

# ハラスメント被害時の 主観的ストレス差異による心拍変動特徴分析

上野貴弘<sup>1,a)</sup> 大橋正良<sup>2</sup>

**概要:** いじめやパワーハラスメントなどのハラスメント行為の解決に向けて、早期発見・対応が重要な要素である。一方で、ハラスメントとなるか否かは被害者の主観的な感情に基づいているため、目視による判断が難しい。本研究では、被害者の心拍情報を基に機械学習手法を用いた主観的高ストレスの検出を目的としている。実験では、VR 動画視聴による疑似的な体験から、被験者のハラスメント被害時とリラックス時における心拍情報の取得と主観的ストレス評価を実施した。また検出モデルの評価において、これまでの研究では、線形モデルでの分類が難しく、多変量の組み合わせによる特徴選択が必要であることが判明している。そこで本報告では、全被験者（16名）と高ストレス被験者（9名）、低ストレス被験者（7名）データを用いた各決定木モデルにおける有効な特徴量を詳細に比較するため、しらみつぶし探索によって特徴量の組み合わせの分類精度統計を算出した。そして比較結果を基に、主観的高ストレスの検出に有効な特徴量を分析した。

**キーワード:** 主観的ストレス検出, 心拍変動, しらみつぶし探索, 特徴選択

## 1. はじめに

いじめやパワーハラスメントなどの、関係性のアンバランスを利用して個人の心身を傷つける事象（以下、ハラスメント）は、被害者にメンタルヘルスの不調を引き起こす。その結果、うつ病などの重篤な精神傷害や自殺につながる要因となるため、我が国では大きな社会問題となっている。文部科学省の「令和三年度児童生徒の問題行動・不登校等生徒指導上の諸課題に関する調査結果」によると、いじめの認知件数は 615,351 件、重大事態件数は 705 件といずれも平成二十五年度以降では過去最高を記録している[1]。また、厚生労働省の「令和三年度個別労働紛争解決制度の施行状況」によると、民事上の個別労働紛争相談件数は 284,139 件と平成二十四年度以降で過去最高を記録しており、特に相談項目は「いじめ・嫌がらせ」が最多で、件数が 86,034 件と 24.4%を占めている[2]。

ハラスメントに対しては、早期発見・対応を行うことが被害者の重大事態を防ぐ重要な要素である。一方で、第三者ではハラスメントか否かの判断及び発生状況の把握が難しいことが課題として挙げられている[3]。これは、文部科学省がいじめを「当該児童が、一定関係にある者からの行為に対して心身の苦痛を感じるもの」という内容で取り扱っている[4]ように、ハラスメントが被害者の主観的な感情に基づいていることが要因である。

以上の背景から、近年はセンサデバイスが安価に入手できるようになったことに伴い、クラウドサービスとセンシングデータ、機械学習を活用した、ハラスメント行為を検出するためのデザインが検討されている[5][6]。またハラス

メント検出手法の面では、市販のデバイスを用いて収集したセンシングデータから、加害者が行う「叩く」「押し倒す」のような暴力的な事象と非暴力的な事象を分類する研究が行われている[7][8]。しかし、ハラスメントは被害者自身がアクションを起こさない限り、客観的に断定することは難しい。加えて、ハラスメントの態様の多くは精神的攻撃であり[1][9]、身体的暴力の検出だけでは多くのハラスメントに対応できない。

そこで、本研究では被害者の心拍情報を基にハラスメントを検出する機械学習モデルの構築を目的としている。心拍情報は市販のウェアラブルセンサで取得できるため、日常のストレス推定で使用されている。さらに、ストレスは被害者自身の精神的苦痛を伴う視点でハラスメントを捉えるため、網羅的な態様の検出が期待できる。また、検出結果は第三者の介入及び被害者自身が異常を認識するための判断材料になり得る。ただし、現在多く行われている心拍変動データを用いたストレス認識に関する研究は、緊張状態をストレスと捉えた実験課題が主である。そのため、被害者の絶対主観的な事象であるハラスメントに適用できない可能性があることから、ハラスメント特有の主観的ストレスについてモデルの分類精度及び検出に有効な特徴量を調査する必要がある。

本報告では、精神的攻撃に起因したハラスメントを疑似的に受ける VR 動画を視聴した被験者の ECG (Electrocardiogram) を基に、ハラスメント被害の検出に有効な心拍変動の特徴量を分析する。ただし、ハラスメントか否かの判断は、先述の通り被害者の主観的な感情が基準となっている。そのため、ハラスメントを受ける実験課題

1 福岡大学大学院工学研究科情報・制御システム工学専攻  
Department of Information and Control Systems, Fukuoka University

2 福岡大学工学部電子情報工学科  
Faculty of Electronics and Computer Science, Fukuoka University

a) td216501@cis.fukuoka-u.ac.jp

のデータだけでは被験者の主観評価が考慮されておらず、ハラスメント被害特有の心拍変動を正確に評価できない。そこで本実験では、被験者に主観ストレスアンケートを実施し、全被験者データ及び、高ストレス被験者データ、低ストレス被験者データの3種類を作成している。また特徴量分析では、各作成データを用いて構築した機械学習モデルに対し、しらみつぶし探索で算出した分類精度統計を基に、ハラスメントの分類に寄与する特徴量の組み合わせを比較評価する。しらみつぶし探索は、これまでの研究成果[10][11]において、単変量では分類精度に寄与しない特徴量が多変量では寄与する可能性が考えられることから、包括的に特徴量の組み合わせを調査するために採用している。

## 2. 関連研究

### 2.1 被害者視点のハラスメント検出に関する研究

被害者視点でのハラスメント検出には、被害者に関するデータが必要であるため、倫理的問題から検討された研究は少ない。その中で、Ferdinando らは、暴力的な事象（押しつけ、タックル、揺さぶり、前からの押し付け、肩をぶつけるなど）と非暴力的な事象（走る、歩く、動きを伴う遊び、ジャンプなど）を小学生にシミュレートさせることで取得した ECG を基に、6 秒未満のサンプルで暴力を検出する可能性を検討している[7]。これにより、短時間で暴力に起因したハラスメント事象の検出が期待できる。また、Vasileios らは、傍観者の EEG(Electroencephalography)からいじめの脳内刺激を特定する試みを行っている[12]。実験では、いじめの事例に関する動画視聴により被害者の共感を誘発しているため、傍観者の感情に沿った多くの態様に関するハラスメント事象が検出できる。一方で、これらの研究は被害者の主観性が含まれておらず、ハラスメントを断定する要素が少ない。そのため本研究では、被害者の精神的苦痛が市販のデバイスで評価できる心拍情報に焦点を当て、主観性の含まれたデータを主眼として、ハラスメントの検出に有効な特徴量を分析する。また、主観的ストレスに応じた特徴量分析では、二値分類の結果から選択された特徴量を基に、ストレス反応の生理的特徴との関連性を確認する。

### 2.2 感情認識に関する研究

感情認識は音声処理、自然言語処理、画像処理など様々な分野で研究が行われており、ECG を用いた研究も多く存在する。データ収集の面では、怒りや幸せなどの基本感情や、Russell の円環モデルに基づく感情次元を、音や画像、動画での誘発や[13][14]、自然の会話からラベル付けする[15]ことで実施している。

一方で、ストレスを感情として捉えたストレス認識の分野では、就職面接時や自動車運転時、暗算タスク時の状況を作り出すことで、ストレス状態を誘発している[16]。そし

て、収集データを基にして、クラスごとの分類精度によって認識精度が評価される。

本研究は動画視聴により、ハラスメント被害におけるストレスを誘発している。これは、前述のストレス認識の実験課題とは異なり、感情認識と同様の手法である。そのため、ハラスメント被害特有の感情である可能性が考えられる。さらに、ハラスメントは主観的なストレスが検出基準であり、被験者の主観的なストレスが低いと学習用データとして用いることができない。そのため、主観的なストレス差異による特徴量を比較分析することは、ハラスメント検出の有効性を示す要素となり得る。

## 3. ECG 測定実験

ハラスメント又はリラックスのコンセプトに沿った動画を視聴している被験者から、ECG データを取得する。実験実施にあたり、福岡大学医に関する倫理委員会の承認を得た。本実験手法はこれまでの研究[10][11]と同様であるが、被験者数及び使用データの選択が異なっている。

### 3.1 被験者

被験者は16名（男性12名、女性4名、 $21.8 \pm 1.6$  歳）の健全な大学生及び大学院生である。実験にあたり、動画内容は伏せた状態で、事前に健康被害のリスクと個人情報の扱い、実験の同意撤回について十分な説明を行い、書面で参加の同意を得た。そして、測定前の6時間はカフェイン及びアルコールの摂取を禁止した。各被験者にはS1~16の番号を付与している。

### 3.2 測定方法

ECG の取得には市販の胸部型心拍センサ Polar H10 を使用した。動画(映像媒体、動画時間)は、ハラスメント (VR, 166 秒)、リラックス(VR, 601 秒)の2種類を用意した。各動画は状況に没入できるように360度見渡せるVR映像を採用した。ハラスメント動画は、厚生労働省が提供しているハラスメント被害体験動画[17]である。仕事ミスに対して怒られる被害者の、一人称視点でのパワーハラスメント被害を体験できる。また、リラックスは浜辺の海を眺める動画である。視聴機器として、VRヘッドセット Oculus Rift S 及び Meta Quest 2 を使用した。実験にあたり、気温の変化による心拍への刺激を避けるため、実験室の空調を25°Cに設定した上で測定を実施した。被験者は心拍センサを装着し、モニタとVRヘッドセットが設置されたデスクに向かった状態でオフィスチェアに座った。測定の様子を図1に示す。

動画視聴時の主観ストレスのアンケート項目を表1に示す。本アンケートでは、ハラスメント被害における感情を尺度として扱うために、主観的なストレスの度合に置き換えて質問している。アンケートによる評価は、1.全くスト



図1 VR 動画視聴実験の様子

表1 ハラスメント被害体験動画に対する4段階評価

得点	ストレス評価
1	全くストレスを感じなかった
2	あまりストレスを感じなかった
3	少しストレスを感じた
4	かなりストレスを感じた

レスを感じなかった, 2.あまりストレスを感じなかった, 3.少しストレスを感じた, 4.かなりストレスを感じた, の4段階である。

被験者は、ハラスメント→リラクスの順番で動画を視聴した。次の動画を視聴するまでには、実験による精神的影響をリセットするため1時間以上の間隔を空けた。ハラスメント動画視聴後は、主観ストレスのアンケートを実施した。

## 4. 特徴量抽出

### 4.1 ECG データの切り出し

ECG データの開始位置～終了位置は、ハラスメント動画の場合「加害者役の暴言発話開始～再生終了 60 秒後」、リラクスの動画の場合「動画の再生開始～再生終了時」である。各動画の ECG データ時間を以下に示す。

- ・ハラスメント：192 秒
- ・リラククス：601 秒

また、各動画の ECG データに対して解析用に、1 サンプルにつき窓幅 60 秒、スライド幅 5 秒に切り出した。

### 4.2 特徴量

解析用データである ECG に対して、ピーク検出を用いて RRI (隣接する R 波の時間間隔) データを抽出する。前処理として、RRI データの 400 以下 2000 ミリ秒以上の外れ値を除去した後、平均 0 分散 1 の標準化を行った。

表2 RRI データから抽出する特徴

特徴	説明
RRI	R-R 間隔[ms]
HR	$RRI * 60 / 1000$
LF	交感神経成分
HF	副交感神経成分
LF/HF	交感神経系の作用成分
CVNN	RRI の変動係数
CVLF	LF の変動係数
CVHF	HF の変動係数

表3 特徴量を算出するための統計量

統計量	説明
mean	平均
min	最小値
max	最大値
range	$max - min$
var	分散

本実験では、RRI データから下記の 8 種類の特徴 (表 2) と 5 種類の統計量 (表 3) を組み合わせた 40 種類の特徴量を算出した。なお、周波数データである LF と HF は、RRI データに対して、スプライン補間後 2Hz でリサンプリングし、AR 法により算出したパワースペクトルである。LF は 0.04~0.15Hz, HF は 0.15~0.4Hz の周波数領域である。さらに、下記の 3 種類を追加し、合計 43 種類の特徴量を 1 サンプルにつき使用する。

- ・NN50

隣接する RRI の差が 50 ミリ秒以上の総数

- ・pNN50

RRI の総数に対する NN50 の割合

- ・RMSSD

隣接する RRI の差の 2 乗平均の平方根

## 5. 評価方法

### 5.1 主観的なストレスの評価について

表 4 に被験者データの主観ストレス評価得点と各評価カテゴリの人数内訳を示す。主観ストレス評価得点が 3 以上を高ストレス、得点が 2 以下を低ストレスと定義している。高ストレスと低ストレスの被験者数の差が 2 名であることから、本実験は被験者ごとにストレスの感じ方に差が生じていることが判明している。全被験者の評価得点平均 2.75 は、低ストレスの基準を上回っているが、高ストレスの基準未満であるため、主観的なストレスの度合いでは中性と言える。また、本実験において低ストレスと評価した女性は 0 名であった。

## 5.2 機械学習モデルの構築と分類精度評価方法

表 4 被験者の主観ストレス評価得点と人数内訳

	評価得点	被験者数	
		男性	女性
全被験者	2.75±0.75	16	
		12	4
高ストレス	3.33±0.47	9	
		5	4
低ストレス	2±0	7	
		7	0

機械学習モデルは、得られた特徴量に対して、「ハラスメント」と「リラックス」の2値分類を行う。モデルの構築に使用する機械学習手法は、決定木を採用した。主な理由として、これまでの研究[10][11]で得られた成果の中で、本実験データは線形モデルと比較して、非線形モデルである決定木の分類精度が高い結果であったことが挙げられる。また、5.3章で後述する特徴選択手法において、同じ決定木系のランダムフォレストと比較して計算量の問題を軽減できる。なお、決定木のパラメータである深さは4に設定している。

モデルの組み合わせは、Harassment-Relax(All Subject)とHarassment-Relax(High Stress), Harassment-Relax(Low Stress)の3種類である。Harassment-Relax(All Subject)は全被験者(16名)のデータを用いており、全般的なハラスメント刺激を分類する。Harassment-Relax(High Stress)は本アンケートでハラスメント動画を高ストレスと評価した被験者(9名)のデータを用いており、主観的な高ストレスを分類する。また、Harassment-Relax(Low Stress)は本アンケートでハラスメント動画を低ストレスと評価した被験者(7名)のデータを用いており、主観的な低ストレスを分類する。全モデルの分類精度の評価指標はF1scoreである。ただし、Harassment-Relax(Low Stress)についてはRelaxの分類精度にも焦点を当てるため、NegativeF1scoreを追加する。NegativeF1scoreは(3)式で表す。

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (1)$$

$$NegativePrecision = \frac{TN}{FN + TN} \quad (2)$$

$$NegativeF1score = \frac{2Specificity * NegativePrecision}{Specificity + NegativePrecision} \quad (3)$$

分類精度の各評価指標はLeave-One-Subject-Out (LOSO)による交差検証で算出している。LOSOはデータセットにおける被験者1名のデータをテスト用とし、残りの被験者データを訓練用として使用する交差検証法である。

## 5.3 特徴量選択手法

本報告では、しらみつぶし探索で算出した分類精度統計を基に、各モデルの比較結果から特徴量を選択する。しらみつぶし探索は、全組み合わせを検証することで最適な特徴量を探索する方法である。ただし、43種類の特徴量における全組み合わせの分類精度を算出することは計算量が多く難しい。そのため、1~4種類の組み合わせに限定して分類精度統計を算出している。便宜上1~4種類の組み合わせを1~4kindと表記する。また特徴量の評価・選択方法については、特徴量の組み合わせによる分類精度を、各kindに分けて降順にソートした統計から、各モデルに有効な特徴量及び共通項を比較することで実施する。

分類精度統計から各モデルに有効な特徴量の評価にあたり、比較対象である特徴量同士の多重共線性を検証する必要がある。そのため、偏相関係数を用いた分散拡大係数(VIF)を多重共線性の評価指標とした。VIFは各特徴量同士の偏相関係数をRとした場合、(4)の式に表す。

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (4)$$

特徴量同士の多重共線性の問題を認める基準はVIF > 10とした。

## 6. 評価結果

### 6.1 各モデルの分類精度評価

各モデルの分類精度統計を表5~8に示す。全kindのHarassment-Relaxモデルにおいて、第一位のF1scoreがHigh Stress > All Subject > Low Stressであった。この序列は、ハラスメント被害に対して、主観的なストレスが高いほど分類精度に影響を与えていることを示唆している。また、Harassment-Relax(Low Stress)のNegativeF1scoreは全kindにおいて90%以上であり、高精度にRelaxを分類できることが判明した。ただし、女性の被験者データが入っていないため、性差が含まれていない。

表5~8によると、kind数の増加に伴い第一位の分類精度が向上している。他方で、ひとつ前のkindで第一位であった組み合わせをベースとして、1種類追加した組み合わせが分類精度統計の上位を占めているkindがある。加えて、これらの組み合わせは分類精度に1%以上の向上が見られず、ベースよりも減少する組み合わせも見られた。この結果は、ベースの組み合わせに対して、個体差のある特徴量の追加が分類精度に影響を与えている可能性がある。

### 6.2 各モデルの分類に有効な特徴量について

主観的なストレス差異によって分類精度が大きく変化するような特徴量は見られなかった。ただし、全特徴量が

表 5 1kind における各 Harassment-Relax モデルの分類精度統計

	All Subject		High Stress		Low Stress			
	F1score	特徴量	F1score	特徴量	F1score	特徴量	NegativeF1score	特徴量
第一位	67.63	pNN50	77.83	pNN50	50.85	pNN50	91.81	pNN50
第二位	66.86	HR_mean	76.78	NN50	43.66	RRI_mean	91.17	RRI_mean
第三位	66.26	RRI_mean	76.56	RMSSD	43.14	HR_mean	90.12	HR_mean

表 6 2kind における各 Harassment-Relax モデルの分類精度統計

	All Subject		High Stress		Low Stress			
	F1score	特徴量	F1score	特徴量	F1score	特徴量	NegativeF1score	特徴量
第一位	73.49	HR_max	84.09	HR_max	57.31	HR_max	92.42	HR_range
		NN50		NN50		NN50		pNN50
第二位	72.71	NN50	83.97	RRI_min	56.96	RRI_min	92.16	HR_range
		pNN50		NN50		NN50		NN50
第三位	71.08	LF/HF_var	81.97	RRI_min	55.76	RRI_min	91.89	RRI_mean
		NN50		HR_mean		pNN50		CVLF_min

表 7 3kind における各 Harassment-Relax モデルの分類精度統計

	All Subject		High Stress		Low Stress			
	F1score	特徴量	F1score	特徴量	F1score	特徴量	NegativeF1score	特徴量
第一位	73.72	HR_var	87.57	RRI_min	62.72	RRI_min	93.36	RRI_min
		CVLF_min		HF_var		LF/HF_var		LF/HF_var
		pNN50		NN50		NN50		NN50
第二位	73.49	HR_max	87.11	HR_max	60.96	HR_mean	93.22	RRI_mean
		HF_min		HF_var		HR_max		HR_max
		NN50		NN50		LF/HF_var		LF/HF_var
第三位	73.49	HR_max	85.94	HR_max	60.32	RRI_min	92.98	HR_mean
		HF_range		HR_range		HR_mean		HR_max
		NN50		NN50		LF/HF_var		LF/HF_var

表 8 4kind における各 Harassment-Relax モデルの分類精度統計

	All Subject		High Stress		Low Stress			
	F1score	特徴量	F1score	特徴量	F1score	特徴量	NegativeF1score	特徴量
第一位	74.04	HF_range	88.43	RRI_min	63.60	HR_max	93.51	HR_max
		LF/HF_max		HF_var		LF/HF_var		LF/HF_var
		NN50		LF/HF_min		CVLF_var		CVHF_var
		pNN50		NN50		NN50		pNN50
第二位	73.86	HF_range	88.43	RRI_min	60.96	RRI_min	93.43	RRI_min
		LF/HF_range		HF_var		LF/HF_var		LF/HF_var
		NN50		CVHF_max		CVHF_var		NN50
		pNN50		NN50		pNN50		pNN50
第三位	73.86	LF/HF_max	88.26	RRI_min	60.32	HR_max	93.42	HR_max
		CVHF_max		LF_var		LF_range		HR_range
		NN50		HF_var		LF/HF_var		LF/HF_var
		pNN50		NN50		NN50		NN50

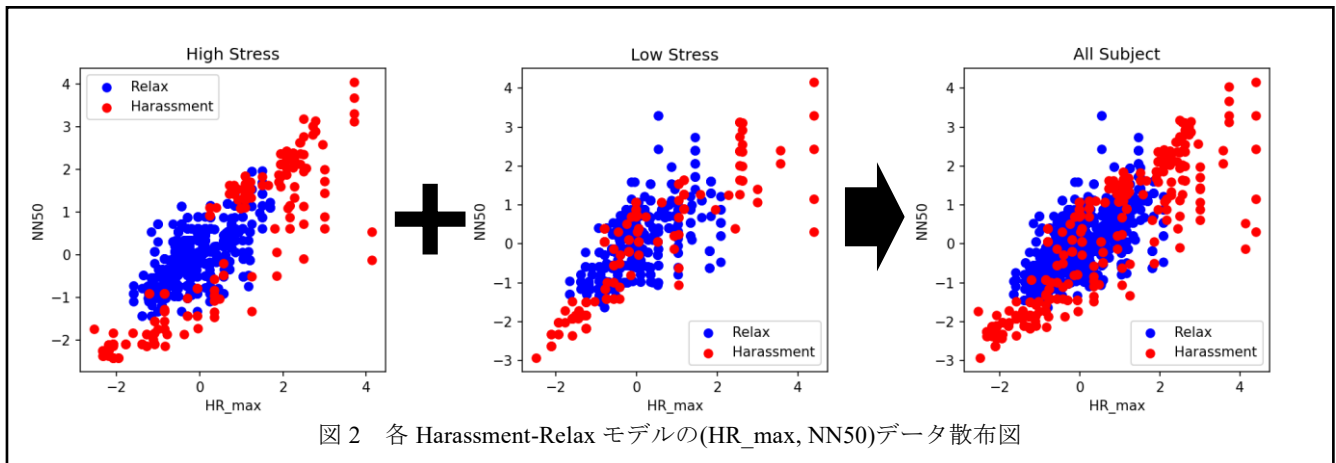


図2 各 Harassment-Relax モデルの(HR\_max, NN50)データ散布図

前節の分類精度序列に沿う傾向にあった。また、前節の考察を踏まえて、各モデルの統計を参照すると、Harassment-Relax(All Subject)では(HR\_max, NN50)と(HR\_var, CVLF\_min, pNN50)、Harassment-Relax(High Stress)では(RRI\_min or HR\_max, HF\_var, NN50)、Harassment-Relax(Low Stress)の f1score 及び Negative-F1score では(RRI\_min or HR\_max, LF/HF\_var, NN50 or pNN50)がベースの組み合わせとして考えられる。ただし、(RRI\_min, HR\_max), (NN50, pNN50)については各モデルの分類精度統計において組み合わせが競合していた。

2kind では、(HR\_max, NN50)の組み合わせが全モデルにおいて F1score が最も高かった。この結果は、(HR\_max, NN50)がハラスメントを分類するための共通した特徴量の組み合わせであることを示唆している。図2に、各モデルデータにおける(HR\_max, NN50)の散布図を示す。Harassment-Relax(High Stress)は Harassment データが分散している一方、Harassment-Relax(Low Stress)では分散が見られなかった。このことから、(HR\_max, NN50)の分散差が分類精度に表れている。

さらに、各モデルにおける上記の共通した組み合わせとその競合の特徴量を除くと、Harassment-Relax(High Stress)では HF\_var、Harassment-Relax(Low Stress)では LF/HF\_var が各主観的ストレスを分類する上で有効な特徴量であることが考えられる。また、ハラスメント検出モデルの評価対象である 3kind の Harassment-Relax(High Stress)では、(RRI\_min or HR\_max, HF\_var, NN50)が第三位の f1score と 1.2%以上差があることから、他の特徴量と比較して HF\_var の有意性を補強していると言える。ただし、1kind において HF\_var は 3.96%と低精度であり、単変量での有意差が少ない。

ストレスの一般反応として交感神経が賦活し、副交感神経が抑制されるが、本実験ではこの特徴が確認できなかった。よって、様々な実験課題におけるストレス状態だけでなく、他の感情との比較が必要である。

表9 VIF10以上の特徴量の組み合わせ

モデル	VIF	組み合わせ	
All Subject	11.7	RRI_range	CVNN_range
	12.2	HF_min	CVHF_min
	5945	LF/HF_max	LF/HF_range
	31.5	NN50	pNN50
High Stress	12.3	RRI_min	HR_max
	10.8	HF_min	CVHF_min
	5547.4	LF/HF_max	LF/HF_range
	18.7	NN50	pNN50
Low Stress	13.4	RRI_max	HR_min
	20	RRI_range	CVNN_range
	13.4	RRI_var	CVNN_var
	12	LF_max	LF_range
	11.2	HF_min	CVHF_min
	12000	LF/HF_max	LF/HF_range
	53.3	NN50	pNN50

### 6.3 VIFを含めた特徴量の組み合わせ評価

特徴量において多重共線性の問題がある組み合わせを表9に示す。全モデルデータで、(LF/HF\_max, LF/HF\_range), (NN50, pNN50), (HF\_min, CVLF\_min)の組み合わせが多重共線性の問題に該当していた。また、Harassment-Relax(High Stress)のデータでは(RRI\_min, HR\_max)も該当していたことから、前節で述べた分類精度統計において競合した特徴量同士が同質であることを示唆する結果となった。

## 7. まとめ

本報告では、VR 動画視聴によってハラスメント疑似体験をした被験者の ECG を基に、ハラスメント事象における被害者の心拍変動の特徴量を算出した。加えて、被験者の主観的なストレスが異なる3種類のデータを作成し、それぞれの決定木モデルを構築した。そして、しらみつぶし探索を用いて、1~4種類の特徴量の組み合わせに限定した

分類精度統計を算出した。その結果、主観的なストレスが高いほど分類精度に影響を与えていることが示唆された。また、(HR\_max, NN50) がハラスメントを有効に分類できる共通した特徴量の組み合わせであることが示唆された上、各モデルのデータ散布図を比較した結果、ストレスが低いデータほど分散度合いが低い傾向にあった。そして、ハラスメント検出モデルの対象である、主観的な高ストレスの被験者データを用いたモデルでは、(RRI\_min or HR\_max, HF\_var, NN50) の特徴量の組み合わせが有効であることが示唆された。ただし、単変量での有効性が低い特徴量も含まれており、ストレスの一般反応における交感神経系の特徴も確認できなかった。そのため、今後の課題としては、様々な実験課題におけるストレス状態だけでなく、他の基本感情との生体反応比較を行う必要がある。また、有効な特徴量を正確に評価するためには定量的な特徴選択手法による検証が必要となる。

## 参考文献

- [1] “文部科学省 令和3年度 児童生徒の問題行動・不登校等生徒指導上の諸課題に関する調査結果” [https://www.mext.go.jp/content/20221021-mxt\\_jidou02-100002753\\_1.pdf](https://www.mext.go.jp/content/20221021-mxt_jidou02-100002753_1.pdf), (参照 2023-02-15).
- [2] “厚生労働省 令和3年度個別労働紛争解決制度の施工状況要” <https://www.mhlw.go.jp/content/11909000/000959370.pdf>, (参照 2023-02-15).
- [3] “厚生労働省 令和2年度職場のハラスメントに関する実態調査報告書” [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000538672.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000538672.pdf), (参照 2023-02-15).
- [4] “文部科学省 いじめ防止対策推進法(概要)” [https://www.mext.go.jp/a\\_menu/shotou/seitoshidou/1337288.htm](https://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/seitoshidou/1337288.htm), (参照 2023-02-15).
- [5] Kim, J., Ho, T. D., Kim, J., et al.: Can Bullying Detection Systems Help in School Violence Scenarios?: A Teachers' Perspective, In Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1-7(2020).
- [6] Brahnam, S., Roberts, J.J., Nanni, L., et al.: Design of a bullying detection/alert system for school-wide intervention, Proc. Human-Computer Interaction: Interaction Technologies, pp.695-705 (2015).
- [7] Ferdinando, H., Ye, L., Han, T., et al.: Violence detection from ECG signals: a preliminary study, Journal of Pattern Recognition Research, Vol.12, No.1, pp.7-18 (2017).
- [8] Ye, L., Wang, P., Wang, L., et al.: A combined motion-audio school bullying detection algorithm, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol.32, No.12, 1850046 (2018).
- [9] 入江正洋: 職場のパワーハラスメント: 現状と対応, 健康科学, Vol.37, pp.23-35 (2015).
- [10] 上野貴弘, 大橋正良: 心拍情報に基づくいじめ検出手法の一検, 情報処理学会研究報告, Vol.2022-HCI-199, No.25, pp.1-6 (2022).
- [11] 上野貴弘, 大橋正良: 心拍情報に基づくいじめ検出手法の一検, 電子情報通信学会総合大会, H-2-3, 2023年3月(発表予定) .
- [12] Baltatzis, V., Bintsis, K. M., Apostolidis, G. K., et al.: Bullying incidences identification within an immersive environment using HD EEG-based analysis: A Swarm Decomposition and Deep Learning approach, Scientific reports, vol.7, pp.1-8(2017).
- [13] Minhada, K. N., Sawal, H. M. A, and Mamun, B. I. R.: Happy-anger emotions classifications from electrocardiogram signal for automobile driving safety and awareness, Journal of Transport & Health, Vol.7, pp. 75-89 (2017).
- [14] Mavridou, I., Seiss, E., Kostoulas, T., Nduka, C., and Balaguer-Ballester, E.: Proceedings of the Workshop on Human-Habitat for Health (H3), No.4, pp. 1-6 (2018).
- [15] Park, C. Y., et al.: K-EmoCon, a multimodal sensor dataset for continuous emotion recognition in naturalistic conversations." Scientific Data, Vol.7.1, No.293 (2020).
- [16] Schmidt, P., Reiss, A., Dürichen, R, Laerhoven, K. V.: Wearable-Based Affect Recognition—A Review, Sensors. Vol.19, No.19, pp. 4079(2019).
- [17] “厚生労働省 動画で学ぶハラスメント”, <https://www.no-harassment.mhlw.go.jp/movie>, (参照 2023-02-15)