



# 短時間心電図を用いた機械学習による 集団のストレス負荷状態の推定

Estimating Stress Load State of Group Users Using Machine Learning with Short-term Electrocardiogram

黒岩 啓吾<sup>1)</sup>, 崔 高超<sup>2)</sup>, 唐山 英明<sup>1)</sup>  
Keigo Kuroiwa, Gaochao Cui, and Hideaki Touyama

- 1) 富山県立大学大学院 工学研究科 (〒939-0398 富山県射水市黒河 5180, {u355008@st., touyama@}pu-toyama.ac.jp)  
2) 富山県立大学 (〒939-0398 富山県射水市黒河 5180, cuigaochao@pu-toyama.ac.jp)

**概要** : 近年, VR 技術の発展に伴い, VR コンテンツは多様な分野で活用されるようになってきた. VR コンテンツの評価において, 事後のアンケートを用いた評価が数多く見受けられるが, 実時間性に欠けるため, そのコンテンツの客観的かつ詳細な評価・改善に活用することは難しい. 利用者の短時間のバイタルデータを用いて心的状態を推定することによる VR コンテンツの実時間評価のため, 本研究では集団の心電図データを統合する解析手法を提案する. 短時間での集団のストレス負荷を解析した結果, ストレス負荷による系統的な変動がみられた. また機械学習による集団のストレス負荷割合を高い精度で分類できたことから, 提案手法の有効性が示された.

**キーワード** : 集団心電図, ローレンツプロット, 短時間解析

## 1. はじめに

近年, VR 技術の発展はめざましく, 様々な分野での応用がなされており, VR を利用したコンテンツは学習教材などにも活用されている[1]. そこで, それら VR コンテンツの評価・改善を進めることにより, コンテンツの内容の充実に貢献し, 体験の質をより高めることが可能となる[2].

VR コンテンツの評価において, 主観的評価においてはアンケートを用いる手法, また客観的評価では, 生体情報を用いる手法がある. しかし, 主観的評価において, コンテンツの体験前後での回答を比較する手法が多く利用されているが, コンテンツ体験中の状態ではないため, 実際に体験している時とは異なる評価となる可能性が考えられる. そのため, リアルタイムでのコンテンツ評価手法を用いることで, 利用者の状態を基に実時間性のある評価が可能となる. また得られた評価について, コンテンツ内容に動的な変化を加えること[3]や, コンテンツ内の事象と関連付けた感情分析[4]により, コンテンツの体験の質向上につながると思われる. 実時間性を伴う評価手法として, 心電図などの生体情報を用いた手法が挙げられる[5]. 心電図の解析において主に用いられる心拍変動解析では, 基本的には 5 分以上のデータの記録が推奨されており, 最短でも 10 秒間のデータを用いた解析の有効性が確認されているが[6], さらに短時間での解析は未だ確認されていない. より短時間の心電図データを用いた解析手法を開発する

ことで, 実時間性のある評価手法の提供に貢献することができると考えられる.

心拍変動解析は, 心電図波形の R-R 間隔(R-R interval, RRI)に着目した解析手法である. 心拍変動解析手法の一種として, ローレンツプロット(Lorenz Plot, LP)が挙げられる. LP は,  $i$  番目の RRI を  $x$  座標,  $i+1$  番目の RRI を  $y$  座標として  $x-y$  平面にプロットする解析手法である. LP は  $y = x$  軸に沿う形で分布し, 被計測者へのストレス負荷によってその分布が原点に近づく方向に変動し, 分散が小さくなる. また安静時には LP の分布が原点から遠ざかる方向に変動し, 分散が大きくなることが示されている[7]. LP の解析により得られる指標では, LP の  $y = x$  軸に対して水平方向及び  $y = x$  軸に対して垂直方向の標準偏差をそれぞれ用いて導出する面積や, 水平方向と垂直方向の標準偏差の比は, それぞれ副交感神経, 交感神経指標との相関がみられており[8], 自律神経の働きを反映しているとされる. そのため, LP を用いて自律神経の働きに関する客観的評価が可能である.

LP を用いた新たな解析手法として, 複数人のデータを統合して解析することで, より短時間かつ客観的なコンテンツ評価指標として利用できると考えられる. 本研究では, 複数人の集団における短時間の時系列心電図データに対し, これらのデータを統合して導出した新しい LP を集団 LP とし, 個人の場合に適用されてきた従来の解析と同様

にストレス負荷によって分布が変動するか、先行研究[9]より集団の人数を増加した際のふるまいについて調査を行う。また、先行研究[9]では集団 LP 指標のストレス負荷による変動と、集団内の安静者の割合を変動させた際の集団 LP 指標の変動について解析を行った。ここで、集団のストレス負荷条件と安静条件の割合を変動させたデータを用いて、機械学習により集団のストレス負荷割合の分類を行い、その分類精度を検証することで、本研究の解析で得られた集団 LP 指標がコンテンツの内容の評価に活用可能か検討する。

## 2. 方法

### 2.1 実験手続き

実験参加者 30 名(男性 24 名, 女性 6 名, Mean(SD), 27.1(11.6)歳)を対象とした実験を行った。実験参加者には事前に実験の説明を十分に行い、実験参加への同意を得た。なお、本実験は富山県立大学倫理委員会の承認を得て実施した(承認番号 R3-6)。本研究では、心電図計測の機器として無線筋電図計を採用した。ここで、サンプリング周波数は 2,000Hz とし、10-500Hz のバンドパスフィルタを適用した。心電図の電極貼付位置は、第 I 誘導法を用いて、心臓を挟むように、両手の第二指にそれぞれ貼付した。

### 2.2 実験概要

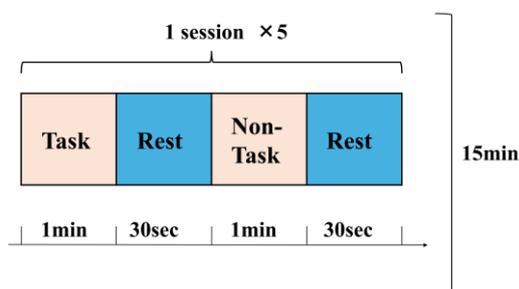


Fig.1 Protocol of experiment [9]

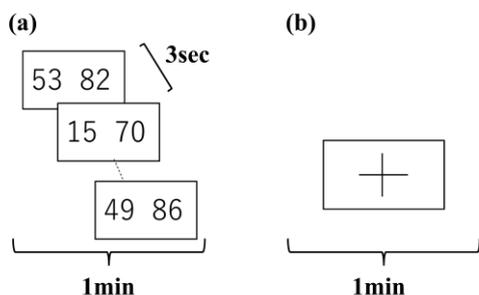


Fig.2 (a) Task (Mental calculation task),  
(b) Non-Task [9]

実験プロトコル及び実験課題を、それぞれ Fig.1, Fig.2 に示す[9]。実験課題として、ストレス負荷を与える暗算課

題(Task, Fig.2(a))と、安静課題(Non-Task, Fig.2(b))を各 1 分間行い、各課題後に 30 秒間の休憩時間(Rest)を設けた。

Task から Non-Task 後の Rest までを 1 session とし、実験参加者は計 5 sessions の課題に取り組んだ。また、心電図計測については、各課題の実施中に行った。

Task ではストレス負荷として、内田クレペリン検査を参考とした暗算課題を実施した(Fig.2(a))。実験参加者は画面に表示された二種の二桁の数字に対し、それぞれ二桁目と一桁目の和の一桁目を算出し、得られた左右二つの一桁目の積を計算してその一桁目を暗算によって求めるよう指示した。また Non-Task(Fig.2(b))では、注視点を見ながら安静にしているように求めた。

### 2.3 解析手法

本研究では、各実験課題(Task, Non-Task)中に測定した 1 分間の時系列心電図データに対して解析を行った。まず前処理として、R 波検出のため 8-20Hz のバンドパスフィルタを適用した。その際、前後 5 秒間を除去した 5 秒~55 秒までの 50 秒間のデータを以降の解析に用いた。その後、この 50 秒間のデータについて R 波を検出し、得られた R 波データに対し、5 秒毎に分割したデータ群について RRI を求めた。また、得られた RRI の外れ値を除去するため、実験参加者毎に各 session、各課題における RRI の平均値及び標準偏差を導出し、平均値 $\pm 3$ \*標準偏差及び 500ms から 1200ms の範囲外となる RRI を外れ値として除去した。

次に、5 秒毎に分割した実験参加者全員の RRI について、同一の LP としてプロットし、得られた集団 LP における平均重心位置を実験課題(Task, Non-Task)毎に算出した。また、集団 LP のすべての点について、短軸方向( $y = x$ 軸に対して垂直方向)、長軸方向( $y = x$ 軸に対して水平方向)の標準偏差をそれぞれ SD1, SD2 として求め、5 秒毎の集団 LP の面積  $\pi * SD1 * SD2$ ,  $SD2 / SD1$  を算出した。

また、集団の心電図データを統合した集団 LP 解析手法の有効性を検討するため、解析により得られた短時間での集団 LP 指標を用いて、集団のストレス負荷状態の人数割合を分類する際の分類精度を調査した。全ての実験参加者の 5 秒間の Task 時のデータに対し、ランダムな実験参加者について同分割時刻における Non-Task 時のデータを統合し、集団のストレス負荷割合(27, 18, 9, 0)に対する集団 LP 指標(重心  $x$  座標, 面積,  $SD2 / SD1$ ,  $SD2$ ,  $SD1$ )を、各 session で算出した。各ストレス負荷割合の集団 LP 指標について、Non-Task 時データにおいて選択される実験参加者の偏りによる影響を低減させるため、各ストレス負荷割合において、ランダムなパターンで実験参加者の Non-Task 時データを統合し、100 パターンの集団 LP 指標の平均値を分類に用いた。得られた 5 秒毎の集団 LP 指標について、平均が 0、標準偏差が 1 となるよう標準化を行ったものを入力とし、決定木、ランダムフォレスト(Random Forest, RF)、サポートベクターマシンを用いた誤り訂正出力符号モデル(以下 SVM とする)の 3 種の分類器を用いて、

集団のストレス負荷割合(27, 18, 9, 0)を出力とした4クラス分類を行い、分類精度を調査した。

### 3. 結果

本研究では、5秒間の分割の際に、LPがプロット可能なR波の検出数が3点に満たない場合がみられた実験参加者(2名)及び、正常でないデータが観測された実験参加者(1名)の計3名については全解析から除外した。以上から、データ解析に利用可能な集団の人数は27名であった。

#### 3.1 集団ローレンツプロットの重心座標

本研究では先行研究[9]から解析人数を増加させたため、集団LPの分布が従来のLPと同様に $y = x$ 軸に沿う分布となるかあらためて検証した。その結果、集団LPが $y = x$ 軸に沿う分布となることが確認されたため、本研究においても重心位置の代表値として重心の $x$ 座標のみ解析を行った。

集団LPの重心 $x$ 座標について、各sessionにおいて5秒間のセグメント毎に算出した値をTable.1に示す。先行研究[9]と同様に、たとえ短時間の心電図データを用いた集団LPの場合でもNon-Task時の重心 $x$ 座標はTask時よりも値が大きくなる傾向がみられた。またsessionを重ねるにしたがって、Task時の値は増加した。

#### 3.2 分類器を用いた4クラス分類精度

各分類器(決定木, RF, SVM)を用いた4クラス分類において、全sessionのデータを用いて学習を行い、一個抜き交差検証法により分類精度を導出した。各ストレス負荷割合をクラスとした4クラスについて、精度指標として再現率、適合率、F1値のクラス間の平均値をTable.2に示す。また、代表例として、RFの場合の混同行列をFig.3に示す。全ての精度指標において0.7以上の値となり、チャンスレベルである0.25を大きく上回る結果となった。また、RFは他の分類器と比較した際、全ての指標で最も高い値となった。混同行列(Fig.3)より、誤分類の場合も隣接するクラスへ分類していることが多かった。

次に、実験のsession回数による分類精度への影響を調査するため、各session内のデータのみを用いて、一個抜き交差検証法により分類精度を導出した。各クラス間の平均F1値を精度の代表例とし、Table.3に示す。各sessionのデータのみを用いた場合でも、チャンスレベルである0.25を上回る結果となった。session1以降では、session1と比較してRF, SVMのF1値は低下していたが、決定木ではsession2で最高値となった。またSession5において、決定木及びRFのF1値は0.6を下回った。

### 4. 考察

本研究の目的は、従来個人に適用されてきた心電図解析手法であるLPについて、集団のデータを統合し、ひとつの集団LPとして解析するというあらたな手法を提案し、その有効性を検討することであった。

Table.1 X-coordinates of centroid for each task in each session (Mean (SD)) [ms]

	session 1	session 2	session 3	session 4	session 5
Task	707.2 (7.0)	712.5 (9.0)	720.1 (8.8)	726.0 (6.0)	732.8 (8.2)
Non-Task	759.3 (7.7)	759.8 (7.6)	760.5 (6.7)	761.7 (7.3)	759.1 (3.4)

Table.2 4-class classification accuracies by 3 types of classifiers (Mean (SD))

	決定木	RF	SVM
再現率	0.73 (0.10)	0.76 (0.10)	0.74 (0.09)
適合率	0.73 (0.12)	0.75 (0.09)	0.74 (0.13)
F1値	0.73 (0.11)	0.75 (0.10)	0.74 (0.10)

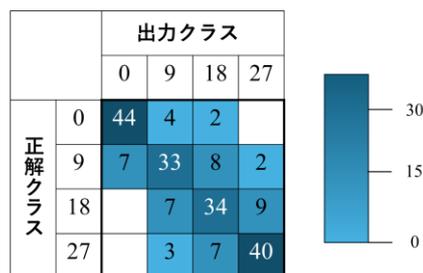


Fig.3 Confusion matrix by random forest

Table.3 F1 scores of 4-class classification by 3 types of classifiers with data from each session (Mean (SD))

	決定木	RF	SVM
session 1	0.77 (0.03)	0.90 (0.00)	0.90 (0.09)
session 2	0.80 (0.12)	0.78 (0.14)	0.80 (0.10)
session 3	0.73 (0.15)	0.70 (0.09)	0.85 (0.06)
session 4	0.75 (0.08)	0.72 (0.09)	0.68 (0.11)
session 5	0.59 (0.20)	0.53 (0.20)	0.78 (0.08)

また先行研究[9]からの発展として、機械学習を用いて集団のストレス負荷状態の割合を分類した際の精度を導出し、利用者の生体情報を用いたリアルタイムでのコンテンツの内容評価に使用可能な指標となるか検討を行った。

まず5秒間に分割した際の集団LPの重心 $x$ 座標について、ストレス負荷課題時と安静課題時の比較を行った結果、安静課題時と比較してストレス負荷課題時に重心 $x$ 座標の値が減少した。また、重心 $x$ 座標ではsessionを重ねるにしたがって、ストレス負荷課題時の値が増加する傾向がみられた。先行研究[9]から人数を増加させたが、重心 $x$ 座標は[9]と同様の傾向となった。以上から、従来のLPの拡張として、集団の心電図データを統合したLPを解析することで、5秒間という短時間での心電図解析によるストレス負荷を把握できると考えられる。

次に、本研究の解析により得られた集団LP指標(重心 $x$ 座標,面積,SD2/SD1,SD2,SD1)を入力とし、各分類器(決定木, RF, SVM)を用いて、集団のストレス負荷割合を出力とした4クラス分類を行った。その結果、全sessionのデータを用いた場合、各sessionのデータのみを用いた場合の

どちらも、全ての精度指標でチャンスレベルである 0.25 を上回った。ここで、session1 のデータのみを用いた分類においては RF, SVM において F1 値が 0.9 となり、高い分類精度が得られた。また、全 session のデータを用いた場合は、決定木, RF, SVM において、全精度指標で 0.7 を上回り、RF の全精度指標で 0.75 以上となった。

したがって、本研究の集団のデータを統合する解析手法から得られた集団 LP 指標は集団のストレス負荷割合を少なくとも 0.7 以上の精度で分類することが可能であり、利用者群の心電図データを用いて、短時間でのストレス負荷割合を判別できることが示された。心拍変動における自律神経指標が没入感の主観評価と強い正の相関を示している[5]ことから、VR コンテンツ中の心電図データを用いた短時間のデータを用いた解析により、リアルタイムでストレスや没入感の評価を行うことが可能であり、コンテンツの動的な内容の変更[3]や、コンテンツによって惹起した情動の時系列分析[4]にも活用できると考えられる。

次に、ストレス負荷割合の分類精度の向上について、考慮すべき要因を検討する。各 session のデータのみを用いた分類において、session を重ねるにしたがって F1 値が低下する傾向がみられ、また最終 session である session5 において、決定木及び RF の F1 値は 0.59, 0.53 と 0.6 を下回る結果となった。その要因として、経時的な副交感神経の亢進[10]が、集団 LP 指標に影響を与えたことが考えられる。今回導出した重心座標についても、session を重ねるにしたがって、ストレス負荷課題時の重心座標の値が増加し、安静課題時に近づく傾向がみられた。そのため、分類精度の向上においては、経時的な集団 LP 指標の変動についても考慮する必要がある。また、本研究の解析では集団を統合した解析の際、集団内の個人差を考慮していない。そのため、ストレス負荷による LP の変動や、個人の RRI の長さの違いが、導出した集団 LP 指標に影響を与え、分類精度に影響を与える可能性が考えられる。したがって、集団内の個人差についても考慮する必要がある。

## 5. 結論

本研究では、従来個人に適用されてきた心拍変動解析手法である LP について、集団の心電図データを統合した解析を行い、短時間での解析による集団のストレス負荷割合の判別精度を基に、VR コンテンツの評価に活用可能か検討した。その結果、集団 LP 指標は従来の LP と同様に、ストレス負荷によって重心座標の低下がみられた。また集団 LP 指標を用いた機械学習による集団のストレス負荷割合の分類において、全 session のデータを用いた分類で、F1 値が最高で 0.75 となった。したがって、本研究で行った集団を統合する LP の解析手法により、5 秒間という短時間でも自律神経の評価が可能であり、集団のストレス負荷状態を判別できることが示された。本研究では、集団内の個人差を考慮していないことから、今後は個人差や経時

的な変動の影響を低減した解析手法を提案し、更なる分類精度の向上に取り組む。加えて、実際にリアルタイムでの解析に取り組み、VR コンテンツの評価における有効性を検証する。

## 参考文献

- [1] “今すぐ使える！VR 教材”, *NHK EDUCATIONAL CORPORATION*, <https://www.nhk-ed.co.jp/business/digital/vr/>, (参照 2024-7-18).
- [2] S. Vlahovic, M. Suznjevic, & L. Skorin-Kapov, “A survey of challenges and methods for Quality of Experience assessment of interactive VR applications.”, *Journal on Multimodal User Interfaces*, Vol.16, No.3, pp.257-291, 2022.
- [3] C. E. Orozco-Mora, D. Ocegüera-Cuevas, R. Q. Fuentes-Aguilar, & G. Hernández-Melgarejo, “Stress level estimation based on physiological signals for virtual reality applications.”, *IEEE Access*, Vol.10, pp.68755-68767, 2022.
- [4] A. Kalatzis, L. Stanley, & V. G. Prabhu, “Affective state classification in virtual reality environments using electrocardiogram and respiration signals.”, *In 2021 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Virtual Reality (AIVR)*, pp. 160-167, 2021.
- [5] M. A. Moïnnereau, A. A. Oliveira, & T. H. Falk, “Instrumenting a virtual reality headset for at-home gamer experience monitoring and behavioural assessment.”, *Frontiers in Virtual Reality*, Vol.3, 971054, 2022.
- [6] M. L. Munoz, A. Van Roon, H. Riese, C. Thio, E. Oostenbroek, I. Westrik, E. J. C. de Gaus, R. Gansevoort, J. Lefrandt, I. M. Nolte, & H. Snieder, “Validity of (ultra-) short recordings for heart rate variability measurements.”, *PloS one*, Vol.10, No.9, e0138921, 2015.
- [7] 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*, Vol.22, No.3, pp.105-111, 2010.
- [8] P. Guzik, J. Piskorski, T. Krauze, R. Schneider, K. H. Wesseling, A. Wykretowicz, & H. Wysocki, “Correlations between the Poincaré plot and conventional heart rate variability parameters assessed during paced breathing.”, *The Journal of Physiological Sciences*, No.57, No.1, pp.63-71, 2007.
- [9] 黒岩啓吾, 石川雄大, 崔高超, 井上康之, 田川和義, 唐山英明, “短時間心電図データを用いた集団のストレス状態推定.”, *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, Vol.29, No.1, pp.23-26, 2024.
- [10] 山田晋平, 三宅晋司, 大須賀美恵子, “精神疲労を評価する指標の探索”, *人間工学*, Vol.48, No.6, pp.295-303, 2012.