

# 心拍および身体加速度信号による個人識別と推定可能性

湯田 恵美<sup>†1</sup> 吉田 豊<sup>†2</sup> 坂野 弘幸<sup>†3</sup> 金子 格<sup>†3</sup>

**概要**：近年、生体認証が多くの分野で適用され注目が集まっている。個人識別データは改正個人情報保護法の下で個人情報とされたことに伴い、生体情報は個人を特定できるセンシティブな情報であることから様々なプロテクション技術の研究開発が進められている。生体認証への利用に適した生体情報の条件として、同じ特徴を持つ他人がいないことや、時間によって特徴が変化しないことが挙げられる。しかし、非侵襲生体信号処理技術が進む今日においては、衛生面の懸念がない遠隔非接触生体情報抽出技術等の非侵襲的手法から心電図や脈波等の生体信号を自動検出し、瞬時に解析することが可能となった。測定の継続によって同一個体のデータが蓄積された場合、指紋や虹彩に加えて、生体信号からヒトの身体的特徴や行動的特徴の情報を判別することが考えられるが、科学的な根拠に基づく同個体の評価方法は確立されていない。そこで本研究では、非侵襲センサから得られる心拍および身体加速度信号データを解析し、同一個体の自動識別可能性を目的として、シグナルの特徴とその有効性や汎用性について論じる。

**キーワード**：非侵襲生体センサ、個体差、心拍変動解析、身体加速度、個人識別

## 1. 緒言

近年、生体認証が多くの分野で適用され注目が集まっている。個人識別データは改正個人情報保護法の下で個人情報とされたことに伴い、生体情報は個人を特定できるセンシティブな情報であることから様々なプロテクション技術の研究開発が進められている。

生体認証への利用に適した生体情報の条件として、同じ特徴を持つ他人がいないことや、時間によって特徴が変化しないことが挙げられる。しかし、非侵襲生体信号処理技術が進む今日においては、衛生面の懸念がない遠隔非接触生体情報抽出技術等の非侵襲的手法から心電図や脈波等の生体信号を自動検出し、瞬時に解析することが可能となった。自己測定の継続によって同一個体のデータが蓄積された場合、近未来には指紋や虹彩に加えて、生体信号からヒトの身体的特徴や行動的特徴の情報を判別することが考えられるが、科学的な根拠に基づく同個体の評価方法は確立されていない。

そこで本研究では、心拍および身体加速度信号データを解析し、同個体の自動識別可能性を目的として、個々のシグナルの特徴とその有効性や汎用性について論じる。

## 2. 方法

### (1) データ計測および計測条件

本研究では、30代女性2名の2日間（合計48時間）の生体信号（心拍、身体加速度、体位）のデータを分析に使用した。図1に示すとおり、1回目のデータ採取から1週間後に2回目のデータが採取された。

データ採取に用いたデバイスは Cardy Pico +（スズケン社製）であり、デジタルメモリ方式を用いて24時間の心電図および身体加速度が記録された。心電図記録および加速度記録チャンネルは3チャンネルで、周波数特性は0.05 - 40 Hzである。記録電極はカルディオロードP（防水）を用いた。

データは Cardy Controller 03（スズケン社製）を用いて Cardy 303 pico+の3チャンネル心電図波形確認を行なった後に記録され、心電図データ搬送メディア ホルターカードSにデータ転送された。近年、ワイヤレス心電計や腕時計型脈波・活動量モニタリング装置が普及し、検出した脈波情報を周波数解析することで体動や外光によるノイズを除去した心拍・脈拍測定を行うことが可能となった。心拍・脈波センサより計測されたデータからは、心拍・脈拍数のほか変動解析より自律神経の活性度が算出され、不整脈や無呼吸イベントの簡易検出が期待されているところ、体動発生時のデータを削除や欠損の補間処理において安定的に自律神経解析を行うデバイスとしては課題が残っている。加えてノイズの除去方法および処理過程が不明な仕組みも多く、研究利用としてのデータ計測やデータ解析に適していないデバイスも多い。そこで研究者らは、安定して心電図を計測し、特定保守管理医療機器として認証を得ている Cardy Pico +により得られたデータの分析を行った（機器認証番号: 222AGBZX00225A01）。

本研究に用いたデータは女性被験者のデータであり、性周期は自律神経活動と心電図QT dispersionに及ぼすことが先行研究から明らかとなっている[1]。女性の卵胞期はエストロゲンの分泌が多く、黄体期はプロゲステロンの分泌が多くなり、低温期より0.3 - 0.5℃基礎体温が上昇する。体温の上昇は心筋の代謝が亢進と心筋自体の興奮性の亢進を引き起こし、心拍数を増加させる。心拍数の増加は皮膚の血流量を増加させる。このような生理学的解釈から、女性の低温期及び高温期を識別せずに心拍および身体加速度データを分析することは適していない[2]。Yudaら(2018)によると、5日毎に連続3ヶ月間記録された心電図および身体

<sup>†1</sup> 東北大学大学院工学研究科 電気エネルギーシステム専攻  
Department of Electrical Engineering,  
Graduate School of Engineering, Tohoku University

<sup>†2</sup> 名古屋市立大学大学院芸術工学科  
Graduate School of Art Engineering, Nagoya City University

<sup>†3</sup> 名古屋市立大学大学院医学研究科  
Graduate School of Medical Sciences, Nagoya City University

加速度（アクチグラフ）データを使用して月経周期による自律神経機能の心拍変動指標の変動を分析した結果、①卵胞期の値と比較して HR は黄体期で高く月経期でわずかに低いこと、②安静時の VLF, LF, HF の振幅は黄体期に低いこと、③睡眠中の VLF および HF 振幅は月経期間中により高いこと、を明らかにしている(図 2)[2].

Subject	Priond	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	Cardy Pico +									
Subject 01	● 24h									
Subject 02	● 24h									

図 1 被験者のホルター心電計装着日  
 分析に使用したデータを口で示す。

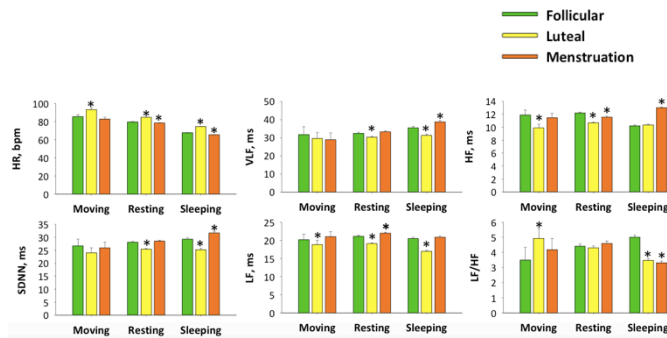


図 2 女性の性周期と心拍変動指標  
 (Yuda E and Hayano J, 2018, 文献[2]より引用)

したがって本研究では、データは同一被験者の低温期に統一し、性周期の影響を考慮するために高温期におけるポイントのデータを除外するほか、低温相から高温相に移行する Day 12-14 のデータを除外した。

なお本研究は名古屋市立大学医学研究科倫理審査委員会の承認を受けて実施した (承認番号: 60-18-0211)

## (2) 分析方法

(1) で述べたホルターカードに転送された 24 時間の心電図および加速度データをホルター心電図解析システム Cardy Analyzer05 (スズケン社製) を用いて CSV ファイルに出力した。心拍変動解析ソフトとして自律神経機能評価として心拍変動 HRV(Heart Rate Variability), HRT (Heart Rate Turbulence), DC (Deceleration Capacity), Acv (心拍数周期性変動振幅, Amplitude cyclic variation) などの計測パラメータを算出することが可能である。また、睡眠時呼吸スクリーニングの一助となる指標、睡眠時心拍数変動(Cyclic

Variation Heart Rate, CVHR)を計測することができる。本研究では、Cardy Analyzer05 を用いて波形データを抽出し、24 時間全ての指定区間ファイルを CSV 形式でエクスポートし、抽出データをオフラインで同期させて出力して波形を表示した。心電図および身体加速度のサンプリング周波数はそれぞれ 125 Hz および 31.25 Hz であった。

## (3) 心拍変動指標とその算出

心拍変動 (HRV) は心拍の変化を表す尺度であり、心臓の電気的な活動の様子をグラフの形に記録する心電 (Electrocardiogram, ECG) の連続する心拍間隔 (RR 間隔) から算出される。心電図は心臓のみの筋電図であり、心疾患の診断と治療に役立てられている。また RR 間隔は、通例では ECG トレースまたは動脈圧トレースから算出される。

心拍変動解析には様々な方法が提案されており、その指標は時間領域解、周波数領域解析、非線形解析の 3 つに大別される。HRV は循環機能の自律調節活動を表す指標であり、自律神経系活動のもっとも確実な解析手法である[3]。HRV の変化、とりわけトータルパワー (Total Power, TP) の減少は、高血圧、出血性ショック、敗血症性ショックといった様々な病的状態と関連があることが報告されており、急性心筋梗塞後の死亡率の予測因子となることから、HRV の解析によりリスク因子の抽出が盛んに行われてきた[3]。トータルパワーは 5 分間測定における周波数 0 - 0.4Hz (VLF, LF, HF) のパワースペクトルのパワーの計算値であり、交感神経活動が主に占める自律神経系活動全体を反映するため、疲労に関連した数値と解釈される。

時間領域解析の代表例は、心拍間隔の標準偏差 (Standard Deviation NN interval, SDNN) の算出である。その他の時間領域解析としては、連続した心拍間隔の差の二乗平均平方根 (rMSSD)、差が 50ms 以内の連続した心拍間隔の数 (NN50)、差が 50ms 以内の連続した心拍間隔の総数の割合 (pNN50) などがある。SDNN には全体的な変動との強い相互関係が認められ、rMSSD には心拍関係の副交感神経活動との関連が認められている[4]。

周波数領域解析は、高速フーリエ変換 (fast Fourier transform, FFT) を心拍間隔時系列に応用したものである。離散フーリエ変換 (discrete Fourier transform, DFT) を計算機上で高速に計算するアルゴリズムを指す。FFT によって様々な周波数の変動量が示され、ヒトについて定義されている主要な周波数帯域は、以下が主に用いられている。

- 高周波数帯域 (HF): 0.15 - 0.4Hz. 呼吸変動成分であり、主に迷走神経活性または副交感神経系から派生
- 低周波数帯域 (LF): 0.04 - 0.15Hz. 交感神経活性から派生し、圧受容体のループ遅延が表出であると考えられている。遅延によって交感神経系は cAMP (cyclic AMP) 系とい

うセカンドメッセンジャー系を利用するとされる[5]

● 超低周波数帯域 (VLF): 0.0033 - 0.04Hz. VLF の起源は定かではなく生体内系の熱調節から生じると考えられている。

HRV が予防医学を中心に発展した背景には、HRV の好ましくない変化が数多くの生命にかかわる病気の予測因子として利用できるからであり、長年のコホートの調査およびモニタリングにより実施されてきた結果である。HRV は心拍活動の規則性を表し、この規則性が顕著になれば心拍変動は減少する傾向にある。このように多くのデータが蓄積されている背景から、ヒトの生体を対象とした計測技術の多くが心電図と脳波に応用されている。

### 3. 結果

#### (1) 心拍変動指標の個体差

各被験者における心拍変動指標と加速度, 体位のデータの一例を図3に示す。データ計測期間中(24h)をCDM法によって分析した結果についてまとめたものである。順にHR, Hsi, VLF, LF, HF, HFF, BM, Pos はそれぞれ、心拍数, 入眠指標(H-sleep index), 超低周波数帯域, 周波数帯域, 高周波数帯域, HF 振幅, 体動(身体加速度), 体位を示し、横軸は時間軸を示す。

各被験者のCDM法によるフレームと0:00 - 6:00における周期性心拍変動(CVHR値)については、表1のとおりである。

CDM (Complex demodulation Method)は、各拍動のRR間隔時系列データからHF, LF各変動成分の瞬時振幅値の継時的変化を抽出することができる解析方法である[6].CDMを用いることによって、波形の帯域周波数分析において各帯域を細かい時間分解能でトレンド表示することが可能となった。この方法によって心電波形や脈波のRR間隔を計測し、トレンド表示及び周波数分析を行うことで自律神経機能が評価されることが一般的である。従来はFFT法やMemCalc法が用いられていたが、これらの方法では瞬時周波数振幅の計算とLF, HF, LF/HFのトレンドを細かい時間分解能で求めることが困難であった。

CVHR値は、両被験者とも性周期が進むにつれて減少し、Day 1-2の睡眠時においてはCVHR > 9.0の値を示した。

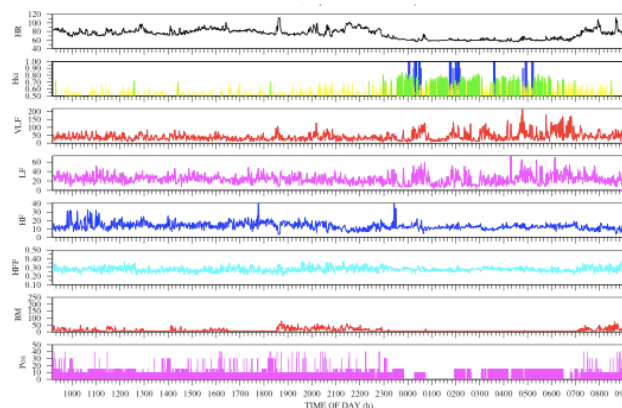


図3 被験者1におけるデータの一例

表1 各被験者のCVHR値

Subject	Period	CDM Frame (sec)	CVHR 値
Subject 1	1-2	86400	9.7
	7-8	86400	7.1
Subject 2	1-2	86400	9.4
	7-8	86400	8.0

#### (2) 同一個体における身体加速度変動

身体活動・運動を正確に評価するための測定法として身体加速度解析が一般的である。図3において示すように、0:00 - 6:00は体動が僅かであり、体位が臥位であるために、就寝または覚醒状態から眠りに入るまでの入眠潜時の状態にあると推定される。入眠潜時は眠気の強さや寝つきの良し悪しを示す客観的指標として用いられているところ、体動および体位による睡眠時間の推定は入眠潜時を含むため、より性格な入眠時間の推定にはHsi指標を用いることが望ましい[7]。

体動・体位およびHsi値を勘案して入眠時間を推定した際、被験者1の入眠時間は概ね0:00 - 6:00、被験者2では23:00 - 7:00であった。これらのデータからは生活リズムおよびパターンを捉えることができる。生活リズムは、環境の影響を受けて、睡眠・覚醒、活動・休息、食事など生活の各要素が影響して形成される。また個人のそれまでの生活歴と、生体の特徴が反映されるものと考えられるために、主観評価(questionnaire, 質問紙によるアンケート調査)を用いることなく客観評価のみで判別が可能であった。

### 4. 考察

#### (1) 生体信号の比較

図3から入眠時間等の生活リズムが推定できるように、ライフログやquestionnaireによらないパターンの識別が可能

能である可能性はある。本研究では分析に用いたデータ 2 名 4 例のため、評価は比較的容易であったが、どの程度の n 数になると個人識別が困難となるのかについては、評価しにくいものであった。

近年、ライフログが人間の生活を映像・音声・位置情報などのデジタルデータとして記録する技術あるいは記録を指し、スマートフォンの普及とともに浸透しつつある。本研究で用いたデータは、ライフログなどの活動フラグが記されていない。しかしながら、人間の行動ログから個人を識別するライフスタイル認証技術の活用は進んでおり、スマートフォンの位置情報や利用履歴から個人を特定することは既に技術的に可能である。心拍および身体加速度といった生体信号データと組み合わせることでよりセンシティブデータとなりうる。

Hsi 値からは、身体加速度および体位との組み合わせにより、日中において場所や状況を選ばず起こる強い眠気の発作を主な症状とする睡眠障害であるナルコレプシー (narcolepsy) を予測できる可能性がある。また心拍変動指標による自律神経評価からは、心不全リスクや冠動脈疾患の交絡因子が含まれるため、循環器疾患リスクの有無が予測可能である。とりわけ 24 時間の心拍および身体加速度データは夜間および睡眠を含むため、日常活動下と比較し、体動ノイズが含まれないためにリスク評価に適している。また健康人に比べて心不全患者は入眠潜時が長いことが指摘される。健康人であっても精神的にリラックスできず、考えごとや悩みごとを抱えている際は寝つきが悪いことが多くの先行研究から指摘されているため、メンタルヘルスの予兆が予測できる可能性がある。就寝時間に関しては、一般的な就寝時刻とされている時間帯と体内時計が同期していない場合は、概日リズム睡眠障害が考えられる。これは睡眠・覚醒リズムに乱れが生じたために起こる睡眠の障害であり、時差症候群・交代勤務睡眠障害・睡眠相後退症候群・睡眠相前進症候群・非 24 時間睡眠覚醒症候群および不規則型睡眠覚醒パターンに分類される。

このように、心拍と加速度から分析される情報は多岐にわたるものの、複数被験者において個人識別力をもつかについては、今後の課題である。

## (2) 生体信号による個人認証の可能性

日常生活に役立つ技術として生体信号や生体情報を用いた個人認証の実用化に向けた研究が盛んである。生体認証への利用に適した生体情報の条件としては、すべての人が持つ特徴であることや、同じ特徴を持つ他人がいないこと、時間によって特徴が変化しないことが挙げられる。遺伝子が完全に一致する一卵性双生児であっても身体的特徴は異なり、指紋・虹彩・静脈パターン・ほくろの位置や数などは DNA の塩基配列で決定されない。しかし、単独では十分かつ確実な認識率を得られない場合には、他の生体認証

方法やその他の認証方法と組み合わせて使用される。このような生体ハイブリッド認証デバイスのうち、心電波形を認証に利用する技術 (心電認証, ECG authentication) も知られるようになった[8]。

心電認証技術は最先端の生体認証分野であり、ハイブリッド認証として実用的な心電認証機能を搭載するデバイスも登場した。心電認証は、心臓が鼓動するたびに変化する人の身体の各部位間の微妙な電位差を心電図として測定・記録し、心電図を個人ごとに特有な波形として指紋、静脈パターン、声紋などと同様に生体認証に活用する技術である。しかし、実用的な心電認証のためには心電波形を簡易に捕捉して正確に識別する必要がある。検査台にて行う心電図検査から得られる波形と異なり、時間経過によって微妙に変化していく心電波形が同一人物のものだと判断できる信頼性の高いアルゴリズムに注目が集まっている。心電図検査においては、四肢および胸部 6 か所に電極を取り付けて 12 種類の電位差を測定する計測法を用いる (12 誘導心電図)。心臓の電氣的活動は立体的な活動であり、できるだけ正確に知るためには異なる部位でいくつもの心電図を計測することが重要である。ヒトの体は電気の良い良導体であり、体表面のどの箇所でも心臓の電氣的変化を計測することが可能である。12 誘導心電図は標準肢誘導 (双極肢誘導: 3 誘導、単極肢誘導: 3 誘導)、胸部誘導 (単極誘導: 6 誘導) に分類され、心臓の電氣的活動を様々な方向から眺めることが可能である。しかし生体認証として簡易にこれを計測するためには、基本はノイズが混入せず、心電図の P-QRS-T がはっきりしている波形が必要である。加えて、5 点誘導法ないし 3 点誘導法から得られた心電図の解析が望ましい。また、3 点誘導法でも位置を変えると、分析に必要な波形を得ることができない。MCL 1 誘導では P 波を大きく捉えることができ、MCL 5 誘導では R 波 ST-T 波が強調される。これは狭心症など ST-T の観察に適している。研究者らは、通常 NASA 誘導を用いている。NASA 誘導は胸骨上縁と下縁の電位差で筋電図が入りにくく、P 波観察に適している誘導法である。これら NASA 誘導によって得られた心電図データはビッグデータとして蓄積されていることから[9]、今後大規模データを利用した個人識別の精度向上に期待される。

## (3) 今後の展望

生体信号の定義は定まっていないが、脳波、心電図、筋電図および加速度の分析と応用が進んでいる。とりわけ脈拍や脈波の派生メカニズムは心電図と因果関係にあることから注目されており、脈波伝搬速度・時間の変動に関する研究も進んでいる[10]。部位で容易に計測可能である脈波計測を用いた個人識別や個人認証が期待されるも、安定で信頼性のある脈波計測技術は未だ課題となっている。心臓の拍動に基づいた血流の流れを毛細血管の血液量の変化とし

て読み取った波形(容積脈波, PPG, photoplethysmogram) を分析する光電式容積脈波記録法はウェアラブルデバイス等において普及しつつあり, 容積脈波から得られる健康情報には, 心拍数だけでなく, 様々な身体パラメータと健康情報が含まれる. 種健康状態の診断に使われる指標として代表的なものには, 心拍数(1分間におけるピーク数)のほか, 心拍変動(pulse pulse interval, PPI の変動), 速度脈波(容積脈波の1回時間微分), 加速度脈波:(容積脈波の2回時間微分), 呼吸数(1分間における呼吸の数)などがある. とりわけ心拍変動からは多くの情報が得られ, ポアンカレプロットに表現された散布図の形状を解析することで, 疾患や年齢などの健康状態を割り出すとされる. ポアンカレプロットはデータをより高次元の状態空間に埋め込むことで, ランダムとカオスを判別するために用いられる. リターンマップ, ローレンツプロットとも呼ばれ, 周期関数に従う過程の自己相似性を定量化するために用いられるリカレンスプロットの一つである. 不整脈自動解析, 心臓自律神経機能解析, 睡眠状態の解析, 副交感神経の解析など, 生体解析への応用性も高い[11]. 容積脈波を光学的な手法で安価に読み取る方法が光電式容積脈波記録法(Photoplethysmography)であり, 脈動によって変化する血液の容積を, 光の吸収量の変化として読み取ることができるため, パルスオキシメータにはこの原理が利用されている[12].

しかしながら, Constantらは1999年にClinical science誌に掲載された論文”Pulse rate variability is not a surrogate for heart rate variability.”において脈拍数の変動は心拍数の変動の代用ではないことを示唆している[13]. 心拍数(HR)の変動性と脈拍数(PR)の変動性の違いを調べるために, 固定心室ペースメーカーリズム(80拍/分)の10人の子供を対象に指脈波とECG信号の短期変動性を計測したところ, 呼吸の脈拍変動が立位の健常被験者の心拍変動が小さい患者の呼吸の心拍変動を正確に反映していないと結論付けている. そして, 心拍変動はECG解析から研究する必要があると主張する. 個人認証および識別においても心拍および心拍変動解析からの推定が望ましいと考えられる.

#### (4) 機械学習を用いた判別と課題

近年, 機械学習や確率論的推論, 深層学習を用いた生体信号識別の研究がみられるようになった.

Christら(2013)は, 胸部ストラップに取り付けられたワイヤレスボディセンサーで記録された加速度と心電図の測定値を使用してウォーキングやジョギング中に人間を識別するための生体認証方法を提案した. この手法では, 特定のデータセットを必要とせず, 歩行スタイルと生理学的情報を組み合わせて, アーチファクト含む心電図解析によって歩行パターンの変化から個人を特定する手法が用いられている. 心電波形の識別には時間および周波数領域で抽出さ

れた特徴が使用され, 3 - 9km/hの速度のトレッドミルから採取された22人の被験者のデータから98.1%の精度での識別を可能とし, その特異性は99.7%を超えている[14].

他方, 機械学習を用いた判別の課題としては, アルゴリズムによる識別根拠や識別理由の理解が困難である点が挙げられ, 誤識別原因と識別精度の向上が必要である.

機械学習に関する研究論文はオープンアクセスジャーナルで公開されるケースが多く, 効率的な最適化やアルゴリズムに研究者の関心が集まっている. 畳み込み13層と全結合3層の合計16層で構成されるVGGは, KerasやPyTorchにおいてモジュールとして実装されていることから簡易に使用することができ, VGGを基礎モデルとして使用する研究論文も多くみられる. 152層で構成されているResNetモデルは残差関数を用いて深層による勾配消失を解決できるモデルとして知られている. 医療分野においてもニューラルネットワークは浸透し, 医用画像認識問題に大きく寄与している. 画像認識分野においては畳み込みニューラルネットワーク(CNN)が多くのタスクで用いられ, 入力画像のパターン的な特徴抽出と位置ずれの影響を吸収するしくみを多層ニューラルネットワークで構成しておりAlexNet, LeNetなどが有名である. 他方, 日常診療や診に心電図自動解析が利用され, 自動解析システムを備えたマイコン心電計が心電計市場の多数を占めているが心電図・身体加速度の個人識別は進んでいない. その理由としては依然として誘導数の制限とアーチファクトの混入が考えられる

## 5. 結語

日常生活下の生体信号や身体加速度を評価する方法が発展し, 生体信号による個人識別が期待されている. 本研究では, 女性2名24時間×2日間の心拍・身体加速度の測値値からその識別評価の可能性について検討を行った. 結果, CVHR値など心拍変動指標の固有値から推定することは困難であるものの, 身体加速度の分析による生体リズムや生活パターンから個人を特定しうる可能性が示唆された.

**謝辞** 本研究のデータ採取に尽力いただいた名古屋市立大学大学院医学研究科 医学・医療教育学分野の研究スタッフに感謝の意を表します. 実験の実施にあたっては, 実験被験者ボランティアの皆様にご協力いただきました. 心より感謝いたします. データ分析にあたっては, 株式会社スズケン・ケンツ事業部の皆様をはじめ, 多くの方々のご指導を頂きました. 本当にありがとうございました.

## 引用文献

- [1] 堤 由美子, 古川 かおり, 菅野 有紀, 丸山 良子, 佐藤 廣, 山本 真千子, 性周期が自律神経活動とQT dispersionに及ぼ

- す影響, 心電図, 23(2), 207-212, 2003.
- [2] Yuda E, Hayano J. Menstrual Cycles of Autonomic Functions and Physical Activities. 2018 9th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST 2018), Ohashi Campus, Kyushu University, Fukuoka, Japan, September 19-21, 2018.
- [3] Hayano J. Introduction to heart rate variability. In: Iwase S, Hayano J, Orimo S, eds. Clinical assessment of the autonomic nervous system. Japan: Springer; 2016:109-127.
- [4] 日本自律神経学会, 自律神経機能検査, 文光堂, p.478, 2015
- [5] 麻野井英次, 石瀬久也, 石坂真二, 亀山智樹, 井上博, 梅野克身, 心拍変動スペクトル解析による 心不全の自律神経機能評価, 心臓 2(6), 563-577, 1995
- [6] 早野順一郎, ホルター心電図処理による自律神経活動の分析とその臨床応用: 心拍変動の complex demodulation, BME, 7, 38-47, 1993.
- [7] 湯田 恵美, 吉田豊, 堀潤一, 木竜徹, 早野順一郎, 心拍変動の入眠指標 Hsi に対する呼吸数統 制呼吸の影響, ME とバイオサイバネティクス研究会 (MBE), 信学技報 117(507), 51-56, 2018.
- [8] HumanTechnologiesm,  
<https://www.h-t.co.jp/2018/03/20/electrocardiograph/>, 2018/03/20
- [9] Yuda E, Yoshida Y, Hayano J, Impact of sleeping time during the day on the timing and level of basal heart rate: Analysis of ALLSTAR big data. In: Vasant P, Litvinchev I, Marmolejo-Saucedo JA, eds. Innovative computing trends and applications. EAI/Springer Innovations in Communication and Computing. Springer; 2019:53-58.
- [10] 前田祐佳, 関根正樹, 田村俊世, 水谷孝一, 脈波を用いた自律神経機能推定に向けた脈波伝搬時間の変動に関する検証, 生体医工学, 54(6), 261-266, 2016.
- [11] 松本佳昭, 森信彰, 三田尻 涼, 江鐘偉, 心拍揺らぎによる精神的ストレス評価法に関する研究, ライフサポート, 22(3), 105, - 111, 2010
- [12] 日本呼吸器学会  
[https://www.jrs.or.jp/modules/citizen/index.php?content\\_id=139](https://www.jrs.or.jp/modules/citizen/index.php?content_id=139)
- [13] Constant I, Laude D, Murat I, Elghozi JL., Pulse rate variability is not a surrogate for heart rate variability., Clin Sci (Lond). 1999 Oct;97(4):391-7.
- [14] Peter Christ, Felix Werner, Ulrich Rückert, Jörg Mielebacher: Athlete Identification using Acceleration and Electrocardiographic Measurements Recorded with a Wireless Body Sensor. BIOSIGNALS 2013: 11-19