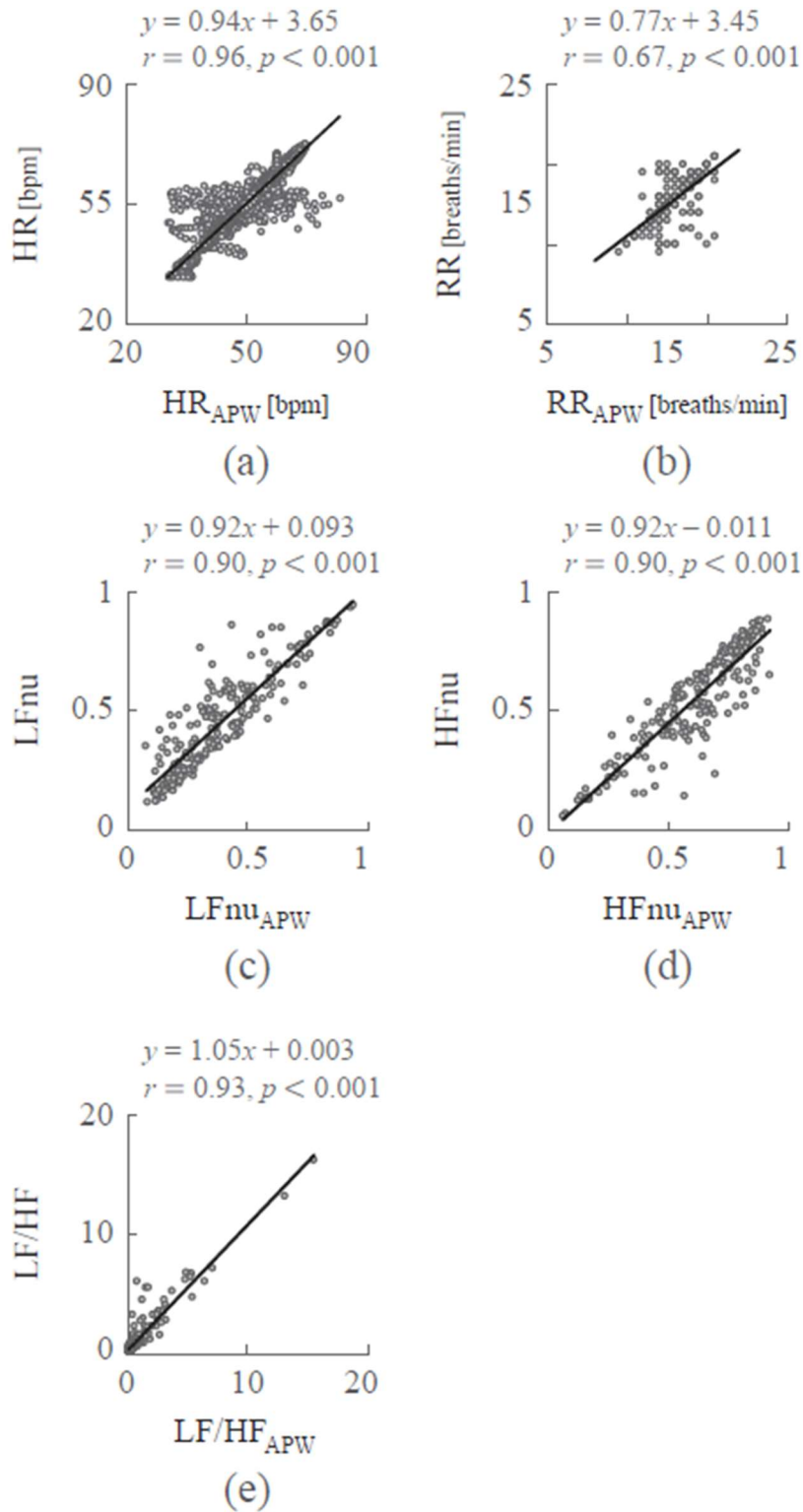


Figure 3-11: Scatter plots comparing measurements of (a) HR, (b) RR, (c) LFnu, (d)HFnu, (e) LF/HF between proposed system and commercial device in a supine position

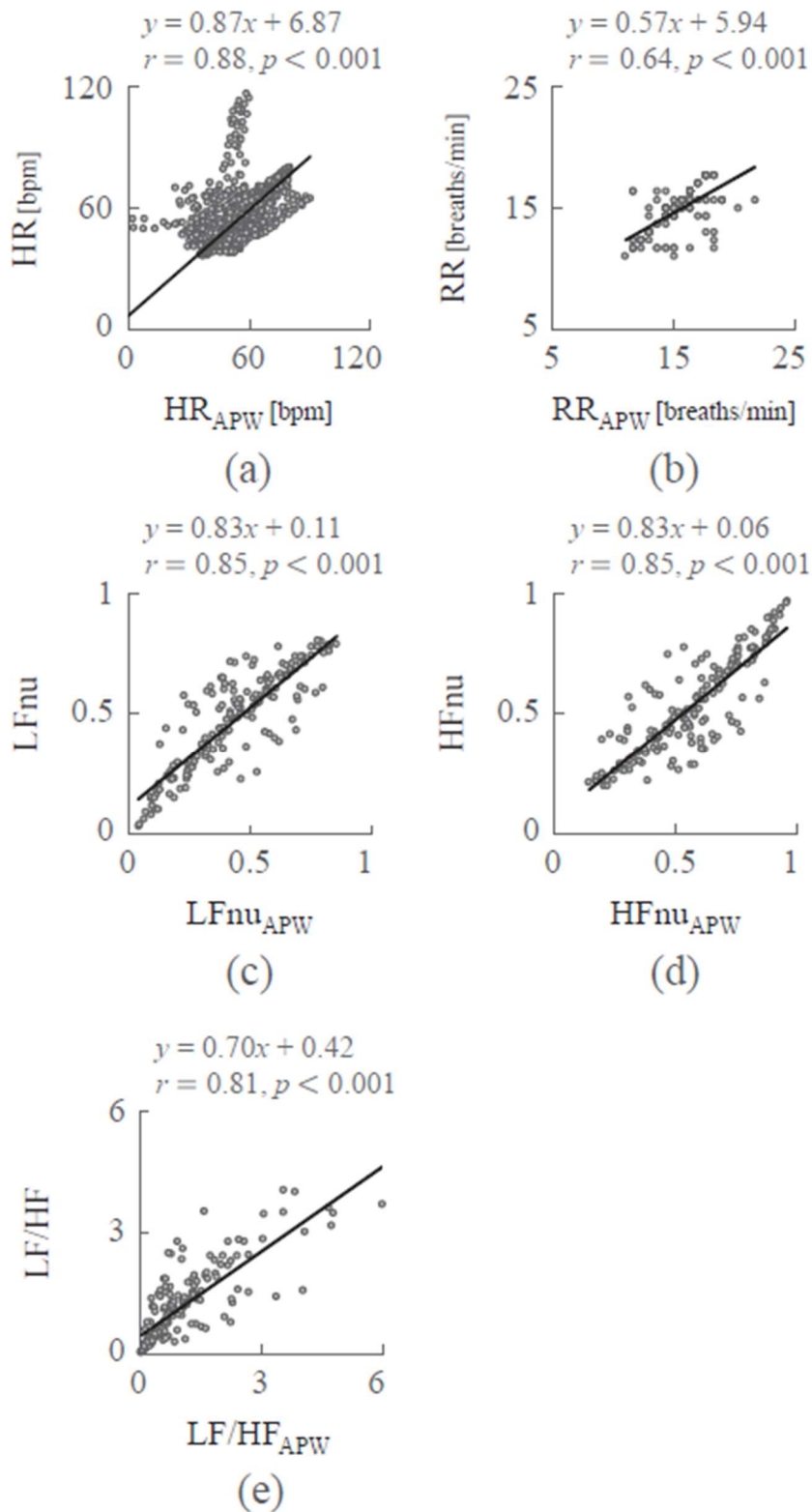


Figure 3-12: Scatter plots comparing measurements of (a) HR, (b) RR, (c) LFnu, (d) HFnu, (e) LF/HF between proposed system and commercial device in a sitting position

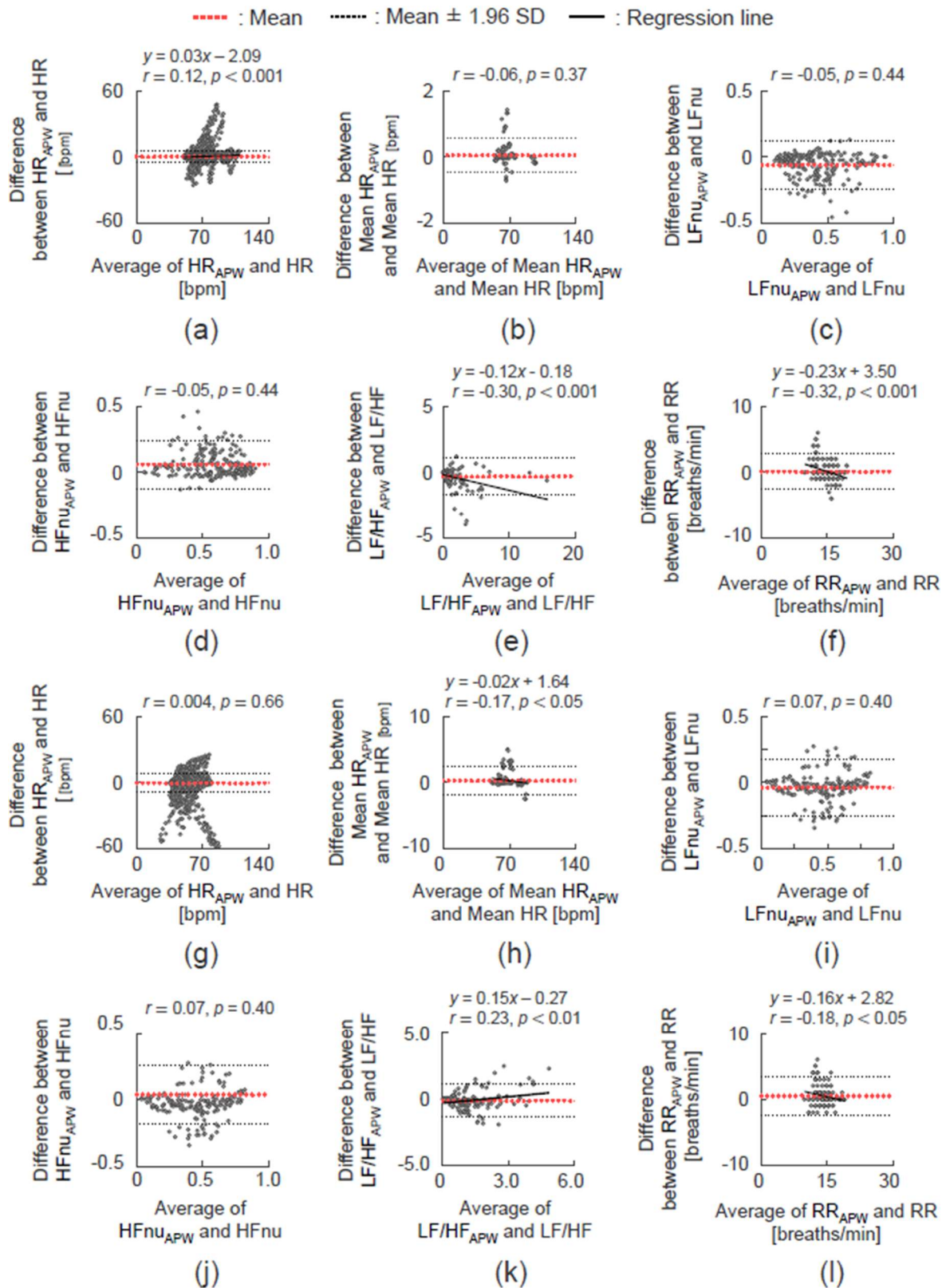


Figure 3-13: Bland-Altman plots of (a) HR, (b) Mean HR, (c) LFnu, (d) HFnu, (e) LF/HF, and (f) RR in the supine position; (g) HR, (h) Mean HR, (i) LFnu, (j) HFnu, (k) LF/HF, and (l) RR in the sitting position



### 3.2.4.3 体表脈波を用いた情動評価

Fig. 3-14 に提案システムにより抽出した  $HR_{APW}$  と  $RESP_{APW}$  の一例を示す. 図中の灰色の区間は画像提示区間を示しており, **positive** は快画像提示時, **negative** は不快画像提示時をそれぞれ示す. 画像が提示されると種類に関わらず  $HR_{APW}$  が低下する傾向,  $RESP_{APW}$  では振幅が小さくなる傾向が確認された. Fig. 3-15 および Fig. 3-16 に全被験者における画像刺激提示時の  $HR_{APW}$  と  $RESP_{APW}$  の平均と標準偏差を両画像提示前安静, 両画像提示時, 快画像提示前安静, 快画像提示時, 不快画像提示前安静, 不快画像提示時で比較した結果を示す.  $HR_{APW}$  の平均値では快, 不快の両者およびいずれかの画像提示時では画像提示前安静と比べ有意に減少することを確認した. 画像提示前安静間, 画像提示時において快, 不快の刺激の種類による有意差は確認されなかった.  $RESP_{APW}$  の標準偏差では, 不快画像提示時に他の群と比べ低下する傾向が確認されたが群間に有意差は認められなかった. Table 3-1 に主成分分析を行い抽出された主成分ベクトルの主観評価 8 項目に対する寄与率を示す. 主観評価 8 項目に対して主成分分析を行った結果, 累積寄与率 80 [%] 以上となるよう抽出された主成分は 3 つであった. まず, 第一主成分の正方向に寄与しているものは, 活性, 退屈, 不快, イライラ, 負方向に寄与しているものは, ワクワク, 快, リラックス, 非活性であった. 第二主成分の正方向に寄与しているものは, 非活性, 退屈, 不快, イライラ, 負方向に寄与しているものは, 活性, ワクワク, 快, リラックスであった. 第三主成分の正方向に寄与しているものは, 活性, ワクワク, 快, リラックス, 退屈, 負方向に寄与しているものは, 非活性, 不快, イライラであった.

Table 3-2 に画像提示中の  $HR_{APW}$  と  $RESP_{APW}$  の画像提示時の平均値および標準偏差と主観評価 8 項目との関係を示す.  $HR_{APW}$  の平均値ではリラックス( $r = 0.26, p < 0.05$ ),  $RESP_{APW}$  の標準偏差ではワクワク( $r = 0.28, p < 0.001$ ), 快( $r = 0.21, p < 0.05$ ), リラックス( $r = 0.22, p < 0.05$ ), 不快( $r = -0.23, p < 0.05$ ) との間に有意な相関関係が確認された

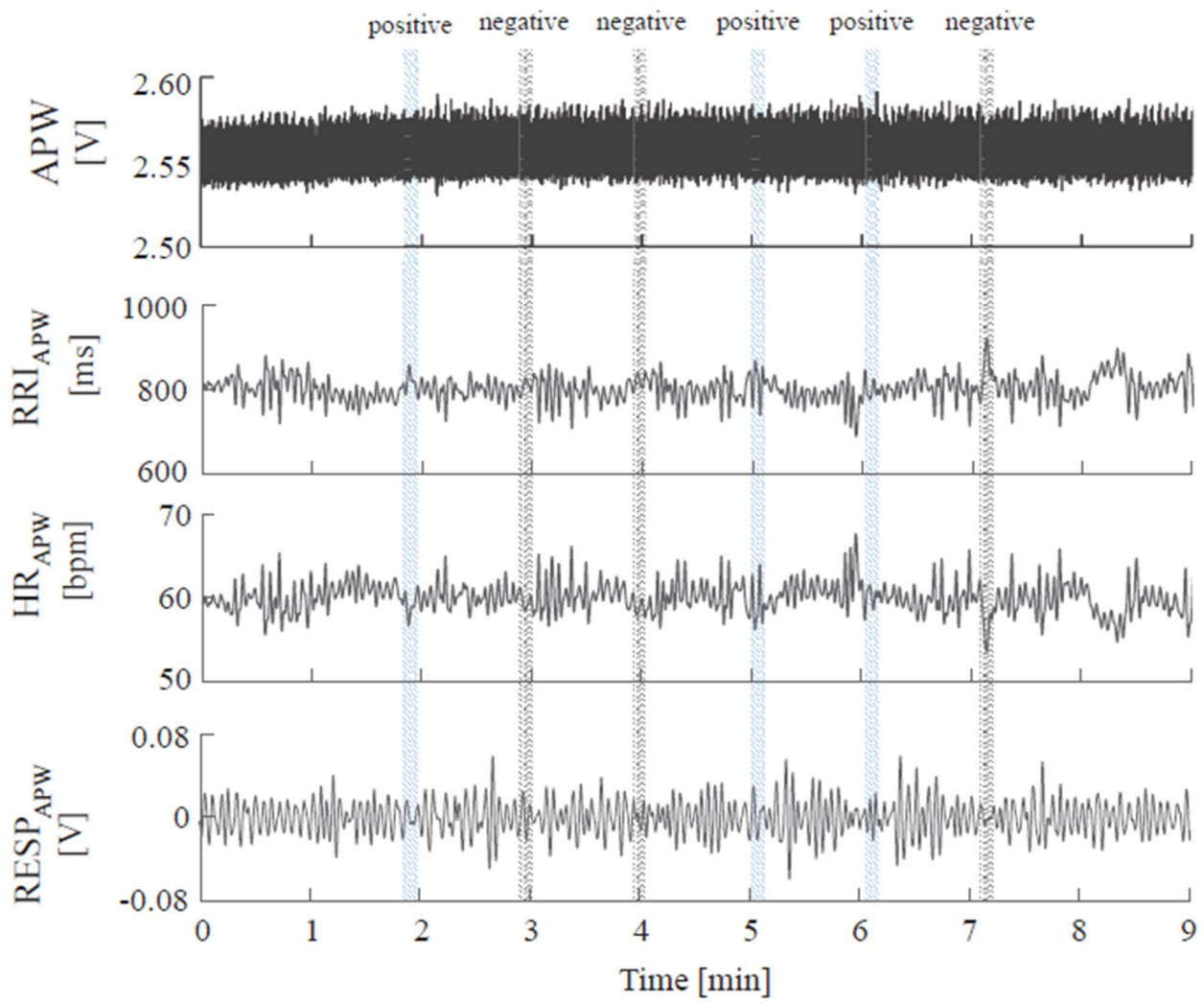


Figure 3-14: Example of waveforms

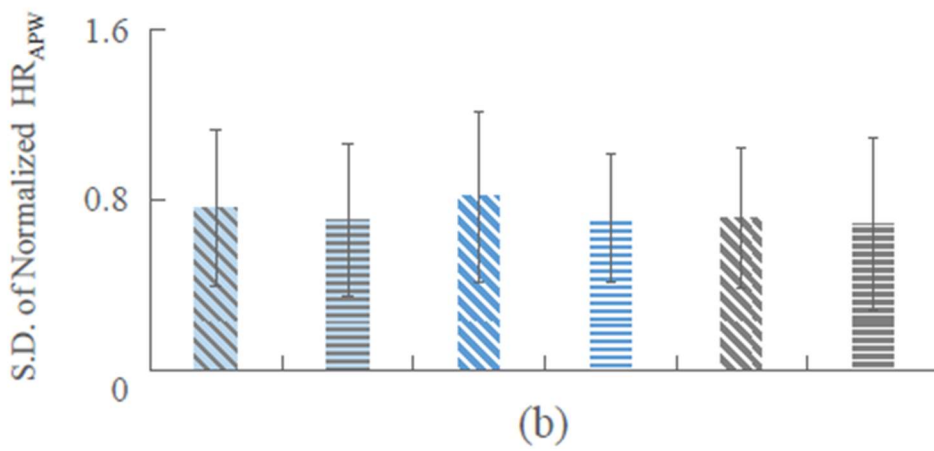
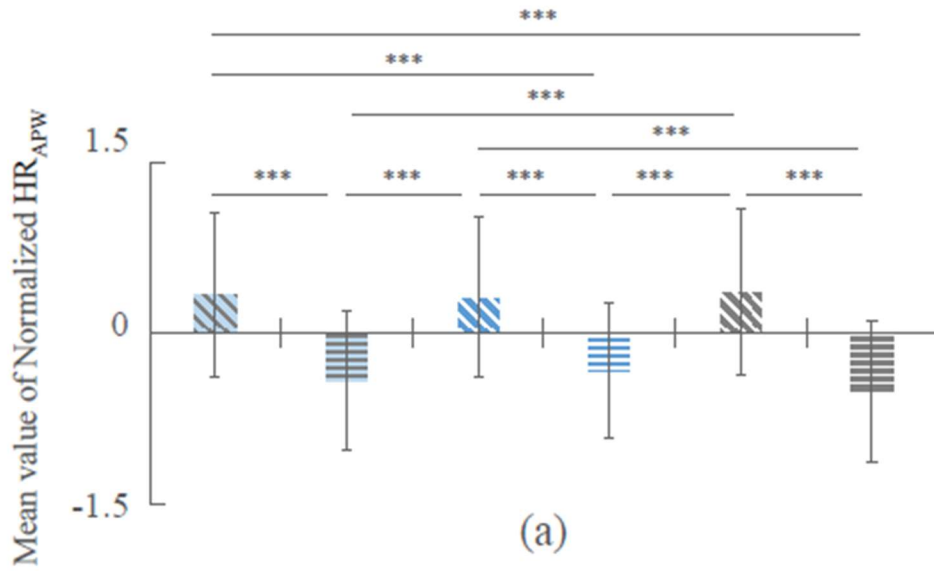
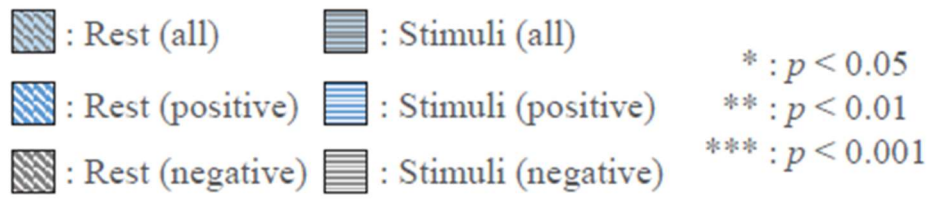


Figure 3-15: Change of estimated signals when the image stimuli were applied: (a) mean value of normalized HRAPW, (b) S.D. of normalized HRAPW

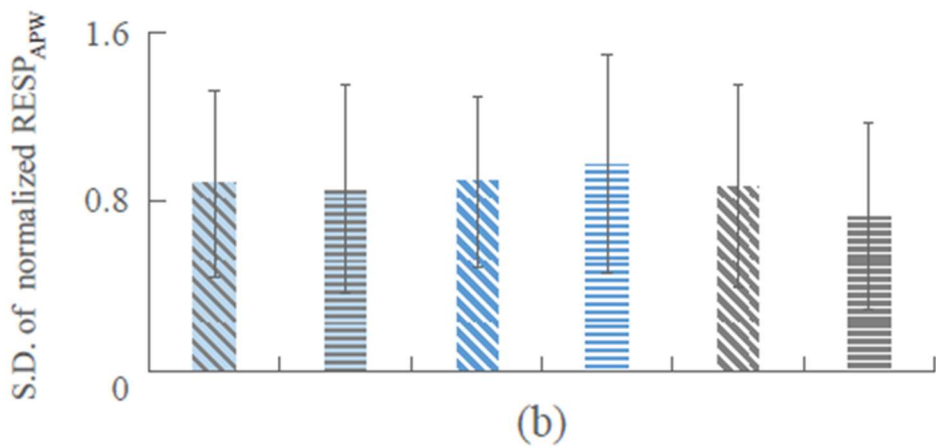
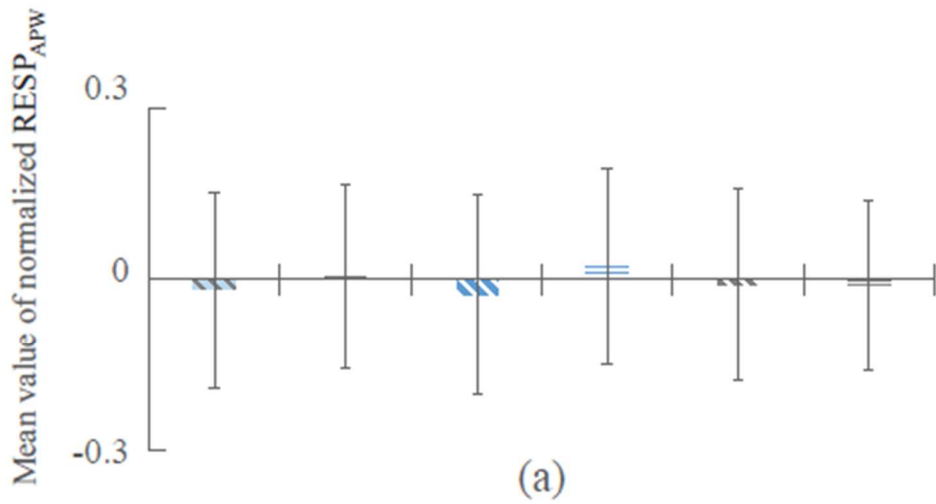
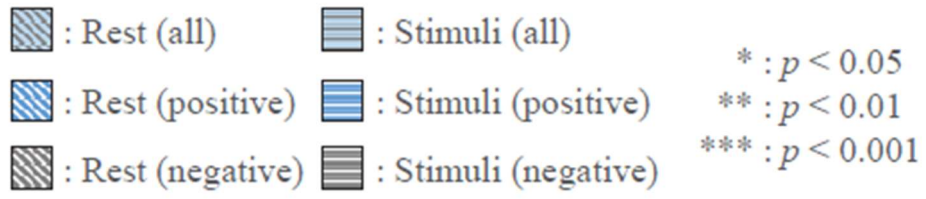


Figure 3-16: Change of estimated signals when the image stimuli were applied:  
 (a) mean value of RESPAPW, (b) S.D. of normalized RESPAPW

Table 3-2 Results of PCA

Index	PC1	PC2	PC3
Arousal	0.30	-0.47	0.39
Excited	-0.39	-0.05	0.24
Pleasant	-0.42	-0.02	0.17
Relaxed	-0.41	-0.05	0.20
Sleepy	-0.30	0.47	-0.44
Bored	0.20	0.70	0.68
Unpleasant	0.43	0.03	-0.14
Irritated	0.32	0.24	-0.23
Cumulative contribution ratio [%]	62.3	75.2	84.1

Table 3-3 Results of correlation coefficients

Index	HR		RESP	
	Mean	SD	Mean	SD
Arousal	-0.17	0.17	0.10	-0.13
Excited	0.14	0.03	0.23*	0.28**
Pleasant	0.18	0.02	0.02	0.21*
Relaxed	0.26*	-0.02	0.05	0.22*
Sleepy	0.17	-0.12	-0.01	0.02
Bored	0.09	-0.07	0.01	-0.02
Unpleasant	-0.19	0.01	0.11	-0.23*
Irritated	0.02	-0.17	-0.06	0.16
PC1	-0.20	0.003	-0.07	-0.21*
PC2	0.06	-0.23*	-0.08	-0.02
PC3	-0.06	0.14	0.17	0.16

\* :  $p < 0.05$ , \*\* :  $p < 0.01$

### 3.2.5 まとめと今後の課題

本報告では、体表脈波センサを利用した新しい生体情報モニタリングシステムを開発し、座位の被験者から生体情報の抽出を行なった。その結果、提案システムを用いることで無拘束に心拍間隔、呼吸数、血圧脈波の抽出を行えることを明らかにした。心拍数や血圧情報といった汎用的なバイタルサインの抽出が行えることから、自動車運転中の詳細な体調モニタリングや体調急変予測に利用可能と考えられる。また、画像提示中の生体情報が被験者の心理状態と密接に関係していることを確認した。

今後は、運転時の被験者に対して提案システムを用いた生体情報計測が可能であるか検討する予定である。また、血圧脈波の算出法を改良し、事前に血圧計測を必要としない計測方法を検討する予定である。

### 3.3 体調急変予測モデルの有効性検証

#### 3.3.1 はじめに

昨年度までの本研究で提案した対象者の体調急変を確率的に予測可能な体調急変予測モデルを用いて、複数疾患に対する体調急変予測実験を行った。提案モデルは多次元混合ガウス分布を出力確率とした隠れマルコフモデルに基づいており、確率計算に必要な非常に多くのモデルパラメータを機械学習的に推定可能という特徴を有している。

#### 3.3.2 提案する体調急変予測法

##### 3.3.2.1 体調急変予測モデル

体調急変予測モデルが備えるべき要件として、(1) 生体信号が有する時系列性を考慮可能、(2) 対象者の状態の多様性を表現可能、(3) 体調予測の不確かさを確率的に表現可能、(4) 複数の生体信号を同時に考慮可能、(5) 運転現場や医療現場など対象とする現場や対象者によりモデルの使い分けが可能であることが挙げられる。そこで要件 (1), (2) を満たすため hidden Markov model<sup>13)</sup> (HMM) を用いる。HMM は、対象者の様々な症状を状態と呼ばれる概念を用いて表現可能で、かつ各状態への推移が確率により決定可能なモデルである。そのため対象者の多様な状態に対応することができることに加えて生体信号の時間的な変化を表現することが可能となる。しかしながら、生体信号は非定常性を有する複雑な波形である。そのため近年では、複数のガウス分布の重み付き加算により多峰性分布を表現可能な多次元混合ガウス分布モデル<sup>14)</sup> を用いて生体信号の近似が行なわれている<sup>15)</sup>。以上を踏まえて、複雑な生体信号の波形を近似可能かつ要件 (3), (4) を満たすために、本論文では HMM と多次元混合ガウス分布モデルを組み合わせた continuous density HMM<sup>16)</sup> (CDHMM) に基づいたモデルを考える。これにより、HMM の各状態における出力確率を多次元混合ガウス分布で表現することが可能であるため、複数の生体信号から対象者の状態に対応する体調急変確率を算出することができる。

Fig. 3-17 に多次元混合ガウス型の連続確率密度分布を有する体調急変モデルを示す。対象とする事象は  $C$  個で、それぞれの事象 ( $c \in \{1, \dots, C\}$ ) は  $Kc$  個の状態から構成されている。ただしユニット  $\{c, k, k', m\} (c = 1, \dots, C; k, k' = 1, \dots, K_c; m = 1, \dots, M_{c,k})$  において、 $c = 1, 2, \dots, C$  は事象の数、 $K_c$  は HMM の状態数に対応するパラメータ、 $M_{c,k}$  は事象  $c$ , 状態  $k$  に対応する多次元混合ガウス分布モデルのコンポーネント数を表す。このとき観測した時系列信号  $x(t) = [x(1), x(2), \dots, x(T)]^T \in \mathbb{R}^d$  に対する事象  $c$  の事後確率  $P(c | x(t))$  は

$$P(c | x(t)) = \sum_{k=1}^{Kc} P(c, k | x(t)) \quad (3.6)$$

$$P(c, k | x(t)) = \frac{a_k^c(t)}{\sum_{c'=1}^C \sum_{k'=1}^{Kc'} a_{k'}^{c'}(t)} \quad (3.7)$$

$$a_k^c(t) = \sum_{k'=1}^{Kc} a_{k'}^{c'}(t-1) \gamma_{k',k}^{c',c} b_k^c(x(t)) \quad (t > 1) \quad (3.8)$$

$$a_k^c(1) = \pi_k^c b_k^c(x(1)) \quad (3.9)$$

となる. ただし,  $\gamma_{k',k}^c$  は事象  $c$  において状態  $k'$  から状態  $k$  に遷移する確率,  $b_k^c(x(t))$  は  $x(t)$  に対応した事象  $c$  の状態  $k$  からの事後確率を表している. また, 事前確率  $\pi_k^c$  は  $P(c | x(t))|_{t=1}$  に等しい. ここで, 事後確率  $b_k^c(x(t))$  がコンポーネント数  $M_{c,k}$  から成る多次元混合ガウス分布モデルによって与えられるとすると式(3.8) の  $\gamma_{k',k}^c, b_k^c(x(t))$  は,

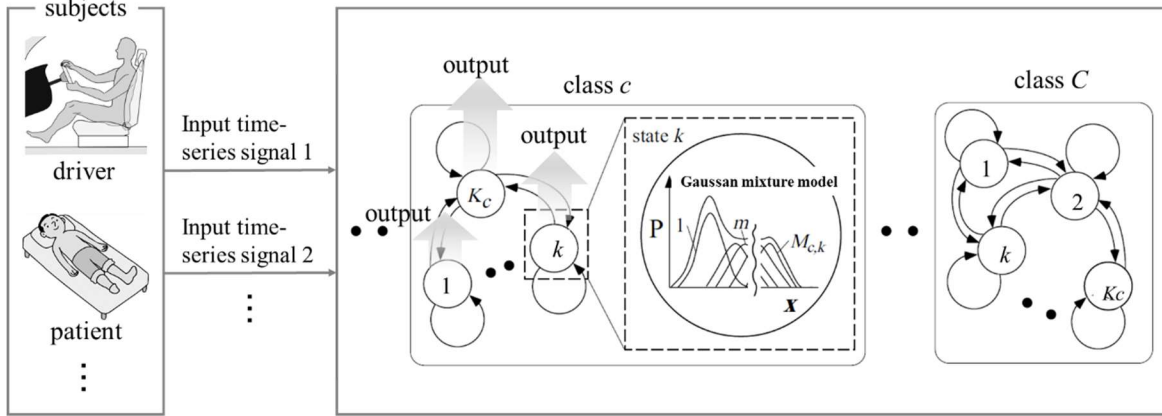


Fig. 3-17: A dynamic probabilistic model for sudden onset of diseases with  $C$  classes and  $K_c$  states in class  $c$

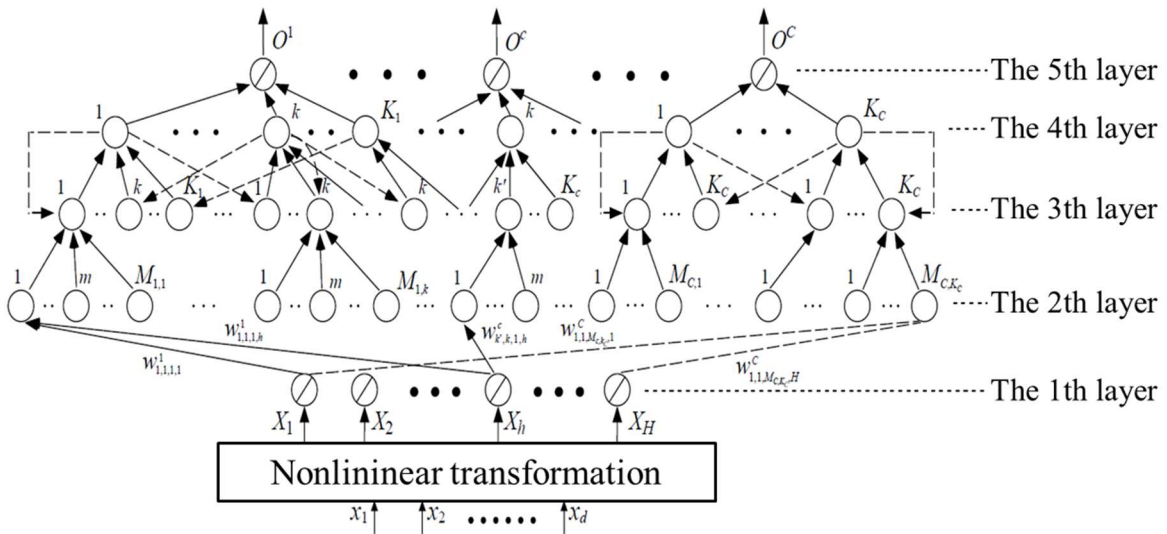


Fig. 3-18: Structure of the R-LLGMN

$$\gamma_{k',k}^c, b_k^c(x(t)) = \sum_{m=1}^{M_{c,k}} \gamma_{k',k}^c \gamma(c, k, m) g(x(t); \mu^{(c,k,m)}, \Sigma^{(c,k,m)}) \quad (3.10)$$

となる. ただし,  $\gamma(c, k, m)$ ,  $\mu^{(c,k,m)} \in \mathbb{R}^{d \times d}$ ,  $\Sigma^{(c,k,m)} \in \mathbb{R}^{d \times d}$  はそれぞれ混合度, 平均ベクトル, 共分散行列である. しかしながら, 事後確率  $P(c | x(t))$  を求めるためにはモデルに含まれる多くのパラメータを決定しなければならない. そこで本論文では, 体調急変予測モデルに必要な確率分布パラメータを推定

可能で、かつ要件 (5) を満たすニューラルネットモデルの 1 種である recurrent log-linearized gaussian mixture network<sup>17)</sup> (R-LLGMN) を用いる。Fig. 2 に R-LLGMN の構成を示す。

R-LLGMN は、第 1 層と第 2 層の間の重み係数を学習的に調節することで、対象者の  $P$  分後（あるいは  $P$  分以内）の状態が正常群と体調急変群の 2 つのクラスに属する確率を多次元混合ガウス分布モデルに基づいた事後確率としてモデル化することができる。これにより学習データを変更するのみでモデル構築が可能となるため、運転現場や医療現場など様々な現場や対象者によらず、予測モデルの使い分けが可能となる。R-LLGMN は  $C$  個の事象それぞれに用意された  $M$  個の時系列信号 ( $N = M \times C$ ) を

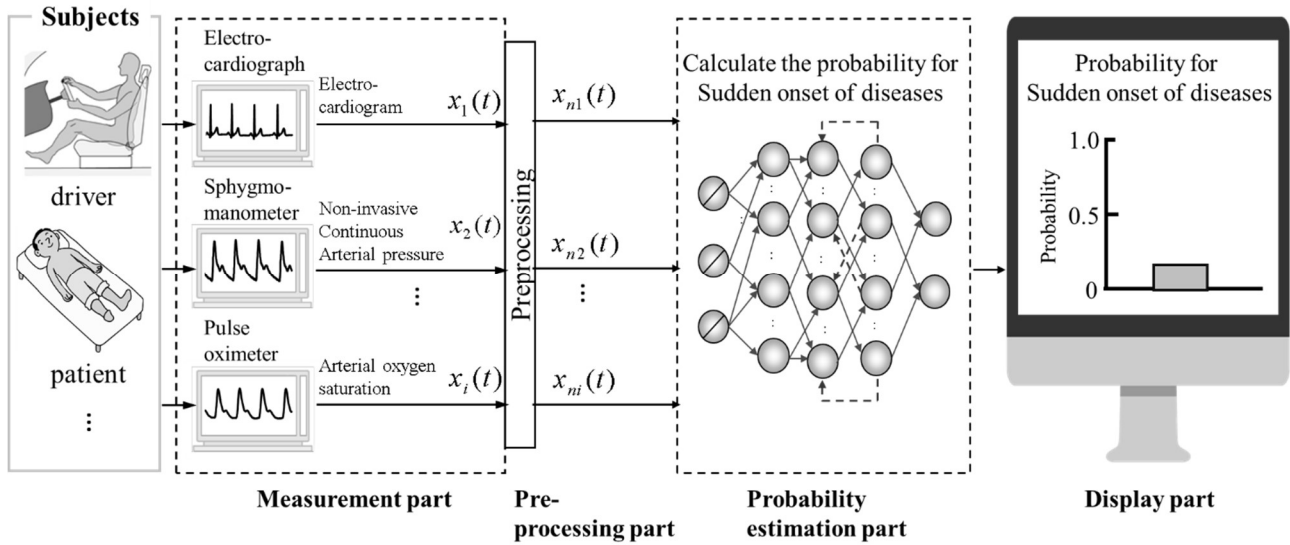


Fig. 3-19: Overview of the proposed diagnostic support system for sudden changes in a patient's condition.

学習データとして学習を行う。ここで  $n$  番目の学習データ  $x(t)^{(n)}$  ( $t=1, 2, \dots, T_d$ ) に対応する教師ベクトル  $Y^{(n)} = [Y_1^{(n)}, \dots, Y_c^{(n)}, \dots, Y_c^{(n)}]^T$  が与えられた場合について考える。本論文では、 $Y_c^{(n)}$  は取得した生体信号  $x(t)^{(n)}$  が体調急変群に属するとき  $Y_1^{(n)} = 1$ 、正常群に属するとき  $Y_2^{(n)} = 0$  とする ( $C = 2$ )。学習用データに対する R-LLGMN の評価関数  $J$  は、

$$J = \sum_{n=1}^N J_n = - \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^C Y_c^{(n)} \log^{(5)} O^c(T)^{(n)} \quad (3.11)$$

と定義し、これを最小化、すなわち対数尤度を最大化するように学習を行う<sup>17)</sup>。ただし、 $^{(5)}O^c(T)^{(n)}$  は入力  $x(t)^{(n)}$  に対する時刻  $T$  での出力を意味している。なお、重み更新には、backpropagation through time<sup>6)</sup> (BPTT) を用いる。これは時系列中の誤差勾配を蓄積して、重み修正量を計算するという方式である。以上により、取得した生体信号から未来の体調急変を確率的に予測することができる。

### 3.3.2.2 提案システム

本論文で提案する体調急変診断支援システムは、信号取得部、前処理部、体調急変確率推定部、表示部の 4 部構成である (Fig. 3-19 参照)。まず、信号取得部において対象者から複数の生体信号を取得する。次に前処理部では、学習に関係のないデータ間の差異を除去するため、正規化処理によるデータスケールリングを行う。次に体調急変確率推定部では、前処理を行なった信号に対し体調急変予測モデルを用い



ることで、対象者の  $P$  分後（または  $P$  分以内）の状態が正常群と体調急変群の 2 つのクラスに属する確率を事後確率として算出する．最後に表示部では、対象者が危険な状態となるか正常な状態を維持するかの予測を確率で表示し、医師あるいは自動車運転者に提示する．

### (1) 入力信号処理手法

本論文では取得した生体信号に対して、(a) 平均値 0、標準偏差  $\sigma$  に変換する正規化処理と、(b) 中央差分法と加算平均による微分処理の 2 種類の手法を考える．

(a) では、取得した生体信号に対して、平均値 0、標準偏差  $\sigma$  に変換する正規化処理を行い、データのスケールリングを行う．正規化処理に用いた式は以下の通りである．

$$x_{ni}(t) = \frac{\sigma\{x_i(t) - \bar{x}_{all}\}}{SD_{all}} \quad (3.12)$$

ただし、 $x_i(t)$  は対象者から取得した生体信号の  $i$  番目の要素、 $\bar{x}_{all}$ 、 $SD_{all}$  は学習データとして用いる全被験者における生体信号の平均値と標準偏差、 $x_{ni}(t)$  は正規化処理後の生体信号である．なお、正規化処理した生体信号の標準偏差は  $\sigma$  となる．

(b) では、中央差分法と加算平均を組み合わせた微分フィルタ<sup>19)</sup>を用いることでノイズの影響を考慮した微分処理を行う．微分処理に用いたフィルタは以下の通りである．

$$\dot{x}_i(t) = \frac{1}{18\Delta t} \{x_i(t+4\Delta t) + x_i(t+3\Delta t) + x_i(t+2\Delta t) - x_i(t+4\Delta t) - x_i(t+3\Delta t) - x_i(t+2\Delta t)\} \quad (3.13)$$

ただし  $\Delta t$  はサンプリング時間である．

### (2) 心拍間隔の多次元化手法

提案法では、取得した心拍間隔（以下、RRI）から心拍変動解析における時間領域パラメータを算出し、生体信号の多次元化を行う．評価指標は、30 秒間の RRI から算出した coefficient of variation of R-R intervals (CVRR) と迷走神経緊張強度を評価する指標<sup>20), 21)</sup>である root mean square successive difference<sup>22)</sup>

(RMSSD), number of pairs of successive RRI that differ by more than 50 [ms]<sup>23)</sup> (pNN50) を用いた．各指標の式は以下の通りである．

$$CVRR = \frac{\sqrt{\frac{1}{N_{RRI} - 1} \sum_{i=1}^{N_{RRI}} \{RRI_{(i)} - RRI_{mean}\}^2}}{RRI_{mean}} \quad (3.14)$$

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N_{RRI} - 1} \sum_{i=1}^{N_{RRI}} \{RRI_{(i+1)} - RRI_{(i)}\}^2} \quad (3.15)$$

$$pNN50 = \frac{N_{dif} 50}{N_{dif}} \quad (3.16)$$

ただし、 $N_{RRI}$  は 30 秒間における RRI の総数、 $RRI_{mean}$  は 30 秒間における RRI の平均値、 $N_{dif}$  は連続して隣接する RRI の差の総数、 $N_{dif} 50$  は連続して隣接する RRI の差において絶対値が 50 [ms] 以上の総数である．

### 3.3.3 実験

### 3.3.3.1 複数疾患に対する体調急変予測実験

東京大学医学部付属病院で記録された ICU 患者の生体信号を用いて複数疾患に伴う体調急変の予測実験を行なった。ただし、前処理では正規化処理のみを行なった。本実験では血圧計において技術的かつ臨床的に妥当なアラームを有した被験者を急変者、60 分以内にアラームが発生しなかった被験者を正常者として定義し、様々な疾患に対する体調急変予測実験を行なった。被験者は 15 名（急変者：9 名(Sub. A-I)、正常者：6 名(Sub. J-O)）、入力信号は心拍数、収縮期血圧、拡張期血圧、平均血圧とした。 $\sigma=0.01$  で解析区間は 30 秒とし、血圧計において技術的かつ臨床的妥当アラームが発生した時刻（以下、体調急変時刻）から  $P=1$  分前から  $P=10$  分前まで 1 分間隔で変動させた際の体調急変確率を Leave-One-Event-Out 交差検証により算出し、複数の疾患に伴う体調急変予測を行なった。ただし、各急変者の体調急変回数は、Sub. A：15 回、Sub. B：2 回、Sub. C：5 回、Sub. D：6 回、Sub. E：2 回、Sub. F：2 回、Sub. G：1 回、Sub. H：1 回、Sub. I：5 回で、正常データは正常者 Sub. J-O から各 5 サンプルずつ抽出した（体調急変データ：39 サンプル、正常データ：30 サンプル）。

### 3.3.3.2 急性低血圧症に対する体調急変予測実験

提案モデルの予測性能を検証するため、ICU 患者のさまざまな症例と時系列生体信号が記録されている Physionet<sup>24)</sup>に公開されているデータを用いて体調急変予測実験を行なった。データセットは、体調急変予測研究のコンペティションである Physionet Challenge 2009<sup>25)</sup>で用意されたセットを用いた。Fig. 4 にデータ長および予測区間の概略図を示す。コンペティションは学習用データセットを使用して、正解が伏せられた検証用データセットの被験者を急変者と正常者に識別した際の正答率を競うものであり、データ終了端  $T_0$  から一時間後までに急性低血圧症を発症した患者を急変者、発症しなかった患者を正常者と定義している。なおデータセットは検証データ用被験者 10 名（急変者：5 名、正常者：5 名）、学習データ用被験者 60 名（急変者：30 名、正常者：30 名）の計 70 名で構成されている。前処理は正規化処理のみを行ない、サンプリング時間は 1 分とした。入力信号は心拍数、収縮期血圧、拡張期血圧、平均血圧、 $\sigma=0.01$  で解析区間は 12 分とした。そして、Physionet Challenge 2009 と同じ条件で識別精度を算出するため、テストサンプル法により識別精度と感度、特異度を算出した。

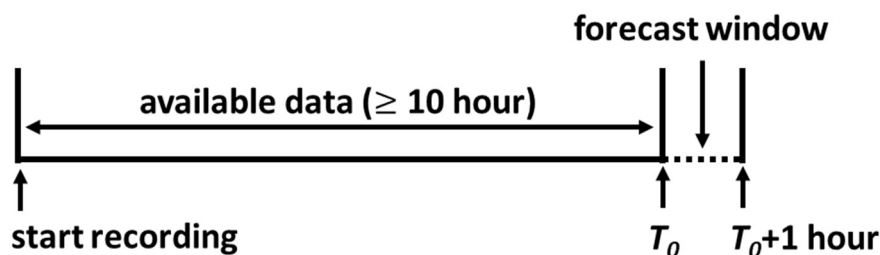


Fig.3-20: Overview of the data used in the Physionet Challenge 2009.

## 3.3.4 結果

### 3.3.4.1 複数疾患に対する体調急変予測実験

Fig. 3-21 に  $P=1$  分の学習データで構築した体調急変予測モデルにおいて、被験者 1 名 (Sub. A) の生体信号を 10 秒間隔で入力した際の体調急変確率の時間変化を示す。体調急変時刻に近づくにつれ、体調

急変確率の上昇を確認した。さらに Table 3-4 に  $P = 1$  分から  $P = 10$  分における全被験者に対する混合行列と識別率を示す。この表より、体調急変発生 1 分前から 10 分前までの識別率はそれぞれ 97.1, 94.2, 95.7, 94.2, 91.3, 92.8, 91.3, 88.4, 85.5, 79.7[%] であり、 $P$  の増加に伴い、識別率の減少を確認した。Fig. 3-17 より体調急変時刻に近づくにつれ、体調急変確率の上昇を確認した。Table 3-4 より、体調急変発生 1 分前から 7 分前における識別率はいずれも 90.0[%] 以上であり高い識別精度を確認した。以上より、提案モデルを用いて複数疾患に対する体調急変予測を実現できる可能性が示された。

#### 3.3.4.2 急性低血圧症に対する体調急変予測実験

Table 3-5 にコンペティション後に公開された正解と提案システムが識別した結果の混合行列を示す。提案モデルの識別率、感度、特異度はそれぞれ 100.0[%], 100.0[%], 100.0[%]であった。これにより提案モデルは急性低血圧症にも対応可能であり、Physionet Challenge 2009 コンペティションのデータに対しても高い識別率を達成することができた。

#### 3.3.5 まとめ

本報告では、提案した体調急変予測モデルにおける多様な疾患に対する予測能力の検証を目的として、複数疾患に対する体調急変予測と急性低血圧症に対する予測実験を行った。複数疾患予測では被験者は 15 名で、体調急変データ 39 サンプル、非急変データ 30 サンプルを対象として Leave-One-Event-Out 交差検証を行った結果、体調急変 4 分前に 94.2%の精度で体調急変を予測できることを明らかにした。急性低血圧症の予測においては、体調急変予測研究のコンペティション Physionet Challenge 2009 と同じ条件で識別率 100 [%]を達成した。

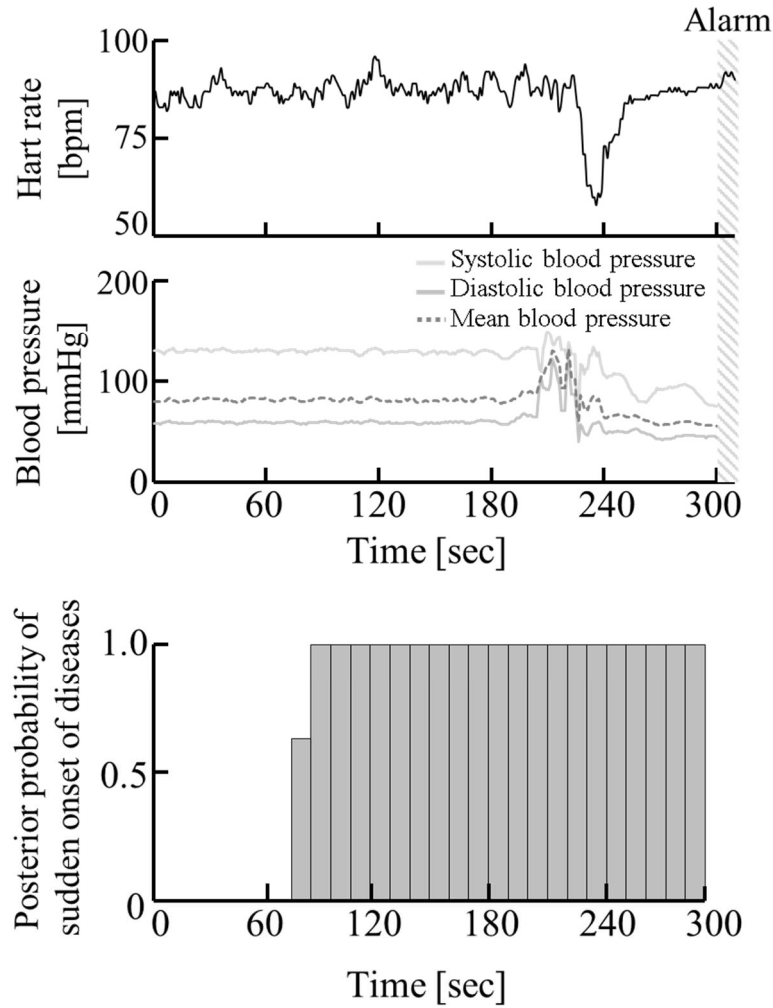


Fig.5: Results of Heart rate, arterial pressure, and prediction of physical condition sudden change for a patient with multi diseases (Sub. A)

Table 1: Confusion matrix and identification rates of patients with multi diseases for difference of prediction time  $P$

Prediction time $P$ (min.)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>True positive</b>	37	36	36	35	34	36	34	35	35	32
<b>True negative</b>	30	29	30	30	29	28	29	26	25	23
<b>False negative</b>	2	3	3	4	5	3	4	4	5	7
<b>False positive</b>	0	1	0	0	1	2	1	4	5	7
<b>Discrimination rates [%]</b>	97.1	94.7	95.7	94.2	91.3	92.8	91.3	88.4	85.5	79.7

Table 2: Confusion matrix of patients with acute hypotensive.

		Correct answer	
		positive	negative
Proposed system	positive	5	0
	negative	0	5

## 参考文献

- [1] H. A. Tuokko, R. E. Rhodes, and R. Dean, "Health conditions, health symptoms and driving difficulties in older adults", *Age and ageing*, vol. 36, no. 4, pp. 389-394, 2007.
- [2] T. M. Tervo, W. Neira, A. Kivioja, P. Sulander, K. Parkkari, and J. M. Holopainen, "Observation failure/distraction and disease attack/incapacity as cause (s) of fatal road crashes in Finland", *Traffic injury prevention*, vol. 9, no. 3, pp. 211-216, 2008.
- [3] 国土交通省自動車局先進安全自動車推進検討会: ドライバー異常時対応システム(減速停止型)基本設計書, 国土交通省, 2016年10月20日閲覧 <<http://www.mlit.go.jp/common/001124853.pdf>>.
- [4] 国土交通省自動車局: 自動車運送事業用自動車事故統計年報, 47, 2014.
- [5] C. M. Yang, C. C. Wu, C. M. Chou, and T. L. Yang, "Vehicle driver's ECG and sitting posture monitoring system", *Information Technology and Applications in Biomedicine, 2009. ITAB 2009. 9th International Conference on. IEEE, 2009.*
- [6] H. Silva, A. Loureno, and A. Fred, "In-vehicle driver recognition based on hand ECG signals", In *Proceedings of the 2012 ACM international conference on Intelligent User Interfaces*, ACM, pp. 25-28, 2012.
- [7] 小島重行, 前田慎一郎, 内川竜一, 延廣良香, 青井幸佑, 小倉由美, 藤田悦則, 村田幸治, 亀井勉, 辻敏夫, 吉栖正生, 金子成彦, "体幹生体信号センシングシステムの開発", *設計工学学会誌*, vol. 50, no. 2, pp. 18-28, 2015.
- [8] 藤田悦則, 三本和彦, 関谷正徳, "3D-NET を使用した自動車用シートの開発", *Journal of Society of Automotive Engineers of Japan*, vol. 60, no. 7, pp. 68-73, 2006.
- [9] A. C. Dornhorst, P. Howard, and G. L. Leathart, "Respiratory variations in blood pressure", *Circulation*, vol. 6, no. 4, pp. 553-558, 1952.
- [10] J. Russell, "A Circumplex Model of Affect", *Personality and Social Psychology*, vol. 39, no.6, pp. 1161-1178, 1980.
- [11] P. J. Lang, M. M. Bradley and B. N. Cuthbert. "International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. Technical Report A-8", University of Florida, Gainesville, FL, 2008.
- [12] D. Sabatinelli, P. J. Lang, A. Keil, M. M. Bradley. "Emotional perception: correlation of functional MRI and event-related potentials", *Cerebral cortex*, vol. 17, no.5, pp. 1085-1091, 1980.

- [13] K. Seymore, A. Mccallum and R. Ronald: Learning Hidden Markov Model Structure for Information Extraction, Machine Learning for Information Ex-traction, pp. 1-8, 1999.
- [14] B. S. Everitt: An introduction to finite mixture distributions, Statistical Methods in Medical Research, Vol. 5, pp. 107-127, 1996.
- [15] S. Hibino, M. Nakatochi, N. Ueda, M. Horiba, K. Yasui, Y. Kagamihara, T. Terazawa, K. Kamiya, I. Kodama, M. Matsubara, H. Honda: Approximation of ECG T wave by using Gaussian mixtures and automatic measurement of QT interval, Journal of Electrocardiology, Vol. 48, No. 4, pp. 359-368, 2010.
- [16] L. E. Baum and T. Petrie: Statistical inference for probabilistic function of finite state Markov chains, The Annals of Mathematical Statistics, Vol. 37, No. 6, pp. 1554-1563, 1966.
- [17] T. Tsuji, N. Bu, M. Murakami, M. Kaneko and O. Fukuda: A Recurrent Log-Linearized Gaussian Mixture Network, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 14, No. 2, pp. 304-316, 2003.
- [18] P. J. Werbos: Backpropagation Through Time: What it Does and How to do it, Proc. of the IEEE, Vol. 78, No. 10, pp. 1550-1560, 1990.
- [19] S. Usui and I. Amidror: Digital Low-Pass Differentiation for Biological Signal Processing, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 29, No. 10, pp. 686-693, 1982.
- [20] E. J. Amy: Algorithms and procedures to analyze physiological signals in psychophysiological research, The Journal of Nutrition Health, Vol. 18, No. 3, pp. 300-302, 2014.
- [21] J. Koenig, M. N. Jarczok, M. Warth, R. J. Ellis, C. Bach, T. K. Hillecke, J. F. Thayer: Body mass index is related to autonomic nervous system activity as measured by heart rate variability—a replication using short term measurements, Retrospective Theses and Dissertations, pp. 1-177, 2006.
- [22] T. Force :Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. European Heart Journal, Vol. 17, No. 3, pp. 354-381, 1996.
- [23] J. T. Bigger, R. E. Kleiger, J. L. Fleiss: Components of heart rate variability measured during healing of acute myocardial infarction. American Journal of Cardiology, Vol. 61, pp. 208-215, 1988.
- [24] PhysioNet, < <https://physionet.org> >, 閲覧日 2019 年 5 月 20 日.
- [25] A challenge from PhysioNet, < <https://physionet.org/challenge/2009/>>, 閲覧日 2019 年 5 月 20 日.

## 4. バイタル情報測定システムの開発と実車での有用性の検討

藤田悦則（デルタ工業）

今年度は、生体信号を利用した体調スクリーニングのためのバイタル情報時系列波形の検討、及び、実車負荷に対するリアルタイム反応性のあるバイタルサインを基にした信号の創生について、疲労ストレス実験または実車走行実験による検証を行った。

### 4.1 体幹生体信号を用いた体調変動予測モデルの開発

#### 4.1.1 研究概要

我々は居眠り運転や漫然運転を防止するための一助とするべく、運転者の体幹生体信号から疲労<sup>1)</sup>や入眠予兆現象<sup>2)</sup>を捉え、運転者の状態をモニタリングできるシステム開発を行っている。本研究では、新開発のセンサを用い、体調変動が生じている状態を捉えられる可能性について検討した結果について報告する。

本アルゴリズムから求めた体幹生体信号の傾き時系列解析により、①心拍変動及び収縮期血圧変動、②心房負荷の増大（健常者で自律神経バランスの変化によって生じる場合を含む）、③不整脈を捉えられる可能性が示唆された。

#### 4.1.2 実験方法

##### 4.1.2.1 体幹生体信号センシングシステム

図4-1は、新たに開発した3つのマイクロフォンから成る Sound Sensing System using Stochastic Resonance（以後4SRと呼ぶ）である<sup>3)</sup>。4SRは、成人を対象とした場合、マイクロフォンL、Rを第5肋骨部に配置すると、第3～4腰椎部にマイクロフォンMが配置するように構成されている。マイクロフォンL、Mにより心音情報、心尖拍動、駆出波を捉える。なお、マイクロフォンRは補償センサである。

心音情報、心電図から知り得る心周期の時相を基に、マイクロフォンLから得られる体幹音響振動情報（Acoustic pulse wave、以後APWと呼ぶ）から、心尖拍動及び胸部への駆出波に関連する体幹生体信号を抽出する。マイクロフォンMから得られるAPWから、腹部における大動脈により生じる圧波形を抽出し、比較指標である心電図、心音図、指尖容積脈波、血圧から得た情報と比較を行うことで、体幹生体信号による体調変動予測の可能性を探った。

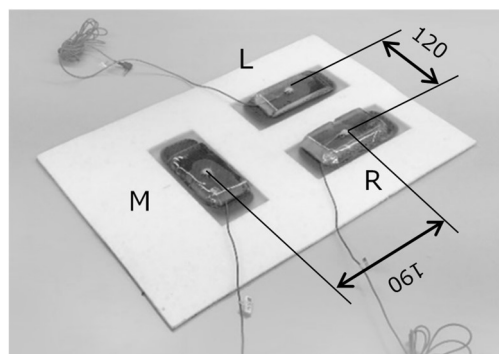


図4-1 4SR

#### 4.1.2.2 実験プロトコル

心循環機能の顕著な変化を評価するために、トレッドミルを用いた運動負荷実験を実施した。また、心循環機能が低下している人の状態を把握するために高齢者を対象とした安静実験を実施した。

運動負荷実験、安静実験共にヘルシンキ宣言に則り、デルタ工業株式会社内の倫理委員会の承認を得た上で行った。被験者には本実験の目的、内容を説明し、同意を得た。なお、安静実験は医師立ち会いのもと、被験者の状態に配慮し計測を行った。

##### (1) 運動負荷実験

図 4-2 に運動負荷実験プロトコルを、図 4-3 に実験風景を示す。被験者は 20 歳代～40 歳代の男性 6 名（平均年齢  $33.7 \pm 7.7$  歳）である。計測項目は APW、心電図、心音図、指尖容積脈波、血圧（指先カフによる連続血圧、上腕血圧）とした。実験は座位にて 20 分間の安静の後、トレッドミルで約 10 分間の走行を行い、その後、再び座位にて 60 分間の安静を保つという流れで行った。なお、トレッドミル走行はトレッドミルに搭載されている Gerkin 体力テストを使用した。3 分間のウォームアップ（時速 4.8 km/h、傾斜 0%）から始まり、偶数分毎に速度が 0.8 km/h ずつ加速し、奇数分毎に傾斜が 2% ずつ上昇するプログラムである。そして、被験者の最大心拍数の 85% の数値を 15 秒間超えた時点で走行終了となる仕組みとなっている。

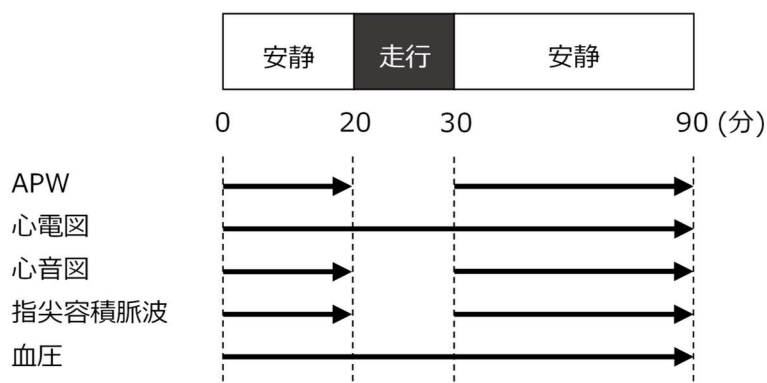


図 4-2 運動負荷実験プロトコル



図 4-3 運動負荷実験風景



## (2) 安静実験

図 4-4 に安静実験のプロトコルを示す。被験者は 80 歳代～90 歳代の高齢者 4 名 (男性 1 名, 女性 3 名, 平均年齢  $88.3 \pm 2.1$  歳) である。計測項目は APW, 心電図とした。実験は臥位にて 6 分間の計測を行った。



図 4-4 安静実験プロトコル

### 4.1.3 実験結果と考察

図 4-5 は運動負荷実験と安静実験の時系列解析結果を示す。心電図から心拍変動, 心電図と心音図から心室収縮期及び心室拡張期の各時間変動, 連続血圧計から収縮期血圧と拡張期血圧の変動, 心電図と指尖容積脈波から中枢系と末梢系の自律神経活動 (LF/HF, HF), APW から抽出した胸部生体信号と腹部生体信号のピーク値とボトム値の平均及び傾き時系列解析<sup>2)</sup>により生体信号の急変部を抽出した。

図 4-6 は運動負荷実験と安静実験で計測した心電図と APW から算出した心室収縮由来の生体信号<sup>4)</sup>, 胸部大動脈圧波形, 腹部大動脈圧波形を比較した結果である。運動負荷実験の安静, 走行終了直後, 計測終了直前の各 5 秒間, 安静実験の正常状態, 不整脈出現箇所の各 5 秒間を抜き出した。

図 4-5 (a), 図 4-6 (a) は被験者 A (健康状態は良好, 持久力がある), 図 4-5 (b), 図 4-6 (b) は被験者 B (健康状態は不調, 降圧剤と安定剤を服用中), 図 4-5 (c), 図 4-6 (c) は被験者 C (慢性心房細動患者, 91 歳) の結果である。

被験者 A の場合, 心拍数は安静時では平均 48bpm, 走行終了直後は平均 72bpm であり, 安静時の 1.5 倍であった。走行終了から 1980 秒後に心拍数は平均 65bpm になり, その後, 安定的に低下した。収縮期血圧は走行開始とともに急激に上昇し, 走行終了とともに低下する傾向がみられた。一方, 拡張期血圧は走行前後で大きな変動はみられなかった。心室収縮期の時間は, 安静時は約 0.34 秒, 走行終了直後は約 0.29 秒, 計測終了前は約 0.3 秒であった。心室拡張期の時間は, 安静時は約 0.91 秒, 走行終了直後は約 0.54 秒, 計測終了前は約 0.61 秒であった。心室収縮期の時間はほぼ同等であるが, 心室拡張期の時間は運動負荷が加わると短くなった。自律神経活動の状態は, 中枢系, 末梢系ともに走行前の安静時は強い眠気により副交感神経活動(HF)が優位であったが, 走行終了直後から計測終了まで交感神経活動(LF/HF), 副交感神経活動ともに同水準で推移し, バランスのとれた状態であった。被験者 A の実験後の感想で「走行終了後は体がすっきりし, 走行前の安静時よりリラックスできた。」と述べたことから裏付けられる。

胸部生体信号と腹部生体信号のピーク値とボトム値の平均及び傾き時系列波形は, 各波形とも走行終了直後に大きく変動を示したが, その他は安定的に推移し, 心拍数と収縮期血圧と似た変動を示した。心拍数, 収縮期血圧, 心室拡張時間, 体幹生体信号は走行終了直後に走行前とは明らかに異なる変動を示している。恒常性維持のため, 運動負荷による体の急激な変化に心循環機能が対応できており, 自律神経が正常に機能していることが推察できる。また, 図 4-6 (a) に示すように, 被験者 A の走行終了直後の心

電図の P 波は、安静時や計測終了前のものより尖鋭化し、振幅が高くなっているが、この変化は肺循環の異常などに伴う右房負荷増大の場合以外に、健常者でも交感神経が緊張し、脈が速いときに出現する所見として知られている<sup>5) 6)</sup>。したがって、体幹生体信号は体に負荷が生じた際の心拍や血圧といった心循環動態の変化度合いや心房負荷度合い（健常者で自律神経バランスの変化によって生じる場合を含む）を捉えられる可能性が示唆された。

被験者 B の場合、心拍数は安静時では平均 78bpm、走行終了直後は平均 143bpm、計測終了前は平均 108bpm であった。収縮期血圧は走行終了後に 154 mm Hg まで上昇し、その後は 108 mm Hg、95 mm Hg と低下した。拡張期血圧には目立った変化はなかった。心室収縮期の時間は、安静時は約 0.27 秒、走行終了直後は約 0.24 秒、計測終了前は約 0.24 秒であった。心室拡張期の時間は、安静時は約 0.5 秒、走行終了直後は約 0.28 秒、計測終了前は約 0.32 秒であった。自律神経活動の状態は、中枢系、末梢系ともに安静時は副交感神経活動が優位で、走行終了直後は交感神経活動が亢進する頻度が増えた。被験者 B の実験後の感想に「走行時、足がついていけなかった。走行終了後は呼吸がなかなか整わなかった。」とあったため、脚の活動筋だけでなく、呼吸筋も疲労したと考えられる。呼吸筋が疲労すると、筋交感神経活動が増加するため<sup>7)</sup>、中枢系、末梢系の交感神経活動も亢進した可能性がある。

また、図 4-6 (b) に示すように、被験者 B の心電図の P 波の波高は、安静時と走行終了直後及び計測終了前でほとんど変化がなかった。つまり、被験者 B は運動負荷を加える前から右房に負荷が掛かった状態であり、自律神経機能障害を伴っている可能性が示唆される<sup>5) 6)</sup>。心拍変動、血圧変動、心室収縮期、拡張期の時間は被験者 A と同様の変動傾向であったが、図 4-5 (b)、図 4-6 (b) に示すよう、走行終了 83 秒後に不整脈が生じていたことから、被験者 B は元より心機能が低下していた可能性が高い。

胸部生体信号と腹部生体信号のピーク値とボトム値の平均及び傾き時系列波形は、図 4-5 (b) に示すように走行終了直後に大きな変動を示し、2730 秒の上腕血圧計測時に小さな変動を示した。しかし、図 4-5 (b) に示す 600 秒の上腕血圧計測時には体幹生体信号の波形に変動はない。2730 秒付近は、運動負荷に伴い自律神経機能が乱れ、心循環機能が更に低下したため、血圧計測時の上腕のカフの締め付けによる血流障害の影響が体幹生体信号の変動に顕著に現れたのだと考えられる。つまり、体幹生体信号から心循環機能の低下度合いを推定できる可能性が示唆された。

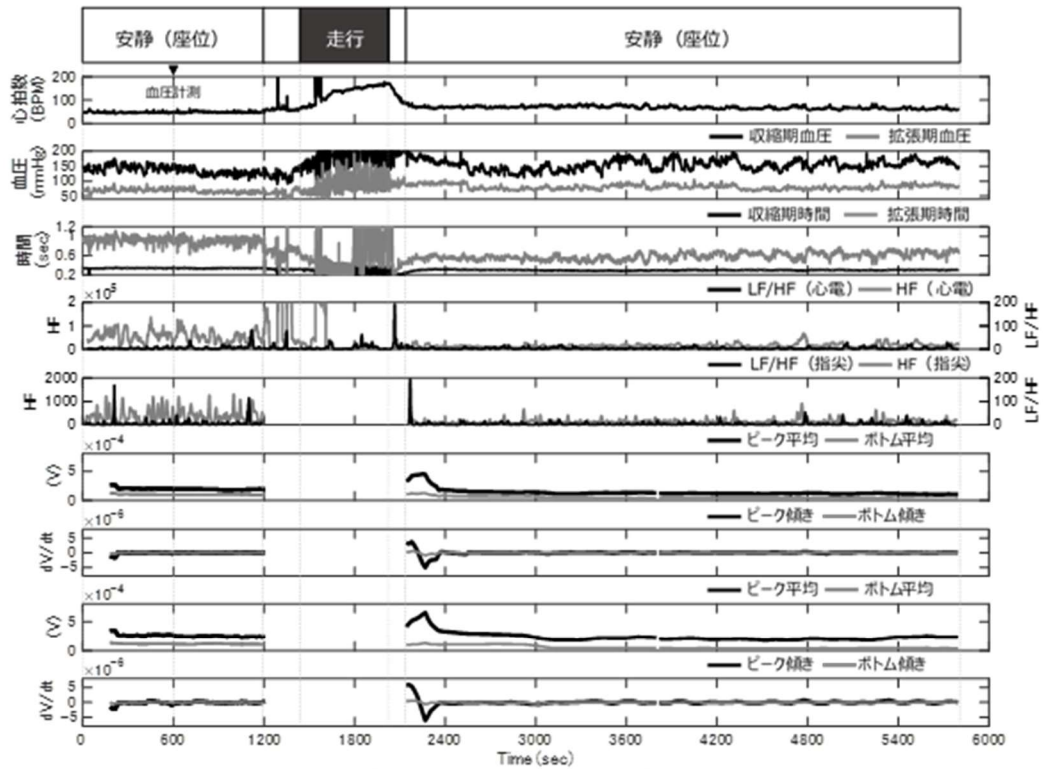
被験者 C は所々で心拍数が 100bpm を超え、頻脈が生じていた。自律神経活動は頻脈が生じた箇所では交感神経活動が亢進し、その後、副交感神経活動が亢進する傾向がみられた。胸部生体信号と腹部生体信号から求めたピーク値とボトム値の平均及び傾き時系列波形は、頻脈が生じた前後に大きく変動する傾向がみられた。しかし、170 秒～250 秒にかけ心拍数は安定しているが、188 秒～196 秒に交感神経活動が急激に亢進し、210 秒前後に体幹生体信号の各波形は大きく変動していた。図 4-6 (c) に示す通り、199 秒付近の心電図の R 波間に乱れ、不整脈が生じていた。よって、体幹生体信号は頻脈などの不整脈を捉えられる可能性が示唆された。

図 4-7 は被験者 B が咳込んだ時の心電図と体幹生体信号の波形の比較である。被験者 B の体調が回復した別日に再度運動負荷実験を実施した時のデータである。図 4-7 に示すよう、咳込んだ瞬間、体幹生体信号の振幅が急激に増加していることがわかる。このように、体幹生体信号は血圧や心拍変動以外に、咳込むといった人の状態変化や動作を瞬時に捉えられる可能性が示唆された。

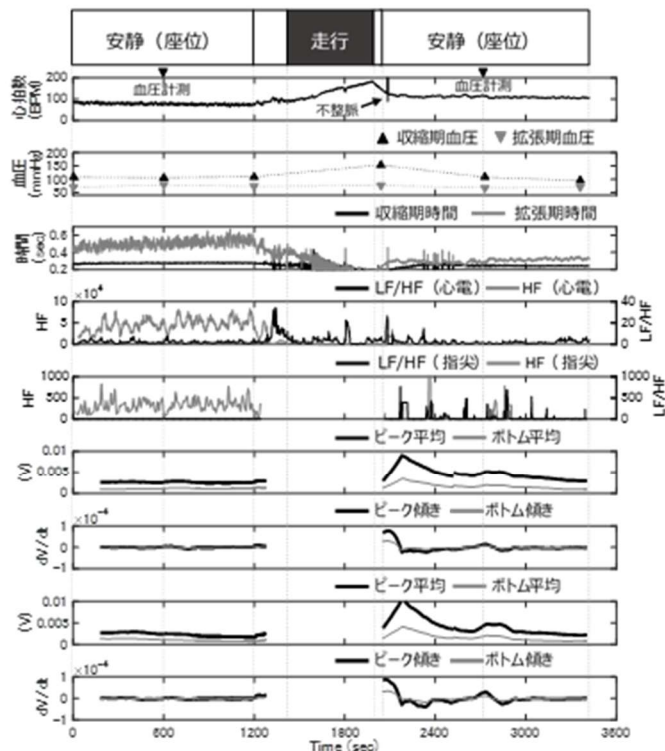
#### 4.1.4 まとめ

- ・心電図，心音図，指尖容積脈波，血圧の情報と体幹生体信号を比較することで，体調変動を推定するための心拍変動，血圧変動の特異点を捉えられるアルゴリズムを考案できた。
- ・体幹生体信号の傾き時系列解析は，①心拍変動及び収縮期血圧変動，②心房負荷の増大（健常者で自律神経バランスの変化によって生じる場合を含む），③不整脈を捉えられる可能性が示唆された。
- ・運転中のストレスや心循環機能の負荷の程度がわかると，事業用自動車の運行安全管理に活かせる．よって，被験者数を増やし統計処理を行い，より精度の高いアルゴリズムに成長させることを考えている。

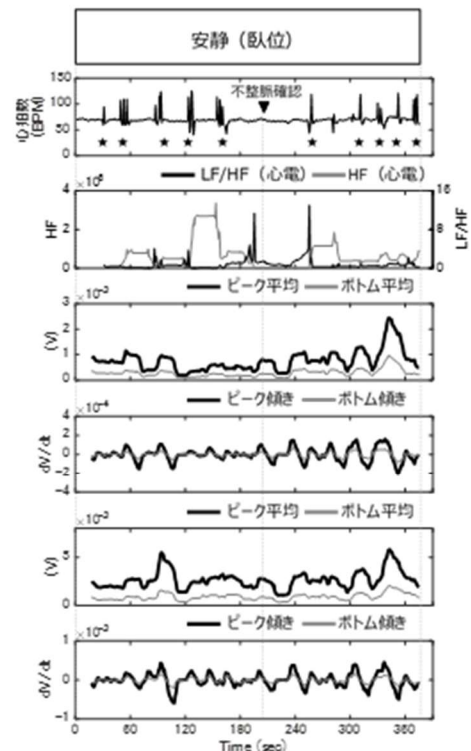
なお，本項は 2019 年 6 月に開催される設計工学会中国支部研究発表講演会にて発表予定である。



(a) 運動負荷実験：被験者 A (健康)



(b) 運動負荷実験：被験者 B (体調不調)



(c) 安静実験：被験者 C (慢性心房細動)

図 4-5 時系列解析結果

(a), (b)は上図から心拍変動, 血圧変動, 心室収縮・拡張時間, 自律神経活動(中枢系), 自律神経活動(末梢系), 腹部生体信号の平均, 腹部生体信号の傾き, 胸部生体信号の平均, 胸部生体信号の傾きの時系列変化を示す.

(c)は上図から, 心拍変動 (★は頻脈箇所), 自律神経活動 (中枢系), 腹部生体信号の平均, 腹部生体信号の傾き, 胸部生体信号の平均, 胸部生体信号の傾き時系列波形を示す.

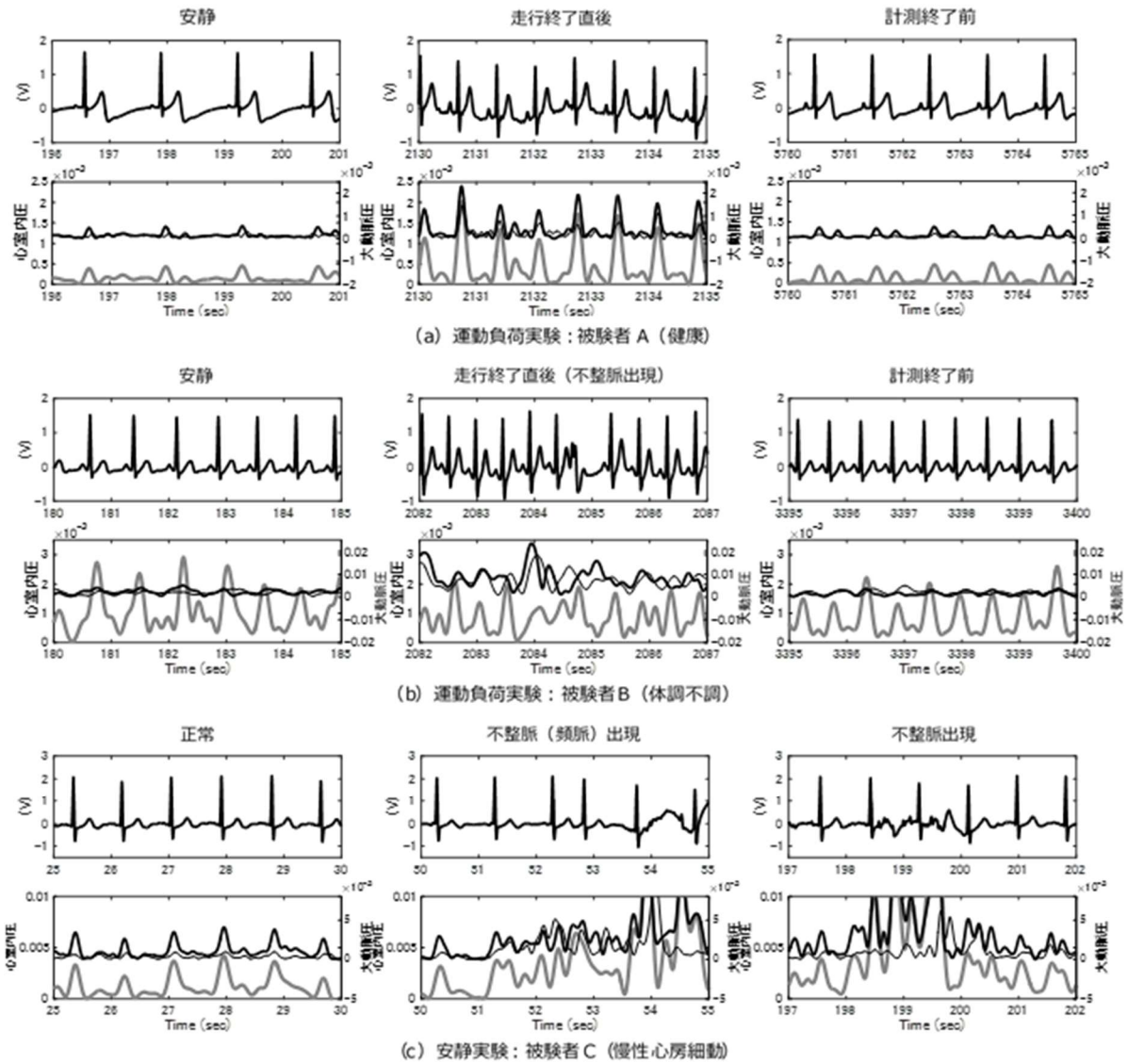


図 4-6 心電図と体幹生体信号の波形比較

上図は心電図，下図は APW から算出した心室収縮由来の生体信号(—)，胸部大動脈圧波形(—)，腹部大動脈圧波形(—)を示す。

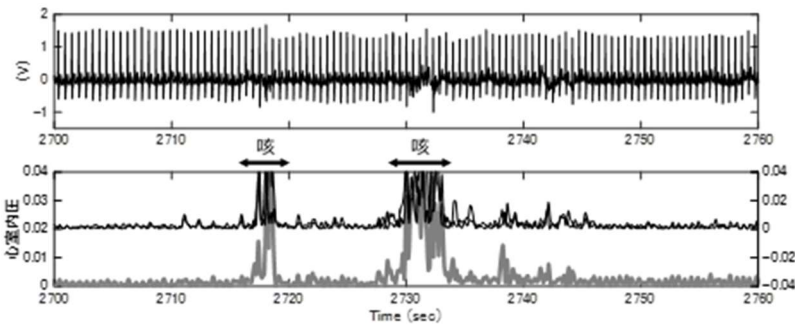


図 4-7 咳込んだ際の心電図と体幹生体信号の波形比較(被験者 B 体調回復時)

上図は心電図，下図は APW から算出した心室収縮由来の生体信号(—)，胸部大動脈圧波形(—)，腹部大動脈圧波形(—)を示す。

## 4.2. バイタル情報測定システムの開発と実車での有用性の検討

### 4.2.1 研究概要

本研究では、バイタル情報測定システムの開発と実車での有用性の検討を行い、実車走行中の体調の急変を捉えるための計測システム及び体調急変捕捉アルゴリズムを構築した。

本計測システム及びアルゴリズムより、実車走行中の血圧変動を捉え得る可能性を見出した。

### 4.2.2 計測システムについて

計測システムには、図 4-1 に示すセンサを用いた。走行中でも非拘束で体調急変に関するバイタル情報を計測するために、背部からバイタル情報を検出するためのセンサ部を左肩甲骨部、右肩甲骨部、腰部の 3ヶ所に設け、それぞれ、心室内圧、肺循環、大動脈に関する情報を得る。本計測システムより得られたデータから、体調急変に関わる医学的指標に関連するデータを抽出する。本計測システムより得られたバイタル情報を体幹生体信号と呼ぶ。

### 4.2.3 体調急変アルゴリズムについて

体調急変に関するバイタル情報として、心拍数の急変や血圧の急変が挙げられる。自動車走行中に生じる振動ノイズや体動等がバイタル情報に重畳されても走行中に体調急変に関するバイタル情報を非拘束で捕捉するために、傾き時系列波形<sup>8)</sup>を用いる。これらは、体幹生体信号の変化を 180 秒間の窓で解析したもので、180 秒間のトレンドであるため外部ノイズ等の影響を受けにくい解析手法である。

また、体調急変に関するバイタル情報のうち、血圧に関する情報を捉えているものとして、背部より取得したバイタル情報のうち、腰部より取得したバイタル情報が最も近い情報であることが考えられる。そこで、腰部より取得したバイタル情報を用い、走行中の血圧推定を試みた。

### 4.2.4 実車での有用性の検討

前述のシステム及びアルゴリズムを検討するために、実車での評価計測を行う。

実験は、図 4-8 に示すように、計測用車両の後部に自動車用シート及びステアリングを設置し、ステアリングを把持し、座位状態で行う。被験者は健常な 20 歳代男性である。計測は走行負荷前安静 20 分、走行負荷 60 分、走行負荷後安静 20 分の計 100 分間とし、その間、次に示すバイタル情報を連続して計測した。但し、血圧(スポット)、主観評価に関しては、20 分毎に計測を行う。バイタル情報に関し、計測指標は、背部 3ヶ所より得られる体幹生体信号で、比較指標として心電図、血圧(スポット)、連続血圧、呼吸、指尖容積脈波を計測し、血圧(スポット)を計測する直前に体調・眠気・疲労に関する主観評価を行う。走行負荷時の市街地を模擬した負荷として、2 分間の通常走行後に左右加速度が 0.3G となるようなレーンチェンジ負荷及び前後加速度が 0.3G となるような加減速負荷を交互に実施する。実験のタイムスケジュールを図 2-3 に示す。また、実験はデルタ工業倫理委員会の承認を得て行われた。



実験車両外観（左：正面、右：側面）



図 4-8 実験風景

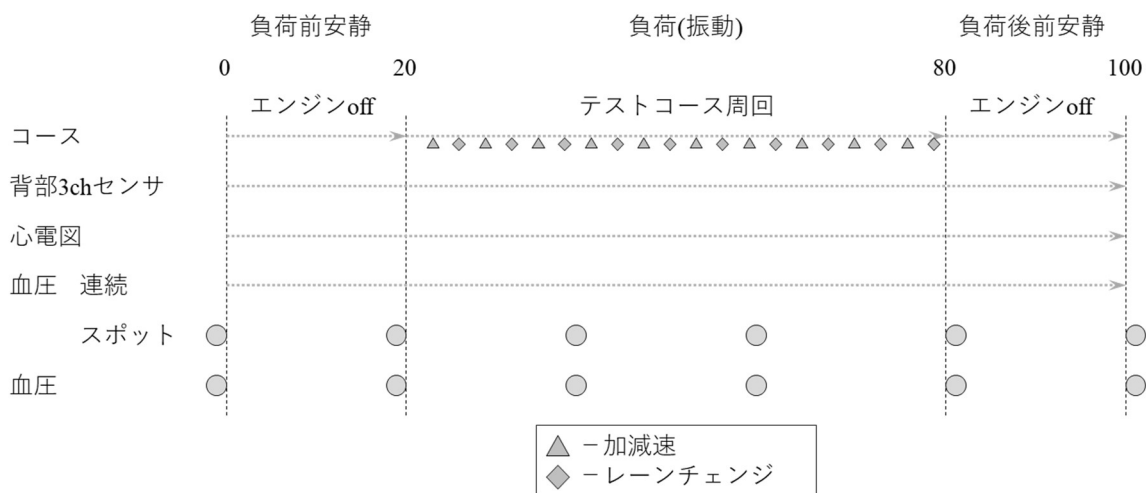


図 4-9 実験タイムスケジュール

#### 4.2.5 解析

計測指標より、傾き時系列波形<sup>8)</sup>を算出し、その他の指標との比較を行った。また、計測指標から血圧推定用の波形を算出し、この波形のピーク点及びボトム点を求め、180秒間の平均値及び傾きを算出し、18秒スライド計算をした波形を算出する。

比較指標について、心電図よりR波の間隔(RRI)を算出し、RRIより心拍数(HR)及び心拍変動解析により自律神経系の活動指標と言われるLF/HF、HFを算出する。また、求めた心拍数より心拍数の傾き時系列波形を算出する。連続血圧より1拍毎の収縮期血圧(SBP)、拡張期血圧(DBP)を算出する。

#### 4.2.6 実験結果及び考察

図 4-10 に算出した各指標の結果を示す。図中 a) は心電図より求めた心拍数の時系列波形、b) は連続血圧計より求めた1拍毎の収縮期血圧(SBP)・拡張期血圧(DBP)、c) は心電図より求めた自衛津神経活動の指標(交感神経活動: LF/HF、副交感神経活動: HF)、d) は心拍数より求めた傾き時系列波形、e) は体幹生体信号のピーク点・ボトム点それぞれの180秒間の平均、f) は体幹生体信号のピーク点・ボトム点それぞれの180秒間の傾き時系列波形、g) は体幹生体信号より求めた傾き時系列波形を示す。

図中 a) 心拍数の結果より、約 2200 秒、約 4000 秒、約 4200 秒、約 4700 秒で心拍数の急増加が生じており、これは HR 傾き時系列波形の変化からも見て取れる。また、図中 b) 血圧の結果より、約 1750 秒、4650 秒で血圧低下が生じ、約 3800 秒、4150 秒で血圧上昇が生じていることがわかる。ここで、図中 g) 体幹生体信号の 0x 傾き時系列波形を見ると、比較指標における心拍数の急増加及び血圧低下、血圧上昇と同様のタイミングで変化が生じていることがわかる。心拍数の急増加のみを捉えた約 2200 秒の箇所と血圧低下のみを捉えた約 1750 秒の箇所、心拍数の急増加かつ血圧の低下の両方の変化を捉えたと考えられる約 4000 秒、約 4200 秒、約 4700 秒の傾き時系列波形の振幅を比較すると、心拍数の急増加のみ、または血圧の低下のみを捉えた箇所よりも、その両方を捉えた箇所は振幅が大きいことがわかる。以上のことから、体幹生体信号から求めた傾き時系列波形は、心拍数の急増加や血圧低下・上昇という体調急変に関わる生体の変化を捉え得る可能性が示唆された。

図 4-11 に連続血圧計から算出した SBP 及び DBP と推定血圧値の比較結果を示す。図中の□で囲った時



間帯は上腕血圧を測定しているポイントである。なお、推定血圧は走行負荷時には振動入力による増幅分を補正してある。図に示すように、推定血圧値はおおよそ連続血圧計と一致しており、走行中でも血圧変動を捉え得る可能性を示している。今後は、精度向上について検討を行う。

#### 4.2.7 まとめ

- ・体幹生体信号から求めた傾き時系列波形は、心拍数の急増加や血圧低下・上昇という体調急変に関わる生体の変化を捉え得る可能性が示唆された。
- ・走行中における血圧変動を推定できる可能性が示唆された。

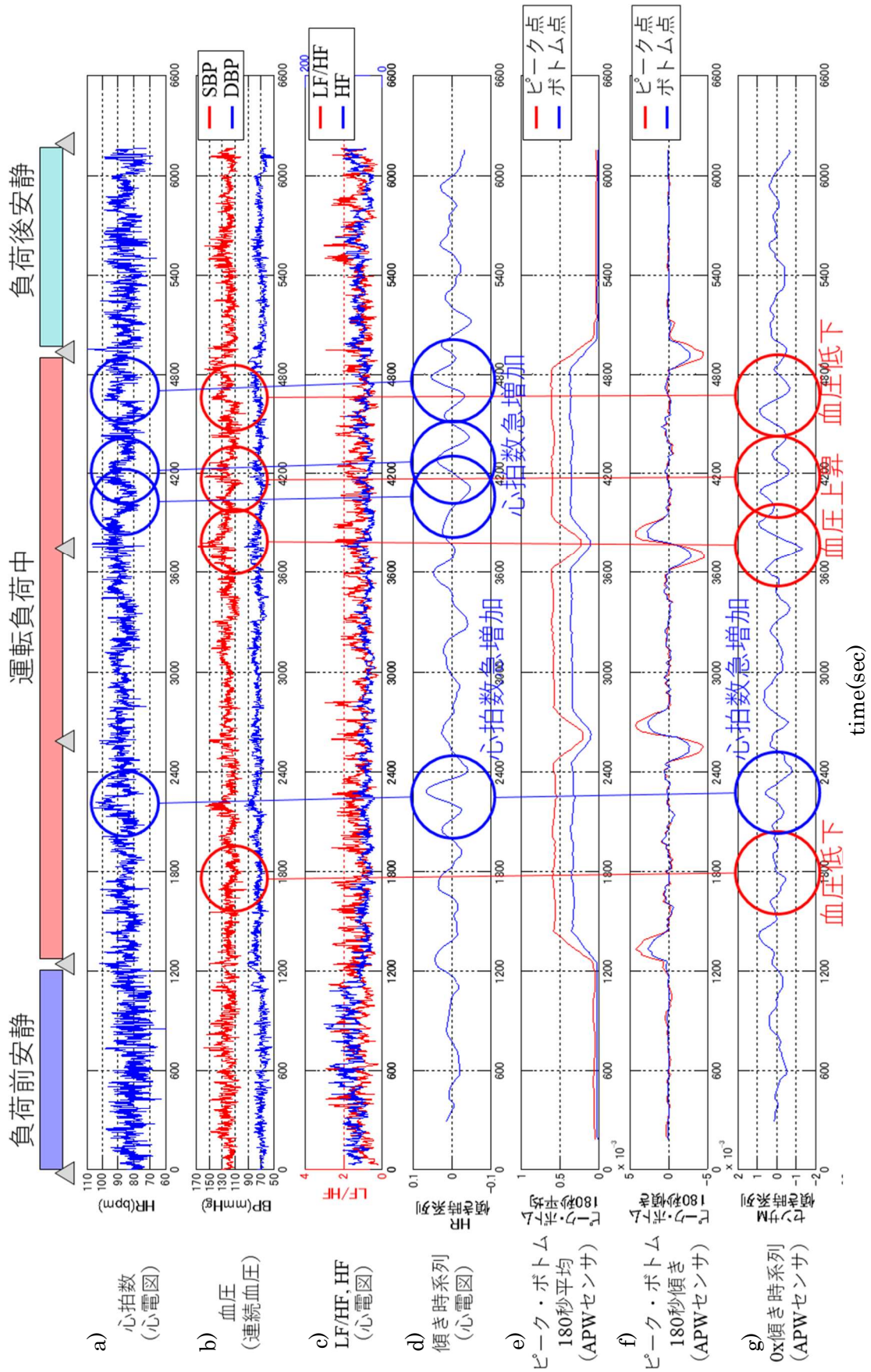


図 4-10 各指標の時系列波形

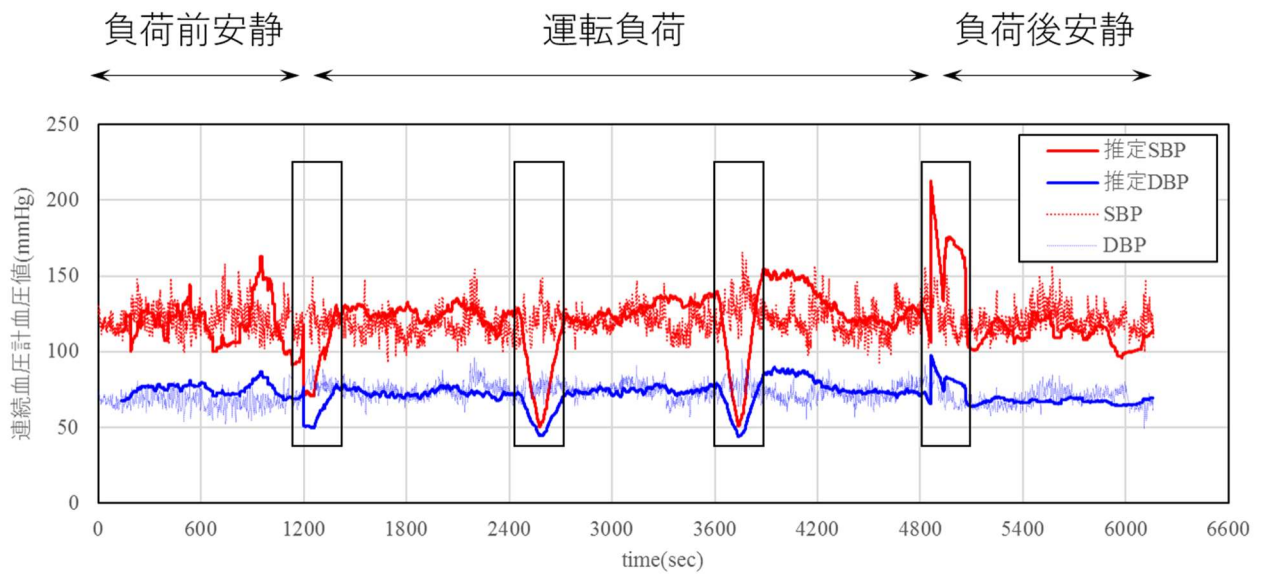


図 4-11 走行負荷時の血圧推定結果

### 4.3 体幹生体信号を用いた【危険警告】判定装置の開発

これまでの研究にから得られた内容を基に、体幹生体信号により体調が変化する箇所を【危険警告】としてドライバーにリアルタイムで伝える計測装置を開発した。開発した装置を図 4-12 に示す。本装置は、2019 年 4 月に上市予定である。

また、スマートフォンやタブレット端末において使用可能なアプリを合わせて開発した。開発したアプリの画面を図 4-13 に示す。本アプリは、法規対応次第、2020 年上市予定である。



図 4-12 【危険警告】判定をドライバーに伝える開発装置

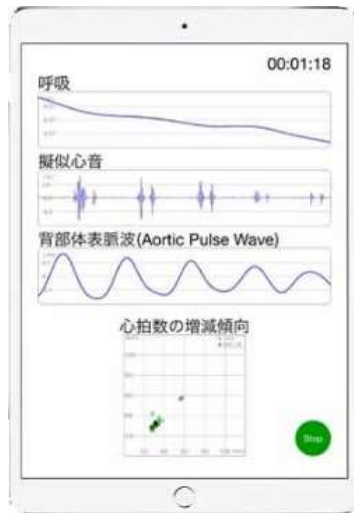


図 4-13 開発アプリ画面