

ウェアラブル端末により検知した 心拍変動に基づくストレス推定

鈴木伊織¹ 佐藤文明²

概要: スマートウォッチ等のウェアラブル端末による活動量の計測と応用に注目が集まっている。我々は、長距離運転のドライバが適切に休憩を取る際に、自身の疲労度を評価する情報の一つとして、スマートウォッチによって計測された心拍数変動からのストレス推定を利用することを検討している。本研究では、スマートウォッチで取得した心拍数から得られる複数の評価指標を使い、ストレスの検出精度について評価した。9名の被験者に対して心拍数変動、及び心拍数変動を高速フーリエ変換することで得られるパワースペクトル中の低周波成分と高周波成分の比率を使ってサポートベクタマシンによりストレス状態とリラックス状態を分類した結果、73%の精度でストレス状態を分類できることが分かった。

1. はじめに

高速道路など、長距離を車で運転している時に、ドライバは運転時間が増加するに従い疲労やストレスの蓄積を感じることがある。また、過度の疲労やストレスによって運転に集中することができなくなり、事故に繋がる場合がある。そのため、長距離を運転するドライバには4時間以内に30分以上の休憩が求められているなど、拘束時間や休憩時間が定められている[1]。しかし、ドライバが疲労やストレスの蓄積を実感し休憩が必要だと感じた場合でも、高速道路上でその場に車を停めて休むことはできない。そのため、ドライバはストレス・疲労が蓄積していると感じる前に、パーキングエリア・サービスエリアなどの高速道路上の休憩ポイントを計画的に利用する必要がある。

このような背景から、ドライバが事故を未然に防ぐことができるように、ドライバのストレス度を推定し休憩の必要性を提示するシステムの開発を検討している。本研究では、運転中のドライバを想定し、負担の少ないストレス推定方法を検討している。そこでストレス度を数値化するためにリラックス状態とストレス負荷状態における心拍変動をウェアラブル端末（スマートウォッチともいう）で計測し、心拍変動からストレス状態を推定する実験を行った。この実験で用いたウェアラブル端末は、ユーザにとって低負担であり、また心拍変動に基づくストレス推定方法は自律神経系の非侵襲的な評価方法として知られている。

ストレスの評価指標については、心拍変動を高速フーリエ変換したパワースペクトル中の低周波成分と高周波成分比、心拍変動の標準偏差、2乗平均平方根、データ範囲の幅、平均値など多数の評価値がある。本研究では、[正規化された心拍数]と[パワースペクトル中の低周波成分と高周波成分比]の組み合わせをサポートベクタマシンにより推定する方法を提案している。また、その結果、73%の正解率を得た。

2. 関連研究

2.1 心拍変動、心拍変動とストレスの関係について

心拍は自律神経系や内分泌系による調整を受けて、体位、運動、精神活動の状態に応じて変化する。しかし、安静時のような生体に対する外乱が存在しない状態でも人の心拍は一定にはならず、その平均値を中心として絶え間ない増減を繰り返している[2]。本研究では、このような定常状態の心拍が示す変動を心拍変動と呼ぶ。

現在、心拍変動を測定するために最も適した指標として心電図（図1）[3]が挙げられる。心電図上、1回の心拍動は1組のP波、QRS波、T波、U波としてあらわれる。P波、QRS波、T波はそれぞれ、心房の興奮、心室の興奮、心室の再分極の各過程に対応する。R波からR波までの間隔はRRI(R-R Interval)と呼ばれており、ストレス状態を識別するための重要な指標となる。

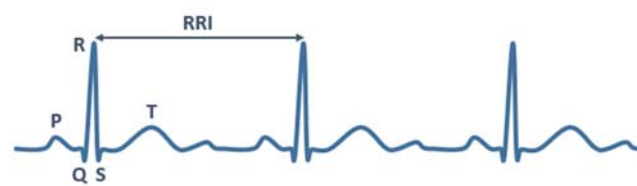


図1 心電図に現れる波形（P-QRS-T-U各波）

また、本研究の実験で得た心拍数は、ウェアラブル端末の光学式心拍計測機能を用いることで手首から取得したものである。これは手首に巻いたウェアラブル端末からLEDライトを発し、血流量を読み取ることで心拍数を記録する技術である。これらのウェアラブル端末により取得した心拍数の誤差は、ランニング時などを除く安静時であれば概ね $\pm 10\%$ 以下だという報告もあり[4][5]、比較的信頼度が

¹ 東邦大学大学院 理学研究科 情報科学専攻

² 東邦大学 理学部 情報科学科

高いと言える。

ストレスの影響は、心身ともにわたって見られる場合が多く、意識をしていない間に蓄積していることもある。そのため、客観的な数値によりストレス状態の推定ができる指標が求められている。また、ストレスと自律神経系との関係は広く知られており、リラックス状態時およびストレス負荷時における自律神経系の状態が明らかになれば、ストレスを客観的に評価することは可能になる。心拍変動は自律神経機能の非侵襲的評価方法であり、自律神経の交感神経と副交感神経のどちらが表れているかの判断材料として適していると考えられる。そこで、本研究では評価の判断材料として、心拍変動を利用した。

その他、運転中のドライバのストレスや疲労を計測する方法としては、眼鏡型センサによって瞬きを検出する方法[6]があるがドライバには負担がかかる。光の点滅の識別時間を計測するフリッカーテスト[7]は、測定に時間がかかり、運転中の計測はできない。また、運転中のドライバの表情や体の動かし方をカメラによって認識する研究[8]もあるが、ドライバはカメラで画像を撮影されることを好まない。従って、ウェアラブル端末によってドライバの心拍数を取得しストレス状態を推定することは、低負担で非侵襲的な自律神経系の評価方法であるといえる。

心臓は交感神経と副交感神経の両方から影響を受けており、心拍変動の RRI 時系列の周波数成分をパワースペクトル分析することでストレス下における心臓の自律神経系の交感神経または副交感神経のどちらが優勢であるのか知ることができる[9]。心拍変動の周波数分析によると主に低周波成分(LF : Low Frequency)と高周波成分(HF : High Frequency)が見られる。LF 成分は血圧調節系のリズムを反映し、交感神経系および副交感神経系の活性度に関係するが、副交感神経活動よりも主に交感神経活動の影響を受けている。また暗算負荷などの精神的ストレスによって増加することから交感神経活動の指標とされる。一方、HF 成分は呼吸の影響を受け、副交感神経活動と関係するとされている。また LF/HF や LF/(LF+HF)は交感神経の指標として利用されている[10]。

LF/HF の他に、心拍変動から得られる生理指標は、心拍変動の拍動間隔(RRI)のデータ数 N 、 i 番目の RRI の値を N_i として以下のように得られる[11]。

● SDNN(Standard Deviation of the NN intervals)

SDNN は RRI の標準偏差である。算出式(1)は通常の標準偏差と同様であり、主に RRI の全体的な変化を表す指標とされている。変化の例として RRI 値が同じ値の連続であれば SDNN は小さくなり、異なる値が多く含まれれば SDNN 値は大きな値となる。

概ね値はストレス状態で低く、リラックス状態で高くなるが、問題点として呼吸性の波でなくても大

きな傾きであれば大きな値を示すため、ストレス状態であっても値が大きくなってしまう。驚いたときなどの急な変動に対して大きな値をとることが考えられる。

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad \cdots(1)$$

● rMSSD(root Mean Square of Successive Differences)

rMSSD は式(2)のように連続した 2 つの RRI 値の差の 2 乗平均平方根で定義され、副交感神経と強い関係があるとされている。ここでいう差は変化量の絶対値と考えることができ、変化量の変化の度合いと捉えられる。

リラックス状態で高く、ストレス状態で低くなる。問題点として「多数の小刻みな変動」と「少数の大きな変動」との間で、指標が同じような値を示すこと、リラックス状態と通常状態では似たような値、もしくは逆転が起こる例がある。

$$rMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_i - x_{i-1})^2} \quad \cdots(2)$$

● CVRR(Coefficient of Variation of R-R intervals)

CVRR は RRI の変動係数(式(3))で定義され、式(1)を平均値で割った値となり単位は無次元である。100 と積をとり単位を%とする時もあり、平均値に対する相対的なばらつきを表している指標と言える。自律神経系の神経障害の検査などにも利用される。

$$CVRR = \frac{SDNN}{\bar{x}} \quad \cdots(3)$$

● RRI_{max}-RRI_{min}

この値(RRI_{mm})はデータ範囲中の最大値から最小値を引いたものであり、データの広がりを観測できる。振る舞いは SDNN とよく似ており、問題点も準ずる。変動の少ない計算式と、新しい最大値・最小値が得られるまでは固定となる性質がある。リラックス状態で観測される呼吸性変動などの大きな変動があまりない状態では小さくなると考えられる。

● RRI_{average}

RRI 平均値(RRI_{av})は体感から得られる指標である。リラックス状態であれば、ゆっくりと拍動し、RRI は大きくなり、ストレス状態では速く拍動し、RRI は短く小さくなると考えられる。問題点として、いくつかのリラックス状態と通常状態との間で逆転が起きることが挙げられる。

以上より、個人で抱えているストレスの状態、ストレスの種類、外部刺激、タスクの種類、タスクの受け止め方、健康状態や体調などが複雑に関係するので同じ基準で評価することは注意を要するが、ストレスは心拍変動により定量化できることを示された。

2.2 ストレス推定の先行研究について

心拍変動を利用したストレス推定方法の既存研究について、まず株式会社 NTT ドコモの研究[12]では、実験参加者が保持しているスマートフォンから得られる加速度、ジャイロ、照度、気圧、GPS、画面 ON/OFF などの端末利用データから得られる行動特徴を生成し、実験参加者の心拍変動(R-R 間隔)について周波数解析を行い、そのパワースペクトル中の LF/HF の値を教師データとし分析することでストレス状態の推定を行った。このモデルの結果、正解率は約 70%の精度で推定を行うことができ、移動距離やアプリケーションの利用回数などが自律神経バランスの指標と高い関係性を持つことが明らかになった。

次に、角田啓介らの研究[13]では、心拍変動から認知能力低下を予測し生産性低下を防ぐことを目的に、心電位センサを用いてフリッカー検査と ATMT(Advanced Trail Making Test)を繰り返す実験を行った。フリッカー検査とは、光の点滅を識別できるまでにかかる時間を計測する検査であり作業の負荷を測定する手段として広く用いられている手法である。また、ATMT とは、元々、慢性疲労症候群の診断に役立てるための客観的精神疲労測定手段として提案されたものであり、ディスプレイに表示された数字を小さい順でクリックしてく手法である。この研究の ATMT には、マーカー配置時にすべての配置場所がランダムに変化する Task-R を採用する。Task-R は視覚的探索が必要なためより高い認知能力を必要とし、健常者であっても精神負荷をかけることで反応時間が低下する傾向にある。

この研究における実験では、1 分間の ATMT を 10 回行い、その後フリッカー検査を 1 回行う。これを 1 セットとし 9 セット連続で行う。また、実験中に得られた心拍数より、SDNN, CVRR, rMSSD, LF/HF などを算出する。また、これらの t セット目の結果から t+1 セット目の結果を予測するための特徴量を算出した。この予測には、SVM を使用した。

この予測結果による正解率は 71.7%であった。また、認知能力が低下する前は、平均 SDNN 変化量、平均 CVNN 変化量が大きい傾向にあるが、平均 rMSSD 変化量に大きな差は見られなかった。また、平均 LF の増加量と平均 HF の減少量は認知能力低下前でより大きい傾向にあることが確認された。

2.3 ストレスと運転の関係について

運転中に感じるストレスは様々であり小川和久らの報告書[14]における、主に車両運搬用トレーラーを業務として運転する職業運転者 18 名（すべて男性で 41 歳から 52 歳）を対象にした調査結果によると、運転中に経験する感情ストレスとして最も多く報告されたのは「立腹・イライラ (30.6%)」であり、次に「事故不安(29.7%)」の感情が多く報告された。これら 2 つの感情経験を合わせると、全体の約

6 割を占める。「焦り」の感情経験に関しては必ずしも多くはなく、その報告率は 14.4%であった。次いで、「不快・悩み(11.7%)」、「眠気・疲労(8.1%)」、「神経質(5.4%)」の順の構成比率となっている。これらの感情ストレスが多く報告された背景には、大型トレーラーを運転するという特殊な業務形態と、対象者の年齢が大きく関与しているものと考えられる。多くは、大型トレーラーの特性上加害者側に立たされやすいということ。特に相手側が歩行者や自転車のような軽車両であった場合、相手が重症となる事故になる。それだけに、事故不安の感情ストレスは、普通乗用車のドライバが経験するものとは比較にならないほど大きいということや、調査対象者の年齢が 41 歳から 52 歳であるため、若い頃と比較して、視力や体力の低下が自覚され、事故を起こしはしないかという心配や不安を意識させる要因にもなった。

これらのストレス感情に対し、ドライバが感情のままに運転することは危険であり、自分の感情をうまく処理する能力が求められる。

3. ストレス推定実験

3.1 実験目的

本実験では、ウェアラブル端末により得られた心拍数を用いてユーザのストレス状態が推定できること、また、複数の指標を利用し、より実験結果の精度が高くなるような評価の組み合わせが得られること、また、ウェアラブル端末より得た心拍変動を多次元データにより分析、利用することで実用性を高めることを目的とする。

3.2 実験概要

本実験は 9 名の大学生（男性 8 名女性 1 名）に対して 2 回ずつ行った。20 分間の心拍変動について、参加者の利き手でない手につけた Android Wear OS を内蔵したウェアラブル端末より心拍数を取得する。参加者の実験日の体調は良好であり、過度のストレスや寝不足などがいない状態で行った。

20 分間の心拍変動を記録する実験中、参加者は以下の状態であった。

1. 最初の 5 分間について、参加者は椅子に座り、音楽などの外部刺激がない状態でリラックス状態であったと考えられる。以下では、この状態をリラックス状態 1 と呼ぶ。
2. 次の 10 分間について、参加者は椅子に座り、音楽などの外部刺激がない状態で 2 桁の筆算による乗算を利き手で記す。この状態はストレスを受けている状態と考えられ、以下では、この状態をストレス負荷状態と呼ぶ。

3. 最後の 5 分間について、1 と同様に参加者は椅子に座り、音楽などの外部刺激がない状態でリラックス状態であったと考えられる。以下では、この状態をリラックス状態 2 と呼ぶ。

実験で使ったウェアラブル端末（図 2）は、LED ライトが常に腕部の血流から最新の心拍数を取得する。また、これらのウェアラブル端末は 1 秒おきに Android スマートフォンへ最新の心拍数を送信する。



図 2 実験参加者につけられたウェアラブル端末
実験時の日付、時刻、心拍数を表示、送信する

Android スマートフォンでは、ウェアラブル端末から受信した心拍数を記録する（図 3）。また毎秒、過去 128 点（128 秒）の心拍数に対して高速フーリエ変換(FFT:Fast Fourier Transform)を行い、パワースペクトルを算出する。先行研究[10]に基づいて、このパワースペクトル中の約 0.08-0.125[Hz]を低周波領域、約 0.15-0.4[Hz]を高周波領域として LF/HF を算出し、記録する。

3.3 実験結果

実験結果の中で、LF/HF の値でリラックス時とストレス時との差が比較的顕著に表れた例を図 4 に示す。LF/HF の値はストレス状態を識別するのに従来研究でも多く用いられており、このデータを見ても識別しやすいように見える。しかし、別の被験者では LF/HF の推移はまったくリラックス状態とストレス状態との違いを反映していないこともあった（図 5）。また、リラックス時とストレス時には、心拍数も変化しやすいことが知られている。図 6 は、心拍数がストレス時に変化した例である。しかし、被験者によっては心拍数がリラックス時とストレス時に大きな変化がない場合もあることが分かった（図 7）。

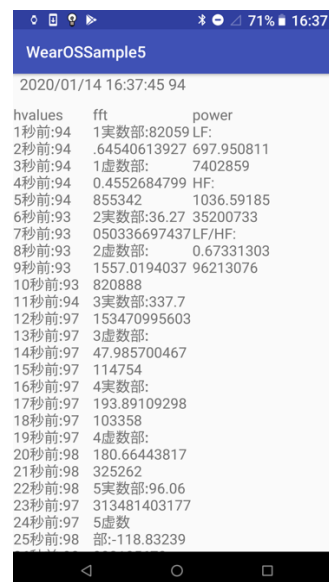


図 3 実験中のスマートフォン画面
上段:現在の時刻とウェアラブル端末から受信した心拍数
左列:過去にウェアラブル端末から受信した心拍数
中央列:高速フーリエ変換した結果
右列:LF, HF, LF/HF の値をそれぞれ示す

このことから、我々は一つの指標をもってリラックス状態とストレス状態を識別することは難しく、複数の指標を組み合わせることとした。特に、リラックス状態とストレス状態とを識別する効果が比較的高かった LF/HF と心拍数とを組合せ、サポートベクタマシンによって分類することを試みた。

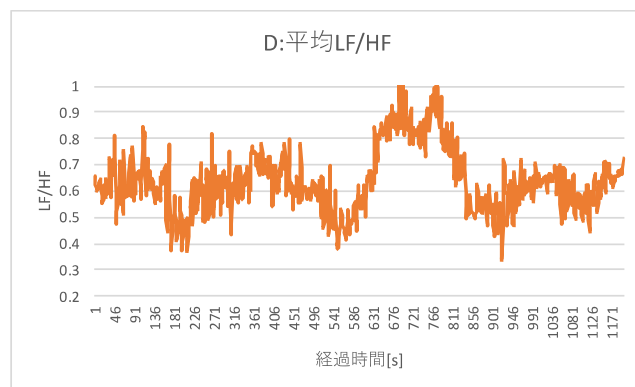


図 4 実験参加者 D の平均 LF/HF
縦軸は LF と HF の比を、横軸は経過時間[s]を示す

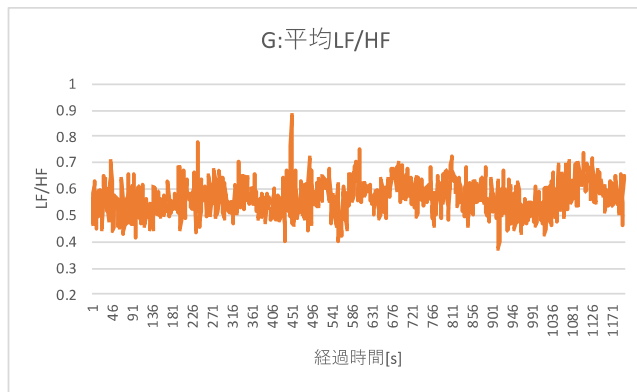


図 5 実験参加者 G の平均 LF/HF
縦軸は LF と HF の比を、横軸は経過時間[s]を示す

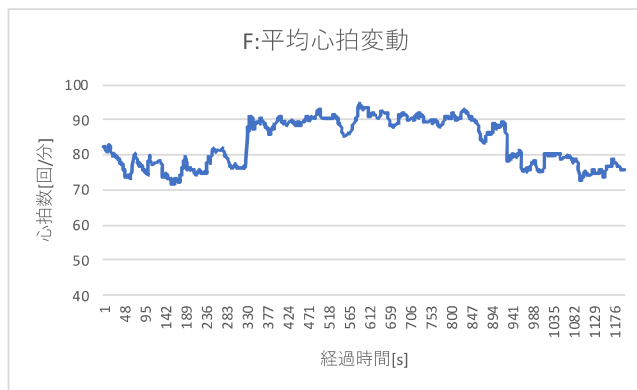


図 6 実験参加者 F の平均心拍変動
縦軸は心拍数[回/分]を、横軸は経過時間[s]を示す



図 7 実験参加者 I の平均 LF/HF
縦軸は心拍数[回/分]を、横軸は経過時間[s]を示す

18 回行われた実験で、各状態における平均心拍数[回/分], 平均 RRI[ms], 平均 LF/HF, 平均 LF/HF 分散, SDNN, rMSSD, CVRR[%], RRI_{max}-RRI_{min}[ms], LF/HF の閾値を用いた状態正解率[%], SVM 正解率[%], 正規化後の SVM 正解率[%] は表 1 のようになった。また、これらの算出方法は前述のとおりである。

本研究の提案手法である「正規化後の SVM を用いた正解率」を用いた各実験参加者の平均正解率, 平均適合率, 平均再現率, 平均特異率は表 2 のようになった。

「閾値を用いた正解率」は, LF/HF が全体 (21600 点) の平均以上ならばストレス負荷状態, 平均以下ならばリラックス状態と判別する。「SVM 正解率」は, 心拍数と LF/HF の 2 次元データについて全体の半数 (10800 点) を教師データ, 残りの半数をテストデータとして LinearSVC に 100 万回繰り返し学習させテストする。LinearSVC とは, 機械学習中の教師あり学習のサポートベクタマシン (SVM:Support Vector Machine)であり, 10 万件以下のデータに対して使用が推奨されている線形のクラス分類法である。「正規化後の SVM 正解率」は, それぞれの心拍数をリラックス状態の平均心拍数で除算し正規化した後の心拍数と LF/HF の 2 次元データについて全体の半数 (10800 点) を教師データ, 残りの半数をテストデータとして LinearSVC に 100 万回繰り返し学習させテストする。

表 1 各種評価指標と識別結果

	リラックス状態1	ストレス負荷状態	リラックス状態2	全体平均
平均心拍数[回/分]	76.09	82.56	77.46	79.67
平均RRI[ms]	807.54	742.10	791.86	770.90
平均LF/HF	0.5838	0.5701	0.5666	0.5726
平均LF/HF分散	0.0151	0.0159	0.0138	0.0152
SDNN	140.48	117.32	129.59	129.90
rMSSD	584.99	611.51	643.96	613.49
CVRR[%]	17.40%	15.81%	16.36%	16.85%
RRI _{max} -RRI _{min} [ms]	157.87	168.21	169.80	165.29
閾値正解率[%]	50.63%	54.25%	52.20%	52.36%
SVM正解率[%]	62.37%	68.33%	53.04%	63.02%
正規化後正解率[%]	85.59%	68.91%	69.56%	73.24%

表 2 被験者毎の識別結果

	平均正解率	平均適合率	平均再現率	平均特異率
実験参加者A	84.83%	79.67%	88.85%	81.57%
実験参加者B	52.67%	67.67%	52.05%	53.81%
実験参加者C	85.17%	89.33%	82.46%	88.36%
実験参加者D	52.67%	76.33%	51.81%	55.06%
実験参加者E	68.83%	67.33%	69.42%	68.28%
実験参加者F	81.00%	67.00%	93.06%	74.22%
実験参加者G	90.50%	85.50%	95.00%	86.82%
実験参加者H	91.17%	92.67%	89.97%	92.44%
実験参加者I	52.33%	72.67%	51.66%	53.93%
全体	73.24%	77.57%	74.92%	72.72%

また、「閾値を用いた全体平均正解率」は 52.36%であった。「正規化前の SVM を用いた全体での正解率」は 63.02%, 適合率は 57.70%, 再現率は 74.14%, 特異率は 53.53%であった。「正規化後の SVM を用いた全体での正解率」は 73.24%, 適合率は 77.57%, 再現率は 74.92%, 特異率は 72.72%であった。

なお、正解率、適合率、再現率、特異率は、リラックス状態をリラックス状態と判別できた場合を真陽性、ストレス負荷状態をストレス負荷状態と判別できた場合を真陰性、ストレス負荷状態をリラックス状態と判別してしまった場合を偽陽性、リラックス状態をストレス負荷状態と判別してしまった場合を偽陰性として算出した。

4. 評価・考察

4.1 評価

第3章で行われた実験結果では、提案手法である「正規化後の SVM を用いた正解率」は全体平均で 73.24%、適合率は 77.57%、再現率は 74.92%、特異率は 72.72%であり、これは「閾値を用いた正解率」や「正規化前の SVM を用いた正解率」よりも高い結果となった。また、「正規化後の SVM を用いた正解率」は最も高い人で 91.17%となり、最も低い人では 52.33%となった。また、「正規化前の SVM を用いた正解率」から「正規化後の SVM を用いた正解率」へ変更したことで9人中7人の平均正解率の向上を確認した。

SDNN はリラックス状態では高くストレス負荷状態では低い傾向にあり、実験参加者 9 人中 8 人がリラックス状態 1、リラックス状態 2 よりストレス負荷状態の方が低いという結果になった。残りの 1 人は、ストレス負荷状態中の値がリラックス状態 1 とリラックス状態 2 の間の値となった。

rMSSD についても概ねリラックス状態は高くストレス負荷状態では低い傾向にあり、実験参加者 9 人中 4 人がリラックス状態 1、リラックス状態 2 よりストレス負荷状態の方が低いという結果となった。残りの 5 人については、3 人がストレス負荷状態中の値がリラックス状態 1 とリラックス状態 2 の間の値となり、2 人がストレス負荷状態中の値がリラックス状態 1 とリラックス状態 2 の値よりも高いという結果になった。

RRI_{max}-RRI_{min}についても概ねリラックス状態では低くストレス負荷状態では高い傾向にあり、実験参加者 9 人中 5 人がリラックス状態よりストレス負荷状態の方が低いという結果となった。残りの 4 人については、2 人がストレス負荷状態中の値がリラックス状態 1 とリラックス状態 2 の間の値となり、2 人がストレス負荷状態中の値がリラックス状態 1 とリラックス状態 2 の値よりも高いという結果になった。

RRI_{average} についてはリラックス状態では大きくストレス負荷状態では小さい傾向にあり、実験参加者 9 人中 9 人がリラックス状態 1、リラックス状態 2 よりストレス負荷状態の方が低いという結果となった。

4.2 考察

「正規化後の SVM を用いた正解率」が最も高い 91.17%

であった実験参加者 H はリラックス状態の平均心拍数とストレス負荷状態の平均心拍数の差が 7.09 であり、最も低い 52.33%であった実験参加者 I はリラックス状態の平均心拍数とストレス負荷状態の平均心拍数の差が 1.96 であった。今回の提案手法では、各心拍数をリラックス状態の平均心拍数で除算して正規化したため、リラックス状態の平均心拍数とストレス負荷状態の平均心拍数の差が大きいほど、正解率が向上する傾向になったと考えられる。

リラックス状態 1 の平均心拍数よりリラックス状態 2 の平均心拍数の方が大きい傾向にあり、これはストレス負荷状態からリラックス状態 2 に移行する際、うまく緊張がほぐれなかった場合があるためだと考えられる。

ストレスの感じ方については個人差があり、また、その時々の場合によっても異なる。よって、実験中のストレス状態についてアンケートを行い、主観的な評価も参考にすべきだったと考える。

本研究の実験では、ストレス負荷がかかる作業として 2 桁の筆算による乗算を用いて行ったが、2 桁の筆算による乗算も人によりストレスを感じる度合いが異なる可能性がある。よって、ストレス負荷がかかる複数の作業と比較し、その影響を計ることができれば、この研究の信頼性をさらに高めることができたのではないかと考える。

関連研究中より、FFT 後の HF 成分や SDNN は呼吸の影響を強く受けることがわかっている。なので、呼吸計測装置などにより呼吸を測定し、呼吸の影響を大きく受けているノイズを取り除くことができれば、正解率が向上した可能性がある。

5 分間のリラックス状態 1、10 分間のストレス負荷状態、5 分間のリラックス状態 2 へと移行する中で、過去 128 秒間について計算する FFT においては、各状態をまたいで計算する範囲が広がってしまった。このため LF/HF はリアルタイムに差異が出にくくなったものと推測する。

5. まとめ

本研究では、運転中のドライバを想定し、リラックス状態とストレス負荷状態を区別することを目的に、非侵襲的評価方法であり低負担と考えられる心拍変動によるストレス状態の推定方法を提案した。関連研究ではストレス状態、ストレス状態と心拍変動の関連、ストレス状態と運転の関係について述べ、本研究の有意性を強めた。また、関連研究の中で、心拍変動からストレス状態を推定する指標である、心拍変動を高速フーリエ変換することで得られたパワースペクトル中の低周波成分と高周波成分比、心拍変動の標準偏差、2 乗平均平方根、データ範囲の幅、平均値について示す。これにより心拍変動からストレス状態の推定ができることが示された。

提案手法による実験では、ストレス度を数値化するため

にリラックス状態とストレス負荷状態における心拍変動をウェアラブル端末で計測し、心拍変動を記録した。また、この実験結果により得られた心拍変動を高速フーリエ変換することで得られたパワースペクトル中の低周波成分と高周波成分比、心拍変動の標準偏差、2乗平均平方根、データ範囲の幅、平均値を算出しストレス状態の推定を行った。

この結果、全体の「正規化後のSVMを用いた正解率」は73.24%、適合率は77.57%、再現率は74.92%、特異率は72.72%であり、従来の「閾値を用いた正解率」や「正規化前のSVMを用いた正解率」よりも高い結果となった。また、「正規化前のSVMを用いた正解率」から「正規化後のSVMを用いた正解率」へ変更したことで9人中7人の平均正解率の向上を確認した。

関連研究における心拍数を利用したストレス状態の推定方法では、心電位センサなどを用いて実験を行う研究が多く、本研究ではこれらと比べてウェアラブル端末を用いることで携帯性を高めることができ、正解率についても若干の上昇を確認した。

今後の課題として、正解率の向上のために「SVMにかけるために組み合わせる指標を変更する」「心拍変動以外の指標と照らし合わせ実験を行う」「ストレス負荷がかかる複数の作業について実験を行う」などが挙げられる。

参考文献

- [1] 厚生労働省 自動車運転者の労働時間等の改善の基準 (https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/koyou_roudou/roudoukijun/gyosyu/roudoujouken05/index.html)
- [2] 早野順一郎, 山田真己, 藤浪隆夫, 横山清子, 渡辺興作, 高田和之:”心拍変動と自律神経機能” 一般社団法人 日本生物物理学会 28 巻 4 号 (1988) PP32-34
- [3] トーアエイヨー 医療関係者向け情報 やさしい心電図の見方(<https://med.toaeiyo.co.jp/contents/ecg/index.html>)
- [4] Benjamin W Nelson, Nicholas B Allen:” Accuracy of Consumer Wearable Heart Rate Measurement During an Ecologically Valid 24-Hour Period: Intraindividual Validation Study” JMIR Mhealth Uhealth (2019)
- [5] Thomas EA, Nuss K, Comstock A, Reinwald S, Blake S, Pimentel RE, Tracy BL, Li K:” Heart rate measures from the Apple Watch, Fitbit Charge HR 2, and electrocardiogram across different exercise intensities.” J Sports Sci.(2019)
- [6] JINS MEME (<https://jins-meme.com/>)
- [7] Flicker Health Management (<http://www.fhm.co.jp/>)
- [8] 大見拓寛:”画像センサによる眠気状態推定とドライバステータスモニターの開発” Denso technical review vol.21 (2016)
- [9] 山口勝機:”心拍変動による精神負荷ストレスの分析” 研究紀要 志學館大学人間関係学部 31 巻 1 号 PP1-10
- [10] 南谷晴之:”疲労とストレス” バイオメカニズム学会誌 Vol.21.No.2(1997) PP62-63
- [11] 前田陽一郎:”心拍情報に基づくリラクゼーションサウンド生成手法” 第 31 回ファジィシステムシンポジウム (2015)
- [12] NTT ドコモ: スマートフォンを使ってストレスを推定する技術を開発, 報道発表資料 (https://www.nttdocomo.co.jp/info/news_release/2018/03/19_02.html)
- [13] 角田啓介, 千葉昭宏, 吉田和弘, 渡部智樹, 水野理:”心拍変動を用いた認知能力変化の予測” マルチメディア, 分散, 協調とモバイル シンポジウム (平成 28 年 7 月)
- [14] 小川和久ら 財団法人 国際交通安全学会:”ドライバの感情特性と運転行動への影響 感情コントロールのための教育プログラム開発を目指して” 平成 21 年 3 月報告書