

2023 年度

早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻 修士論文

ゲーム実績とスマートフォンゲーム時の生体情報に よるストレスの推定

島野 隼斗

(5122F066-0)

提出日：2024. 1. 22

指導教員：嶋本薫教授

研究指導名：ワイヤレスアクセス研究

目次

第1章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究目的	2
1.3 関連研究と関連技術	2
第2章 研究概要	4
2.1 研究手法	4
2.2 ストレスに関連のある生体情報	5
2.2.1 唾液アミラーゼ	5
2.2.2 血圧	5
2.2.3 脳波	6
2.2.4 発汗量	8
2.3 スクリーニングで使ったアンケート	8
2.3.1 IGDS-J アンケート	8
2.3.2 SAS アンケート	9
2.3.3 PSS アンケート	10
2.3.4 スマホゲーム依存を測るアンケート	11
2.4 解析方法	12
2.4.1 対応のある t 検定	12
2.4.2 回帰分析	13
2.5 機械学習	14
2.5.1 決定木分析	14
2.5.2 ロジスティック回帰分析	14
2.5.3 多層パーセプトロン (MLP)	14
第3章 生体情報と主観的アンケートを用いたストレスの推定実験	15
3.1 実験内容	15
3.1.1 実験前アンケート	18
3.1.2 実験中アンケート	19
3.1.3 実験後アンケート	19
3.2 結果・考察	20
3.2.1 アンケート解析	20
3.2.2 生体情報における低依存群と高依存群の差別化	25
3.2.3 主観的ストレスの推定	33
第4章 脳波・発汗を含めたゲーム依存者の推定実験	35
4.1 実験内容	35

4.2 結果・考察	38
4.2.1 高依存群と低依存群の生体情報の差別化	39
4.2.2 2 標本 t 検定による平均値の比較	45
4.2.3 回帰分析によるモデルの構築.....	47
4.2.4 モデルの性能評価	49
第 5 章 結論と今後の展望	56
実績	58
参考文献	59
謝辞	62

第1章 序論

1.1 研究背景

近年、インターネットの急速な普及に伴いゲームやソーシャルメディアなどのオンラインプラットフォームが依存のリスクを増大させる一因として指摘されている[1]. 総務省によると、スマートフォンの普及率は8割以上の世帯で保有していることが明らかになった[2]. ゲーム依存者は年々増加傾向にあり、世界的に見ても社会問題となっている. WHO (世界保健機関) は2018年、病気の名称や症状を示し世界の医療機関や保健会社が疾病のガイドラインとして参照している「国際疾病分類 (ICD)」に「ゲーム障害」を追加し、ゲーム依存を病気として認定した[1]. WHOによると①ゲームをする時間や頻度を自ら制御できない, ②ゲームを最優先する, ③問題が起きているのに続ける, などといった状態が12カ月以上続き, 社会生活に重大な支障が出ている場合にゲーム障害と診断される可能性があるとし唆している[1][2][3].

厚生労働省によると、オンラインゲームを含んだ病的なネット依存とみられる中学・高校生が推計93万人と過去5年間で倍増した. また, 10歳から29歳の9000人を対象にした調査では, 過去12カ月間にゲームによる問題に関して, 男女共に「学業成績や仕事のパフォーマンスの低下」が一番多く, ネット依存が日常生活に悪影響を与えていることが分かっている. 隣の国, 韓国では2002年にゲームのやりすぎにより, 死亡例も確認されている[2][3].

このようにゲーム依存によるゲーム障害が世界的に問題となっている中で, どのように解決していくかが課題となっている. そこで本論文では, スマートフォンゲーム実績 (以下: ゲーム実績) とスマートフォンゲーム中の生体情報からストレスの推定を行いたいと考えている.

1.2 研究目的

本研究の目的はスマートフォンゲーム時の生体情報やゲーム実績、アンケートからゲームができない時の生体情報の推定やストレスの推定を行うことである。本研究の最終目標として、スマートフォンゲームを利用している時の生体情報やゲーム実績からスマートフォンゲーム依存者か否かを判断し、ユーザに警告するシステムの構築である。そのため本研究では、実際に測定した生体情報や取得したアンケートを基にスマートフォンゲーム依存を推定するモデルの構築が必要だと考えた。どのようなモデルの構築をするか考えた時に、スマートフォンゲーム依存の人はゲームができなくなった時に生体情報や感情に何かしらの変化があるのではないかと考え、その変化をモデル化することができればスマートフォンゲーム依存によるストレスの推定につながると考えた。

1.3 関連研究と関連技術

現在長期ストレスを評価する方法として最も一般的なアンケートは、長期ストレスの程度を細かく導き出すことができる反面、回答者への負担などから頻繁には実施できないため、ストレスが高くなった人の発見が遅れる場合がある[5]。また近年開発されたリストバンド型ウェアラブルセンサによるアプローチではストレスが増加している過程など細かい状態推定は困難で高ストレスの兆候を検知するのが難しいという課題があった[6]。2018年 NEC は心理学の知見を合わせたウェアラブルセンサを用いて取得した生体情報（加速度、皮膚温度、皮膚電気活動）から従業員の長期ストレスを段階的に推定する技術を開発したが[6]、Perceived Stress Scale（PSS）アンケートだけを用いており、日常生活や仕事におけるストレスに着目していたため、スマートフォンゲーム依存から発生するストレスには言及されていなかった。しかし 1.1 で述べた通り、スマートフォンの普及率が高くなっていることや「ゲーム障害」が社会問題になり、死亡例も出ていることからスマートフォンゲームに

特化した依存度やストレスの推定が必要だと考えている。

ストレスの評価に関する研究は皮膚温度や皮膚電気活動のほかにアミラーゼや脳波による研究もされている。アミラーゼを用いた中野らの研究では、唾液アミラーゼ活性は血漿ノルエピネフリン濃度と相関が高いことが知られており、ストレス評価における交感神経の指標として利用されていた[7]。唾液は非侵襲で測定が可能なため、全身疾患診断の検体として注目されている[8][9][10]。唾液アミラーゼによるストレスの評価を行っている研究によると、ストレッサーを加える前後の変化率がおおよそ-10%から-30%である場合「精神的なストレスが与えられ、かつ快適なストレス状態」と考えられ、おおよそ25%から100%である場合「精神的なストレッサーが与えられ、かつ不快なストレス状態」と考えられる[7]。また、脳波と音ストレスの研究では不快音提示時の α 波の増減及び時間変化を調べところ、 α 波の振幅が安静時よりも優位に減少する一方、時間ゆらぎは増加することから、不快音が α 波の不安定化に寄与することを報告した[11]。

このように生体情報を利用したストレスの推定は行われている一方で複数の生体情報を利用したストレスの推定は行われていない。したがって本論文では複数の生体情報を利用してスマートフォンゲーム依存やストレスの推定を行っていく。

第2章 研究概要

2.1 研究手法

本研究では、スマートフォンユーザーを対象とした被験者のスマートフォンゲーム中の生体情報を測定する実験を行った。また比較実験として強制的にゲームを中断させた時(以下、強制中断時)の生体情報も測定をした。研究の主な流れを以下の図 2.1 に示す。

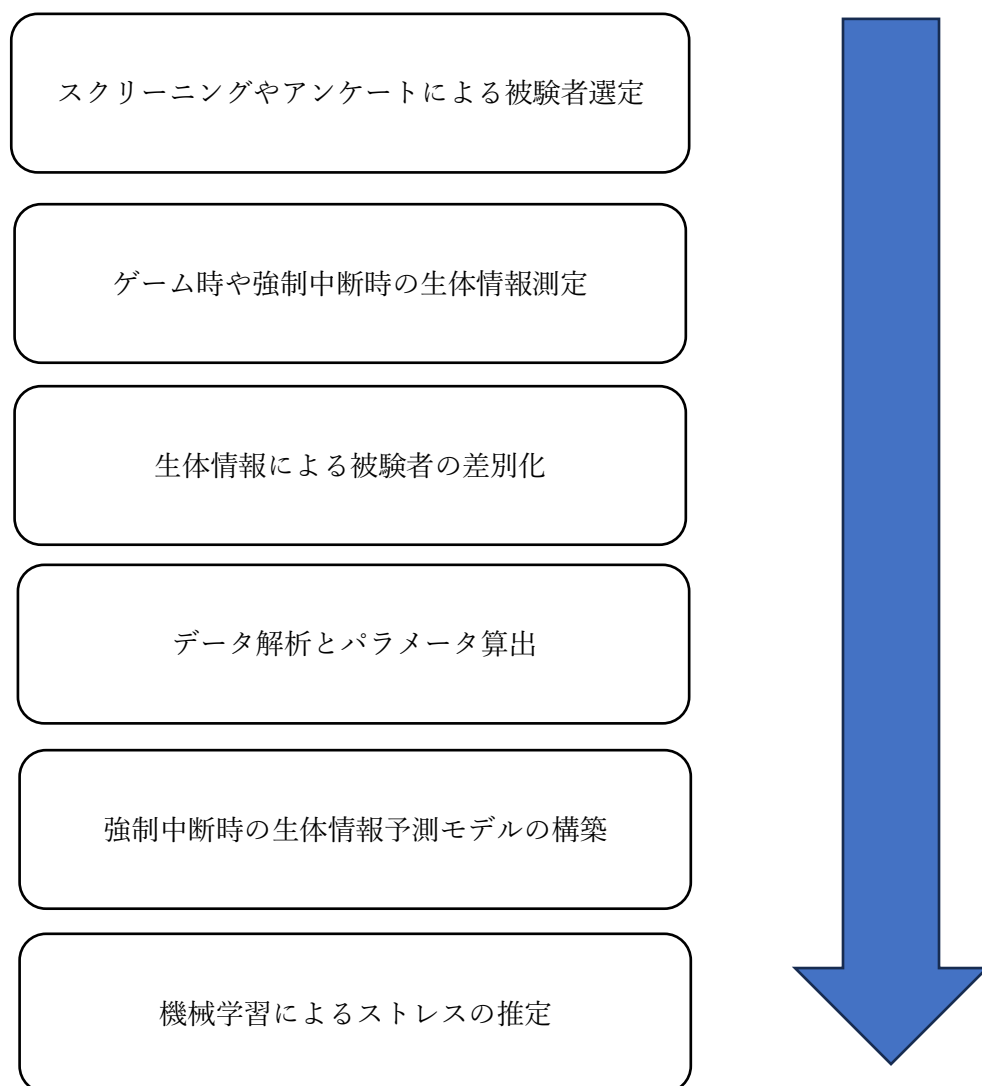


図 2.1 実験フロー

実験で使用したアンケートや実験環境, 特徴量の導出方法, 機械学習方法は以降の章で詳しく説明する.

本研究は第3章の実験と第4章の実験の2つがあり, 第3章の実験ではゲーム実績と生体情報の関係性についての記述と生体情報毎の差分を用いたストレスの推定に関する記述をした. 第4章の実験ではスマートフォンゲーム時の生体情報から強制中断時の生体情報を予測するモデルの構築を行った. 第4章で強制中断時の生体情報の予測を行った理由は, 日常生活でユーザがスマートフォンゲームをしている際に途中で強制中断(画面を暗くしたり, ゲームをやめさせたり)することが困難であるため, ゲームをしている時の生体情報から強制中断した時の生体情報を予測する必要があったからである.

2.2 ストレスに関連のある生体情報

2.2.1 唾液アミラーゼ

唾液アミラーゼは, 唾液中に存在する消化酵素であり, 主に糖質を分解する役割を果たす. 主に唾液腺から分泌され, 主要な役割は口腔内での消化の開始をすることである. 唾液アミラーゼは, 炭水化物を構成する糖質をより小さな単糖類であるブドウ糖や糖分に換えることで消化を支援する. 食べ物をかむことで唾液が分泌され, その中に含まれるアミラーゼが食物の糖質を分解しはじめ, これにより消化管に食物が到着する前に糖質の一部が分解され, 消化がスムーズになる役割を果たす[12]. 唾液アミラーゼの量は個人差があり, 人によって異なるため本研究では変化量に着目した.

2.2.2 血圧

血液は心臓のポンプ作用によって全身に送り出されており, 血圧とは, 血液が流れることによって血管の内壁にかかる圧力のことである. 単位は mmHg (ミリメートル水銀) で表される. 心臓に溜まった血液は, 心臓が収縮することで血管へ送り出され, この時の血圧を

「収縮期血圧（以下：最高血圧）」という。そして、全身から戻ってきた血液で心臓が拡張したときの血圧を「拡張期血圧（以下：最低血圧）」という[13]。日本高血圧学会によると、血圧の基準値は、最高血圧が 130mmHg 未満で、最低血圧が 85mmHg 未満である。基準値以上の値になると高値血圧となり、最高血圧が 140mmHg、最低血圧が 90mmHg を超えると高血圧症と判断される。高血圧の方の 90%前後が高血圧となる基礎疾患を持たず、原因が明らかではない高血圧であり、これを本態性高血圧という[14][15]。下記に最高血圧と最低血圧の基準に関するものを図 2.2 に示す。

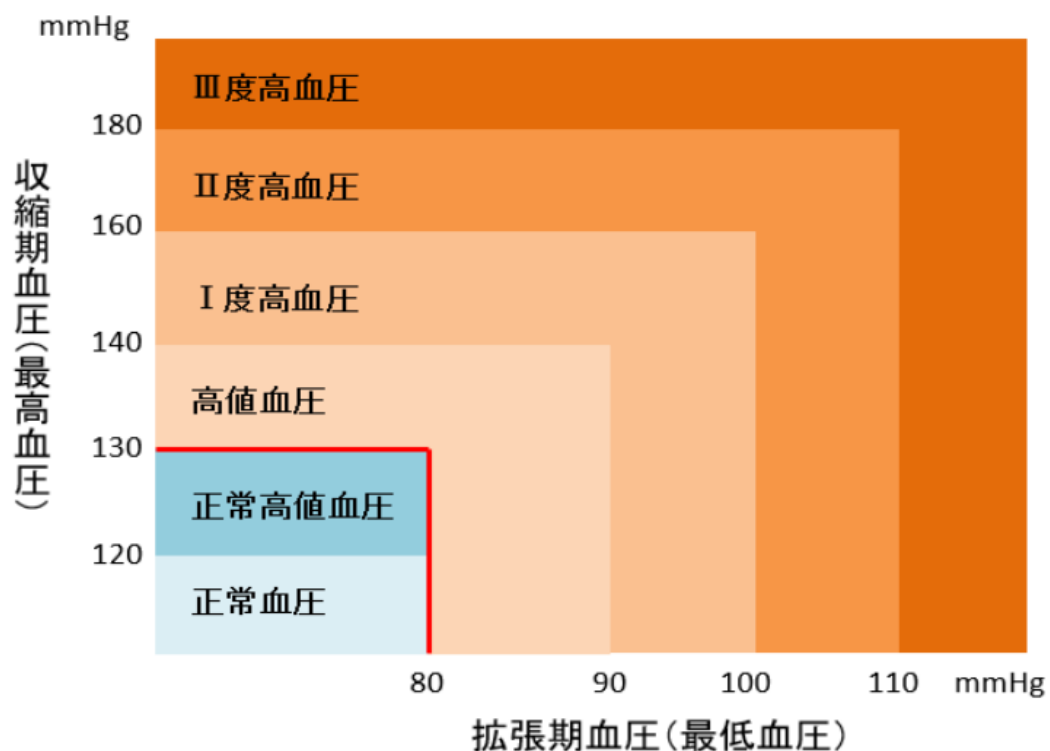


図 2.2 最高血圧と最低血圧の基準に関して[14]

2.2.3 脳波

脳波とは、脳の神経活動から発生する微弱な電気信号のパターンや振動のことを言い、波のような信号で表される。脳波は、脳の表面や外部に向けて測定することが一般的であり、脳の異なる領域での活動パターンを示すことができる。人間の脳はおよそ 1000 億個の

神経細胞からできていて、細胞体、樹状突起、軸索で構成されている。神経細胞同士は樹状突起と軸索で繋がっていて一方から一方へ情報を伝達している。その情報伝達媒体になっているのが活動電位と言われる電気信号である[16]。この電気信号の電位差に周期性があり脳波を生み出している。脳波はその周波数により α 波（8～13 Hz）、 β 波（14～30 Hz）、 θ 波（4～7 Hz）、 δ 波（0.5～3 Hz）に分類される。健常人の α 波は、安静・覚醒・閉眼時で後頭部優位に出現し、振幅は個人差もあるがおおよそ 50 μ V 前後である。 β 波は、正常成人の覚醒時に見られ、振幅はおおよそ 20 μ V くらいであり振幅が 50 μ V 以上大きい場合には異常とみなされる。 θ 波・ δ 波は両者とも覚醒状態にある正常成人の安静閉眼時にはほとんど出現しない[16][17][18]。

本研究では、覚醒時での実験のため α 波と β 波を用いての解析を行った。実験で使用した脳波計は FUTEK 社のブレインプロ FM-939 である。また、電極を配置した箇所は国際脳波学会が推奨している「10/20 法」に準じて左右の前頭極（図 2.3 中の Fp1 と Fp2）にした。

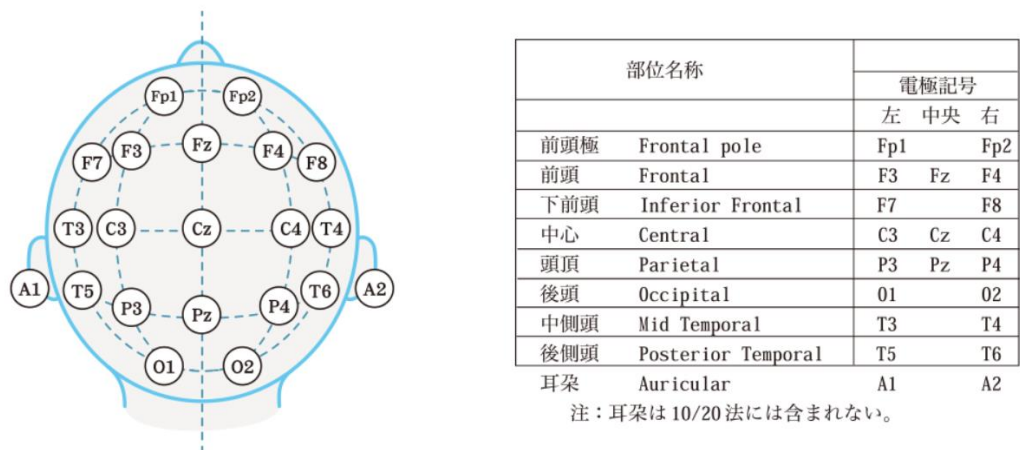


図 2.3 「10/20 法」で定められた 19 の測定箇所

2.2.4 発汗量

発汗量とは、一般的に皮膚表面から分泌される汗の量のこと、人間の体温調節の一環として体内の熱を放出し、体温を調節するために汗腺から汗が分泌される。汗は発汗の機能の違いから、主に「温熱性発汗」と「精神性発汗」に分けられる。「温熱性発汗」は体温を一定に保つために重要な機能であり、「精神性発汗」は体温調節に関わらず、感情や情動、精神的ストレスによる出現する。その他の発汗として、「味覚性発汗」などがある[19]。本研究では依存やストレスとの関係がある「精神性発汗」に着目する。「精神性発汗」は”ヒヤッ”としたときにみられる手のひらや足の裏の汗で精神的な緊張や動揺、情動の変動などによって生じる。扁桃体や海馬、大脳辺縁系が情動に関わる中枢と考えられており、手掌部の発汗は心の動きを写すか鏡の働きをしている[19]。発汗量は、個人の身体的な状態、活動レベル、気候、環境、感情的なストレスなどによって異なることがあるため、本研究では、これらの要素を考慮して実験を行った。

2.3 スクリーニングで使用したアンケート

本節では、実験で使用したアンケートの内容や目的を記述する。インターネットゲームに対する依存度を評価する IGDS-J[20]、スマートフォン依存度を評価する SAS[21]、日常ストレスを評価する PSS[22]を用いた。また、スマートフォンゲーム依存を評価するアンケートを IGDS-J を基に作成し、「スマホゲーム依存を測るアンケート」として被験者選定に使用した。

2.3.1 IGDS-J アンケート

IGDS-J (Internet Gaming Disorder Scale-Japan) は、インターネットゲームに対する依存度を評価するために開発された IGDS をベースにしており、日本語圏でのスマートフォンやインターネット使用に関する依存を測定するために適応されたアンケートである。質問の構成内容と評価方法を以下に記述する[20]。

1. この一年の間に、ゲームができることばかりを考えていた時期がある
2. この一年の間に、もっとプレイをやりたくて、不満を感じたことがある
3. この一年の間に、ゲームをやれないときに、みじめな気持ちになったことがある
4. この一年の間に、プレイを減らすように他の人から繰り返し言われたのに、ゲームの時間を減らすことができないことがある
5. この一年の間に、いやなことについて考えなくていいように、ゲームをしたことがある
6. この一年の間に、あなたがゲームをすることでどうなるか、他人と口論したことがある
7. この一年の間に、ゲームに費やした時間を他人に隠したことがある
8. この一年の間に、やりたいことがゲームになったせいで、趣味など他の活動への関心をなくしたことがある
9. この一年の間に、ゲームが原因で、家族や友人、パートナーと深く衝突したことがある

設問は全部で9問から構成されており、回答の選択肢として「はい」と「いいえ」がある。評価方法としては、「はい」が1点、「いいえ」が0点となり、閾値は3点以上ならば「インターネットゲーム依存の傾向がある」となる。

2.3.2 SAS アンケート

SAS (Smartphone Addiction Scale) はスマートフォン依存を判定するときに使われ、このアンケートは主観的評価に基づいて判別される。質問の構成内容と評価方法を以下に記述する[21]。

1. スマホ使用のため、予定していた仕事や勉強ができない
2. スマホ使用のため、(クラス)課題に取り組んだり、仕事や勉強をしている時に、集中できない
3. スマホを使っていると、手首や首の後ろに痛みを感じる
4. スマホがないと我慢できなくなると思う
5. スマホを手にしていないと、イライラしたり、怒りっぽくなる

6. スマホを使っていない時でも、スマホのことを考えている
7. スマホが毎日の生活にひどく悪影響を及ぼしていても、スマホを使い続けると思う
8. Twitter や Facebook で他の人とやり時を見逃さいために、スマホを絶えずチェックする
9. (使う前に) 意図していたよりもスマホを長時間使ってしまう
10. 周りの人が、自分に対してスマホを使いすぎていると言う

設問は全部で 10 問から構成されており、回答の選択肢として「全く違う→1 点, 違う→2 点, どちらかというところ→3 点, どちらかというところ→4 点, そうである→5 点, 全くそうである→6 点」がある. 評価方法として、合計点が男性は 31 点以上, 女性は 33 点以上だと「スマートフォン依存の疑いがある」となる.

2.3.3 PSS アンケート

PSS (Perceived Stress Scale) は、ストレスを主観的に評価する尺度で、人々が日常的に自覚するストレスの度合いを測定するのに使用される. 質問の構成内容と評価方法を以下に記述する[22].

ここ一か月で、

1. 予期せぬ出来事のために動揺したことはありますか？
2. 自分の人生の中で重要なことをコントロールできなと感じましたか？
3. 緊張して「ストレス」を感じたことがありますか？
4. 個人的な問題を処理する能力に自信があると感じましたか？
5. 物事が自分の思うように進んでいると感じましたか？
6. やらなければならないことがたくさんあり、それに対処できなと感じましたか？
7. 生活の中でイライラをコントロールすることができましたか？
8. 自分は物事の上に立っていると感じましたか？
9. 自分ではどうしようもないことでイライラしたことはありますか？

10. 困難が山積みで、それを乗り越えられないと感じたことがありますか？

設問は全部で 10 問から構成されており、回答の選択肢として「全くない→0 点、ほとんどない→1 点、ときどきある→2 点、まあまあある→3 点、よくある→4 点」がある。また、「設問 4. 5. 7. 8.」の時は例外で「全くない→4 点、ほとんどない→3 点、ときどきある→2 点、まあまあある→1 点、よくある→0 点」となる。評価方法として、合計点が 27 点以上なら一般的に「日常的に高いストレスを感じている」となる。

2.3.4 スマホゲーム依存を測るアンケート

このアンケートは IGDS-J[20]を基に作成したアンケートで、スマートフォンゲーム依存度を測るアンケートであり、スマートフォンゲーム以外は対象とならない。質問の構成内容と評価方法を以下に述べる。

1. この一年の間に、スマートフォンゲームができることばかりを考えていた時期がある
2. この一年の間に、もっとスマートフォンゲームのプレイをやりたくて、不満を感じたことがある
3. この一年の間に、スマートフォンゲームをやれないときに、みじめな気持ちになったことがある
4. この一年の間に、スマートフォンゲームプレイ時間を減らすように他の人から繰り返し言われたのに、ゲームの時間を減らすことができないことがある
5. この一年の間に、いやなことについて考えなくていいように、スマートフォンゲームをしたことがある
6. この一年の間に、あなたがスマートフォンゲームをすることでどうなるか、他人と口論したことがある
7. この一年の間に、スマートフォンゲームに費やした時間を他人に隠したことがある
8. この一年の間に、やりたいことがスマートフォンゲームになったせいで、趣味など他の

活動への関心をなくしたことがある

9. この一年の間に、スマートフォンゲームが原因で、家族や友人、パートナーと深く衝突したことがある

設問は全部で9問から構成されており、回答の選択肢として「はい」と「いいえ」がある。評価方法としては、「はい」が1点、「いいえ」が0点となり、閾値は3点以上ならば「スマートフォンゲーム依存の傾向がある」となる。

2.4 解析方法

2.4.1 対応のある t 検定

対応のある t 検定とは、測定された処理効果が正規分布に従うことを前提条件とするパラメトリックな統計手法であり、同一個体に対して単一の実験的介入を行い、その事前と事後の変化を調べることでその処理に有意な効果があるかないかを判断する[23]。検定の仕方として、まず「帰無仮説」と「対立仮説」を考える。

帰無仮説と対立仮説は次の(1)(2)のように表すことができる。

$$H_0: \mu_d = 0 \quad (1)$$

$$H_1: \mu_d \neq 0 \quad (2)$$

検証したい仮説を「対立仮説」、それが生じない仮説を「帰無仮説」として、検定で帰無仮説を棄却することで対立仮説が正しいことが証明できる。統計量 t は以下の式から求めることができる。

$$t = \frac{\bar{d} - \mu}{\sqrt{\frac{s^2}{n}}} = \frac{\bar{d} - \mu}{\frac{s}{\sqrt{n}}} \quad (3)$$

この時、 s^2 は不偏分散、 $\bar{d}$ は実験的介入後の差の平均、 μ は差の母平均、 n はサンプルサイズを表す。使用する分布は自由度 $n - 1$ の t 分布である。本研究では生体情報の変動を確認したため両側検定を用いた。不偏分散を計算し(3)の式に代入して t の絶対値が、境界値を超え

ていれば帰無仮説が棄却され、対立仮説が正しいことが証明できる[24].

2.4.2 回帰分析

回帰分析とは、結果となる数値と要因となる数値の関係を調べて、それぞれの関係を明らかにする統計手法である。この時、要因となる数値を「説明変数」といい、「説明変数」が1つの場合を「単回帰分析」、複数の場合を「重回帰分析」という[25]。本研究では単回帰分析を用いたため、単回帰分析の説明を行う。

単回帰分析では、2つの変数 x と y のデータに、

$$y = a + bx \quad (4)$$

を当てはめることを考える。この時、 a を切片、 b を回帰係数、両者を合わせて回归母数と呼んでいる。単回帰分析の構造式は以下の(5)で表される。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

(5)での β_0 は前述の切片 a 、 β_1 は回帰係数 b に該当する。

ε_i は誤差を表し、不偏性、等分散性、無相関性、正規性を満たすものとする。

回帰式は最小二乗法で求め、生データ y_i と予測値 $\hat{y}_i$ との差 e_i を残差(6)という。

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (6)$$

残差はデータの個数分存在し、この残差を2乗した者をすべてのデータの個数分だけ加算したものを残差平方和と言い、これが最も小さくなる直線を求める方法が最小二乗法である。残差平方和 S_e の構造式を(7)に示す。

$$S_e = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \quad (7)$$

回帰係数 b と切片 a は以下の式(8)(9)で計算することができる。

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \quad (8)$$

$$a = \bar{y} - b\bar{x} \quad (9)$$

S_{xx} は x の偏差平方和で、 S_{xy} は x と y の偏差積和である。 $\bar{x}$ と $\bar{y}$ はそれぞれ x と y の平均値である

[26].

2.5 機械学習

本研究で使用した機械学習の決定木, ロジスティック回帰, 多層パーセプトロンの説明を以下に記述する. 機械学習は python を用いて解析を行い, トレーニングデータとテストデータを 7:3 にした.

2.5.1 決定木分析

決定木分析とは決定木と呼ばれる樹形図を作成し, 予測や検証をする分析である [27]. 目的変数と説明変数を設定し, 目的変数の特徴が固まって存在するようなデータグループを見つけ, 複数の説明変数を使った条件でデータを分割していくことで, データ領域内における目的変数の特徴の濃度を高めていく [28]. 決定木分析には分類木と回帰木があるが本研究では分類木を用いた.

2.5.2 ロジスティック回帰分析

ロジスティック回帰分析とは, いくつかの説明変数から「2 値の結果 (目的変数)」が起こる確率を説明・予測することができる手法である. ロジスティック回帰を使用する上での注意点は完全なデータしか使用できないことと, 数量データもしくは 2 値のデータにしか使用できない点である. また値に有意差があるデータのみしか使用できない点である [29]. 本研究では有意差が見られたパラメータに対しての分析を行った.

2.5.3 多層パーセプトロン (MLP)

多層パーセプトロンとは, 人間の脳をモデル化したパーセプトロンというものを多層化したもののことである. 機械学習アルゴリズムの 1 つであるニューラルネットワークの基本となるものである. MLP は入力層・中間層・出力層の最低でも 3 つの層からなり, 層が複数追加されているのが特徴である [30].

第 3 章 生体情報と主観的アンケートを用いたストレスの推定実験

3.1 実験内容

本実験では、スマートフォンゲーム依存の高依存群と低依存群の被験者を選定し、被験者に好きなスマートフォンゲームをしていただいたときの生体情報を測定した。また比較実験として、ゲーム中に強制中断をした時の生体情報も取得し、高依存群と低依存群の生体情報の差別化ができるか検証した。また算出したパラメータを用いて、実験前中後に回答していただいたアンケートからストレスの推定を行った。本実験で測定した生体情報は前章の第 3 節で述べた、唾液アミラーゼ（以下：アミラーゼ）、最高血圧、最低血圧を測定した。

被験者は 20 代から 50 代の 30 名（高依存群：15 名、低依存群：15 名）でスクリーニングアンケートとゲーム実績を考慮して選定した。実験を行うにあたり、事前に被験者に実験の内容を確認してもらい、インフォームドコンセントを得た。スクリーニングアンケートを用いた被験者選定に関して、本実験では、全国 14260 人の中から実験に参加できる関東圏の 4830 人を対象に第 2 章第 3 節で記述した IGDS-J, SAS, PSS の 3 つのアンケートに回答をしてもらい、回答結果と過去 1 か月間のゲーム実績を参照し被験者 30 名を選定した。その際、高依存群のゲーム実績は 1.5 時間以上を対象とし、低依存群は 0.5 時間未満を対象とした。

実験の流れを図 3.1 に示す。最初の 5 分間安静時間として、落ち着いた状態にいただき、次の 40 分間であらかじめスマートフォンに入れていただいたゲームをしてもらう。その後、また 5 分間の安静時間を設け、さらに 40 分間のスマートフォンゲームをしていただく。2 回目のスマートフォンゲーム（40 分間）においては、途中で被験者のスマートフォンの画面を 5 分間暗くして操作ができない状態の生体情報を測定する。

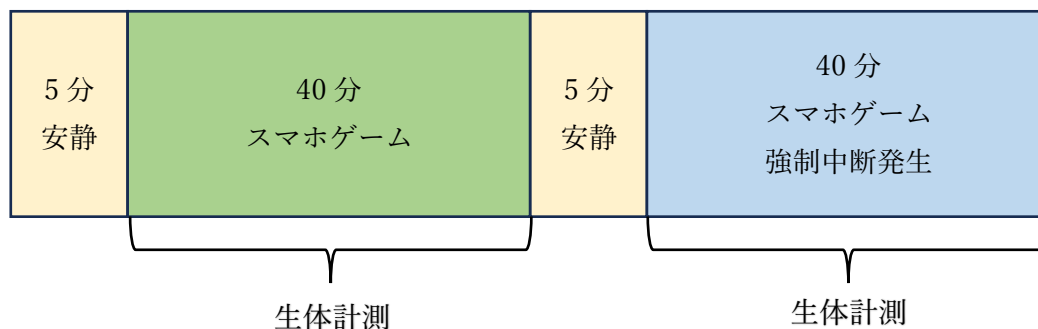


図 3.1 実験の流れ

強制中断とは、被験者にあらかじめ強制中断用アプリ（以下：お邪魔アプリ）を入れていただき、実験に参加してもらった。お邪魔アプリの内容としては、指定した時間になると被験者のスマートフォン画面が暗くなり、5分間操作ができない状態になる。その様子を図 3.2 に示す。

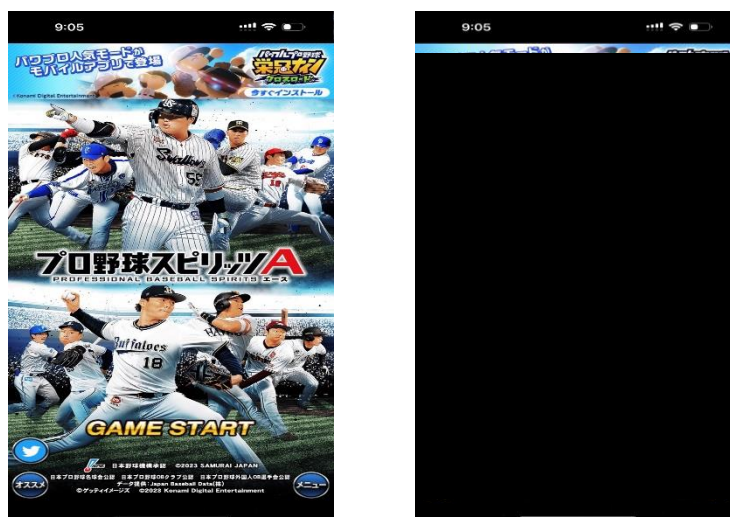


図 3.2 通常スマホ画面（左）と強制中断中の画面（右）の様子

次に、生体情報測定時に用いた実験器具の説明をする。まずアミラーゼの測定には、NIPRO 社の唾液アミラーゼモニターを用いた。図 3.3 に示す。



図 3.3 使用した唾液アミラーゼモニター

血圧・脈拍の測定には、オムロンヘルスケア株式会社のオムロン上腕式血圧計 HEM-7281 を用いた。図 3.4 に示す。



図 3.4 使用したオムロンの血圧計

生体情報の測定タイミング、測定回数として 40 分間のスマートフォンゲームが始まってから、0 分後、7 分後、15 分後、27 分後、35 分後の 5 回×2 の計 10 回である。

また、生体情報測定のほかに被験者に簡単なアンケートに回答していただいた。アンケートは実験前と実験中、実験後に回答していただいた。その内容を以下に示す。

3.1.1 実験前アンケート

実験前アンケートは 4 問で設問されており、実験を始める前に被験者に回答していただいた。その内容を以下に示す。

- 1) 今、ストレスを感じていますか？
- 2) 今、ゲームをしたいと感じていますか？
- 3) 本日お薬を飲んでいますか？
- 4) 本日喫煙をしていますか？

設問 1), 2) に関しては「1：感じない」～「5：感じる」の 5 段階で評価をした。また、服用

している薬や喫煙の有無に関しての確認も行った。

3.1.2 実験中アンケート

実験中アンケートは 3 問で設問されており、生体情報を測定したタイミングでアンケートにも回答していただいたため計 8 回回答していただいた。また実験中になるべく被験者に余分なストレスをかけないようにシンプルかつ少ない質問数にした。その内容を以下に示す。

- 1)ここまでゲームに集中していたと感じますか？
- 2)現在ストレスを感じますか？
- 3) (中断中のみ回答) 現在ゲームをしたいと感じていますか？

全設問で「1：感じない」～「5：感じる」の 5 段階で評価をした。

3.1.3 実験後アンケート

実験後アンケートはすべての計測が終わった後に回答していただいた。スマートフォンゲームの強制中断以外のストレスなどについて把握するための設問も取り入れた。その内容を以下に示す。

1. ゲーム中は集中していましたか？
2. 現在ストレスを感じますか？
3. 今回スマホ操作時に強制中断が 300 秒ありましたが、実際の時間と比べて短く感じましたか？逆に長く感じましたか？
4. 中断されて早く再開したいと思いましたか？
5. 中断されてイライラしたりストレスを感じたりしましたか？
6. (該当者のみ) ストレスを感じなかった方は、どれくらいの中断時間だったらストレスを

感じると思いますか？

7. 実験中にスマホ使用の中断以外にストレスを感じることはありましたか？

8. (該当者のみ) 上記設問にて「ある」と答えた方は差し支えなければ以下の欄に記入してください.

設問 1. 2. 5. に関しては「1：感じない」～「5：感じる」の5段階で評価をした.

設問 3. に関しては「1：短く感じた」～「5：長く感じた」の5段階で評価をした.

設問 4. に関しては「1：思わなかった」～「5：思った」の5段階で評価をした.

設問 6. に関してはストレスを感じると思う時間を記入していただくか, 「そもそもストレスを感じないと思う」の2択にした.

設問 7. に関しては「ある」「ない」の2択で回答していただいた.

設問 8. に関しては「暑い」「寒い」「慣れない環境で落ち着かない」「椅子や机が合わない」

「空腹」「長時間座って疲れた」「目が疲れた」「機材装着の不快感」「その他 (自由記述)」

で回答していただいた.

3.2 結果・考察

3.2.1 アンケート解析

低依存群と高依存群における「ストレスを感じているか？」の回答結果をそれぞれ表 3.1, 3.2 に示す.

表 3.1 低依存群 「ストレスを感じているか？」の回答結果

低依存 群 ID	実験前	ゲーム 時 1	ゲーム 時 2	ゲーム 時 3	ゲーム 時 4	ゲーム 時 5	強制中 断時 1	強制中 断時 2	強制中 断時 3
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	3	1	1	1	1	1	1	3	2
4	1	2	3	1	2	2	2	2	2
5	3	3	3	3	4	3	4	3	4
7	1	1	1	1	1	2	3	4	4
8	1	2	2	1	1	2	1	2	1
13	1	1	3	2	1	1	1	2	2
14	1	1	2	2	2	2	3	4	3
20	1	1	2	2	2	1	2	1	3
22	4	2	3	3	3	3	2	3	4
26	1	2	1	1	1	1	1	1	2
27	1	3	2	2	2	2	2	4	4
29	2	3	4	4	4	4	4	5	5
33	3	4	3	2	3	2	2	2	2
36	1	2	2	2	2	2	3	3	3
平均	1.7	1.9	2.2	1.9	2.0	1.9	2.1	2.7	2.8

表 3.2 高依存群 「ストレスを感じているか？」の回答結果

高依存 群 ID	実験前	ゲーム 時 1	ゲーム 時 2	ゲーム 時 3	ゲーム 時 4	ゲーム 時 5	強制中 断時 1	強制中 断時 2	強制中 断時 3
2	2	3	2	3	2	3	3	2	3
6	4	2	3	1	2	2	2	2	2
10	3	3	2	2	2	2	2	3	3
11	1	1	4	4	3	3	2	1	1
16	1	1	1	1	1	1	2	2	3
17	1	2	2	2	2	2	3	2	2
18	3	3	3	2	2	2	3	3	3
19	2	1	4	2	3	3	2	2	3
21	1	1	1	2	1	1	3	3	3
23	1	2	3	3	2	2	3	3	3
24	2	2	2	2	2	2	2	2	2
28	1	1	1	1	1	1	1	1	1
31	2	4	3	2	3	2	2	2	2
34	1	2	2	2	2	3	3	4	4
35	4	3	2	2	1	2	3	4	4
平均	1.9	2.1	2.3	2.1	1.9	2.1	2.4	2.4	2.6

「ストレスを感じているか」という質問に対して、表 3.1, 3.2 の「ゲーム時(1-5)」と「強制中断時(1-3)」を比較すると低依存群と高依存群の両者において強制中断前後で主観的ストレスの上昇がみられた。表 3.1, 3.2 の最下部に記述した「平均」の実験前の主観的ストレスと強制中断時の主観的ストレスの差において、低依存群では 0.83, 高依存群では

0.57 であった。低依存群の方が強制中断による主観的ストレスの上昇が高く見られたが、高依存群は実験前の主観的ストレスがもともと高いため、低依存群よりもストレスを感じやすいと言える。

次に、「ゲームをしたいと感じているか？」の低依存群と高依存群の回答結果を表 3.3, 3.4 に示す。

表 3.3 低依存群 「ゲームをしたいと感じているか？」の回答結果

低依存 群 ID	実験前	強制中断時 1	強制中断時 2	強制中断時 3
1	1	4	4	4
3	4	5	3	5
4	1	2	3	3
5	2	3	3	2
7	1	3	4	4
8	3		4	3
13	1	2	2	2
14	2	4	3	2
20	4	3	3	3
22	1	5	4	5
26	3			
27	2	3	4	4
29	4	3	5	5
33	1	2	2	2
36	2	4	4	4
平均	2.1	3.3	3.4	3.4

表 3.4 高依存群 「ゲームをしたいと感じているか？」の回答結果

高依存 群 ID	実験前	強制中断時 1	強制中断時 2	強制中断時 3
2	4	4	4	3
6	2	4	4	3
10	2	4	5	4
11	3			3
16	3	5	4	4
17	4	5	4	4
18	3			
19	2	3		4
21	4	5	4	4
23	3	3	4	2
24	2	4	4	3
28	1	2	2	1
31	4	5	5	5
34	3	4	5	5
35	3	5	3	4
平均	2.9	4.1	4.0	3.5

「ゲームをしたいと感じているか？」という質問に対して、「実験前」の「平均」の結果では低依存群と高依存群はそれぞれ 2.1 と 2.9 であり高依存群の方がゲームをしたいという傾向が見られた。また、「強制中断時(1-3)」の「平均」の 3 つの平均値においても、低

依存群と高依存群でそれぞれ 3.37 と 3.87 であり、高依存群の方がゲームをしたいという傾向が見られた。

高依存群と低依存群において、実験前と強制中断時の「主観的ストレス度合」と「ゲームをしたいか？」という回答結果の相関を求めた。その結果を表 3.5 に示す。

表 3.5 「ストレス度合」と「ゲームをしたいか」の相関

相関係数	実験前	強制中断時
低依存群	-0.0192	0.232
高依存群	-0.222	0.455

表 3.5 より、高依存群の強制中断時において、「ストレス度合」と「ゲームをしたいか」の相関が 0.455 となり軽い相関がみられた。したがって高依存群はゲームができないことによりストレスを感じ、ゲームを早く再開したいと感じていることが言える。

3.2.2 生体情報における低依存群と高依存群の差別化

次に生体情報において低依存群と高依存群でどのような差があるのかを見ていく。生体情報はアミラーゼ、最高血圧、最低血圧でありそれらの強制中断時とゲーム時の平均値の差分で解析をした。差分は強制中断時の値からゲーム時の値を引いた値を用いた。またアミラーゼに関しては、第 1 章 3 節の「関連研究・関連技術」で述べたアミラーゼの変化率においても言及する。最後に機械学習によりゲーム時と強制中断時の生体情報の差分とゲーム実績を用いて、低依存群と高依存群のクラスタリングが可能かどうか解析し、機械学習による高依存群と低依存群の推定も行った。

まずアミラーゼにおいて低依存群と高依存群の強制中断時とゲーム時の差分の結果をそれぞれ図 3.5, 3.6 に示す。

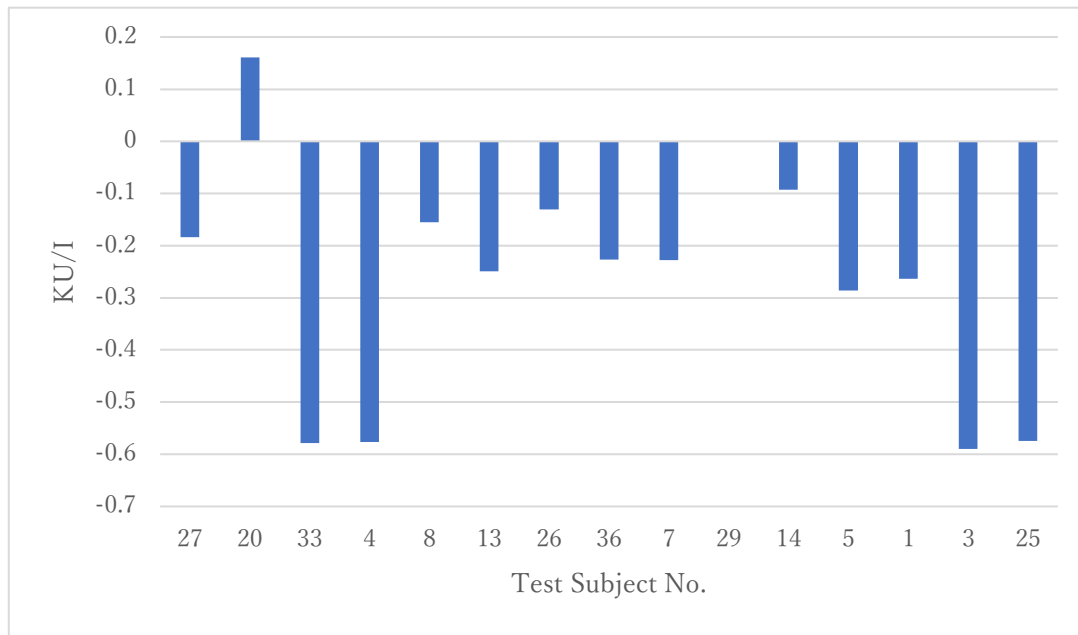


図 3.5 低依存群 アミラーゼの差分

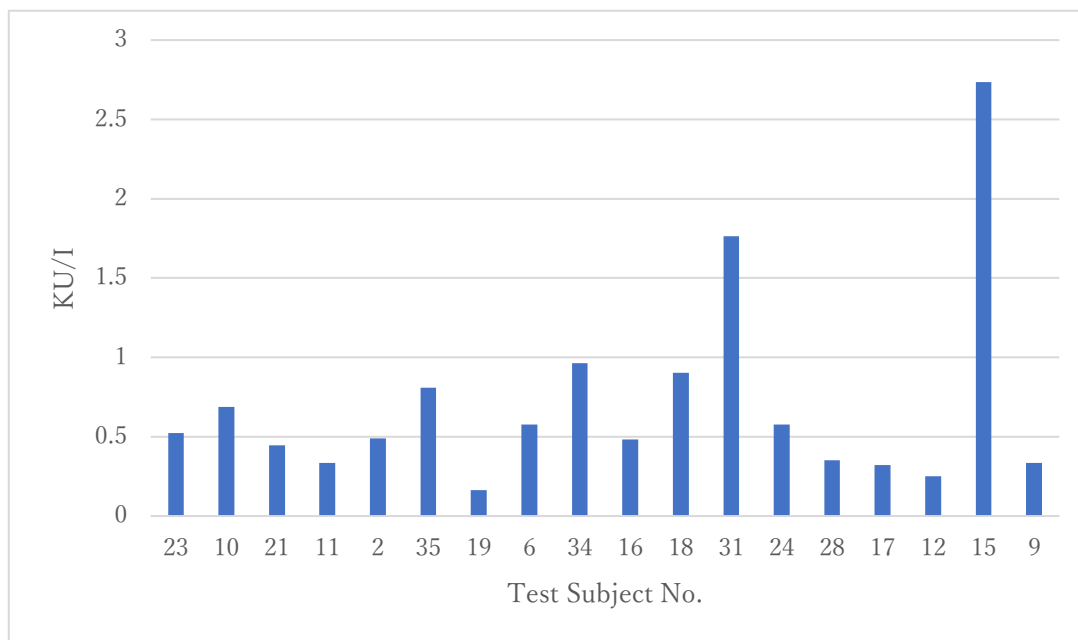


図 3.6 高依存群 アミラーゼの差分

図 3.5, 3.6 より低依存群は被験者 20 を除いて強制中断によりアミラーゼ値が低くなり、高依存群は被験者全員が強制中断によりアミラーゼ値が高くなった。アミラーゼは値が大きいほどストレスがかかっていることを考慮すると、低依存群は強制中断によりストレス

が緩和し、高依存群は強制中断によりゲームができないことによるストレスがかかっていると言える。

次に、最高血圧の差分における低依存群と高依存群の結果を図 3.7, 3.8 に示す。

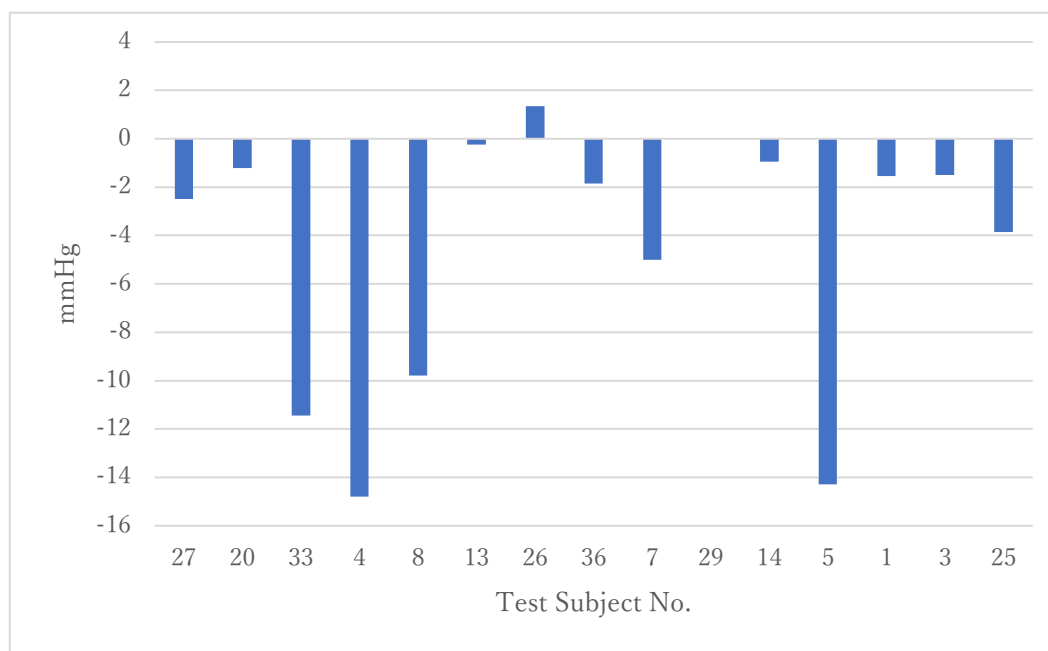


図 3.7 低依存群 最高血圧の差分

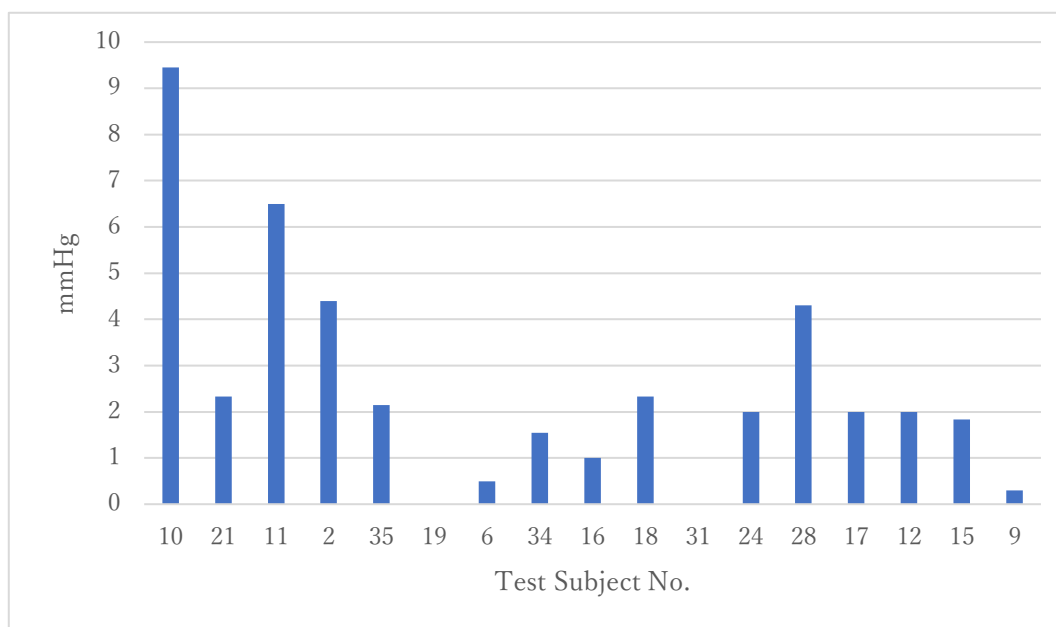


図 3.8 高依存群 最高血圧の差分

図 3.7, 3.8 より低依存群は被験者 26 を除いた全員が強制中断により最高血圧が低くなり，高依存群は全員が強制中断により最高血圧が高くなった．血圧はストレスがかかると上昇し，リラックスすると下降することから，低依存群は強制中断によりリラックスして，高依存群は強制中断によりストレスがかかっていると言える．

次に，最低血圧の差分における低依存群と高依存群の結果を図 3.9, 3.10 に示す．



図 3.9 低依存群 最低血圧の差分

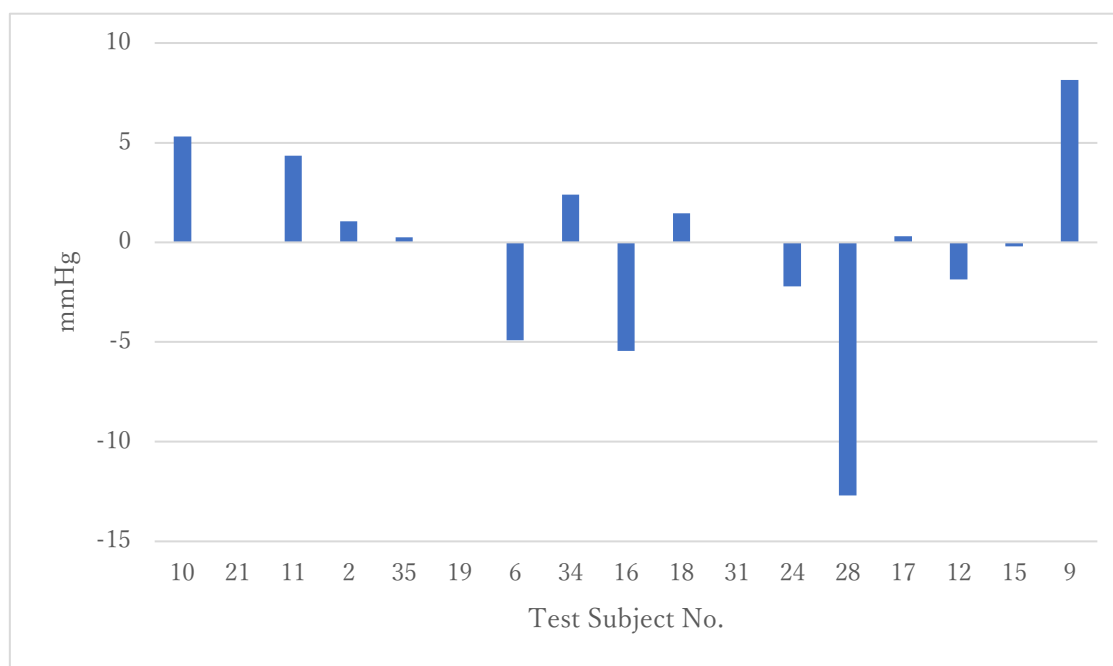


図 3.10 高依存群 最低血圧の差分

図 3.9, 3.10 より低依存群は 67%の被験者が強制中断により最低血圧が下がり，高依存群は 57%の被験者が強制中断により最低血圧が上がっていた．したがって最高血圧ほどではないが，低依存群は強制中断によりリラックスしていて，高依存群は強制中断によりストレスがかかっていることが言える．

次に，唾液アミラーゼ活性の変化率について，低依存群と高依存群の結果をそれぞれ図 3.11, 3.12 に示す．

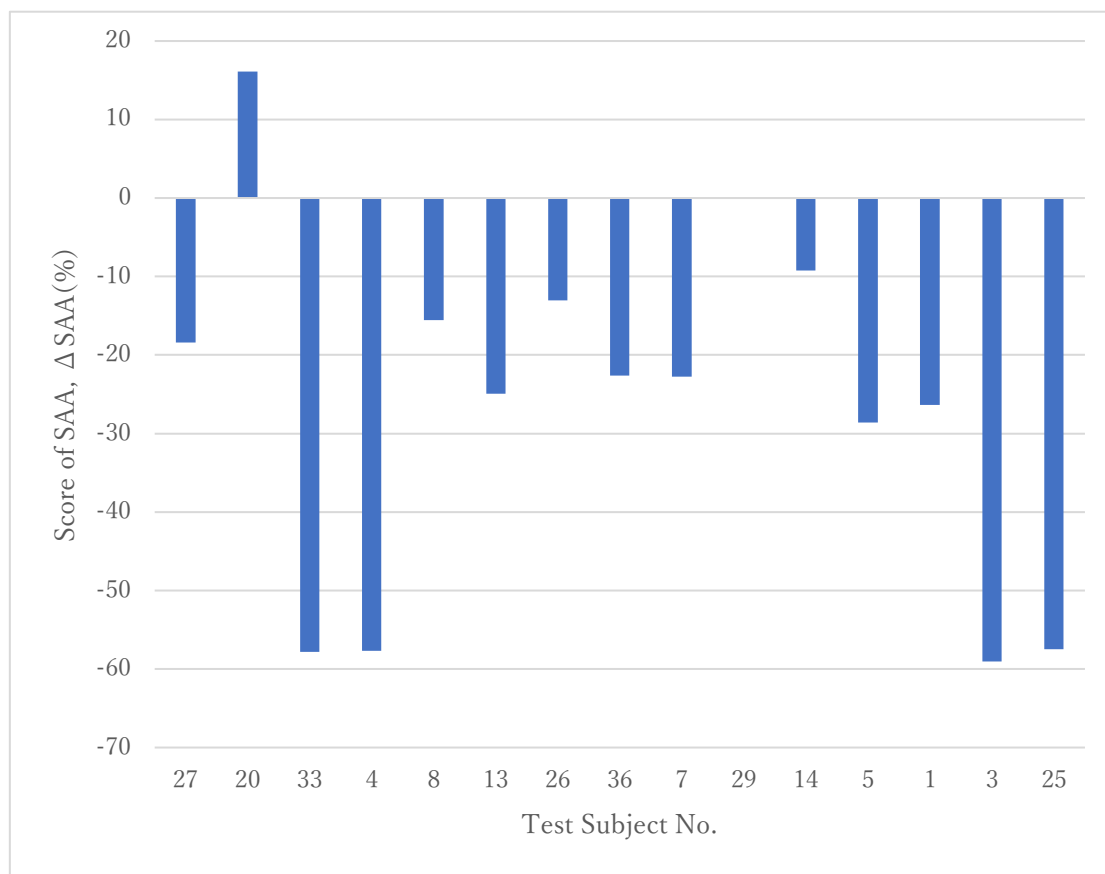


図 3.11 低依存群 唾液アミラーゼ活性の変化率

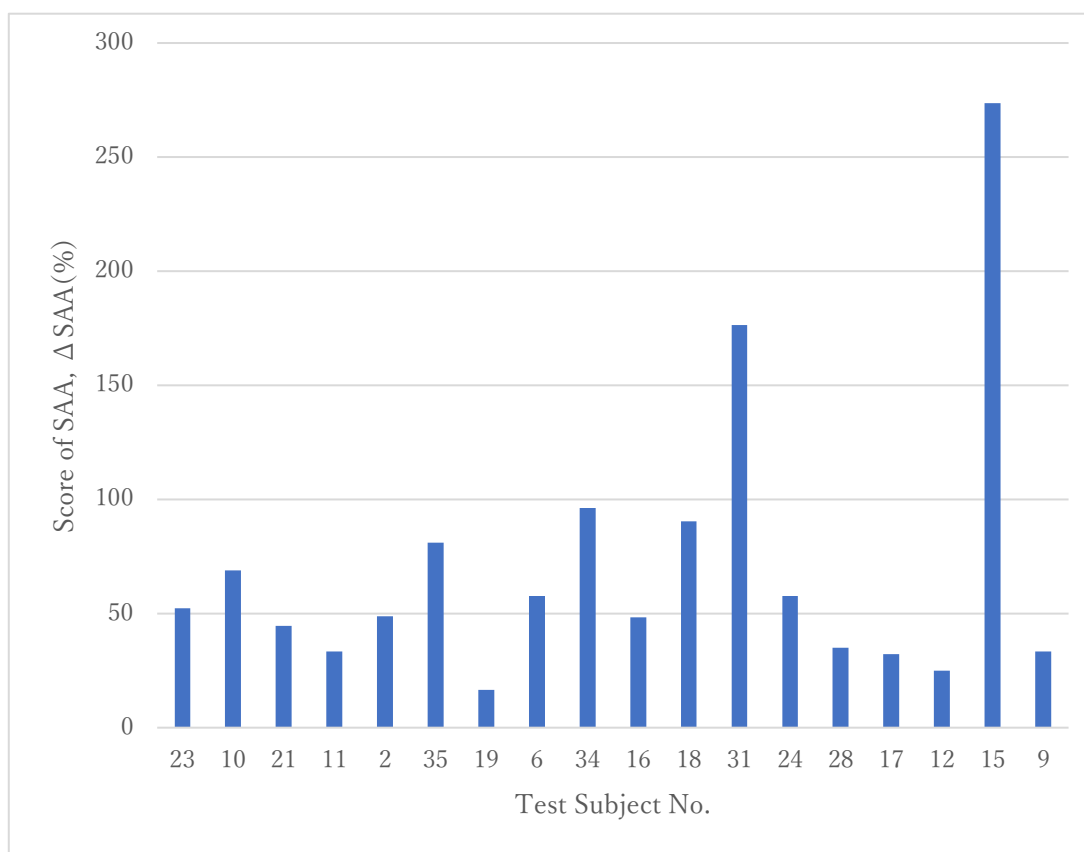


図 3.12 高依存群 唾液アミラーゼ活性の変化率

第 1 章 3 節より、唾液アミラーゼ活性の変化率がおおよそ-10%から-30%になる場合は「精神的なストレスが与えられ、かつ快適なストレス状態である」と考えられ、おおよそ 25%から 100%の場合は「精神的なストレスが与えられ、かつ不快なストレス状態である」となる。これらを考慮すると、低依存群では被験者 20 を除くほとんどが-10%以下になっているため「快適なストレス状態」であると考えることができる。高依存群では被験者 19 を除いた全員の変化率が 25%以上になっているため「不快なストレス状態」であると考えることができる。これらのように唾液アミラーゼ活性の変化率においても低依存群と高依存群の差別化が可能であることが分かった。

以上の事から生体情報毎に低依存群と高依存群の差別化が可能であることが分かったため、次は生体情報に加えてゲーム実績を追加して依存群ごとの差別化が可能かどうかを言

及していく．クラスタリングを行うにあたり「アミラーゼ差分，最高血圧差分，最低血圧差分，ゲーム実績」を説明変数として「低依存群 or 高依存群」を目的変数として主成分分析と RBF カーネルを用いて解析を行った．その結果を以下の図 3.13 に示す．

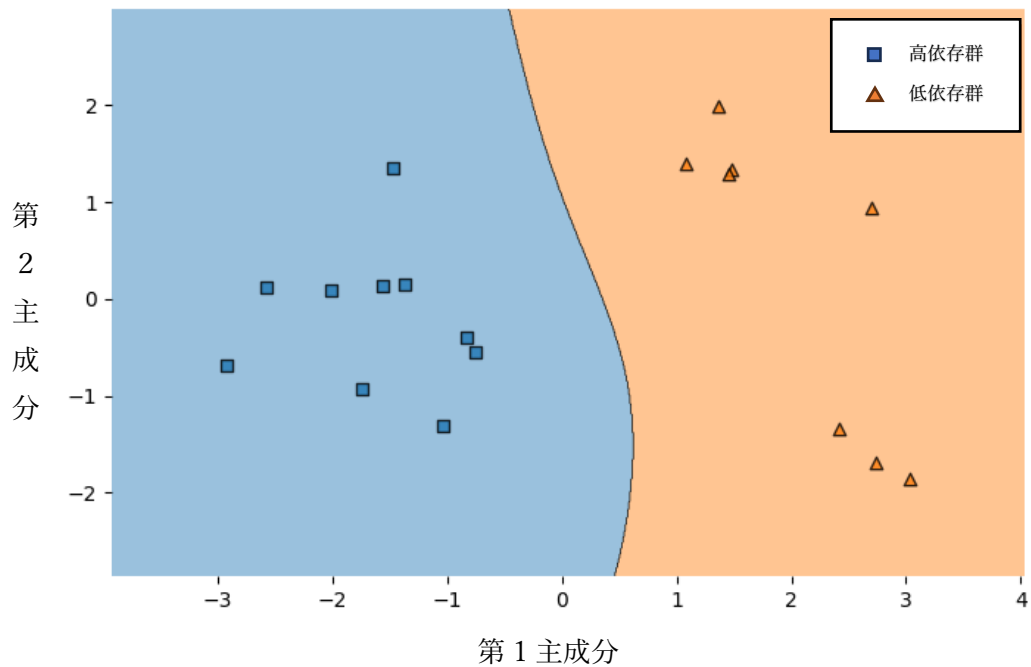


図 3.13 依存群別のクラスタリング結果

図 3.13 は説明変数であるゲーム実績，アミラーゼ，最高血圧，最低血圧のそれぞれの差分を主成分分析により次元削除を行い第 1 主成分と第 2 主成分を抽出した．これらの結果から低依存群と高依存群が一目で分類できている様子が確認できた．また，これらのデータを用いて決定木，ロジスティック回帰，多層パーセプトロンで正解率を算出した結果を以下の表 3.6 に示す．

表 3.6 機械学習による正解率の算出結果

機械学習	正解率
決定木	1
ロジスティック回帰	1
多層パーセプトロン	0.89

これらの結果からゲーム実績とアミラーゼの差分, 最高血圧の差分, 最低血圧の差分から低依存群と高依存群の差別化ができることが確認できた.

3.2.3 主観的ストレスの推定

これまでで生体情報とゲーム実績から低依存群と高依存群の差別化が可能なが分かった. 本項では, ロジスティック回帰を用いて正解率の算出を行った. 強制中断前後のアンケートで得られた「ストレスの上昇値」を目的変数とし, 説明変数として「ゲーム実績, アミラーゼの差分, 最高血圧の差分」を用いた. 説明変数であるゲーム実績, アミラーゼの差分, 最高血圧の差分を 3 次元グラフで表したものを図 3.14 に示す.

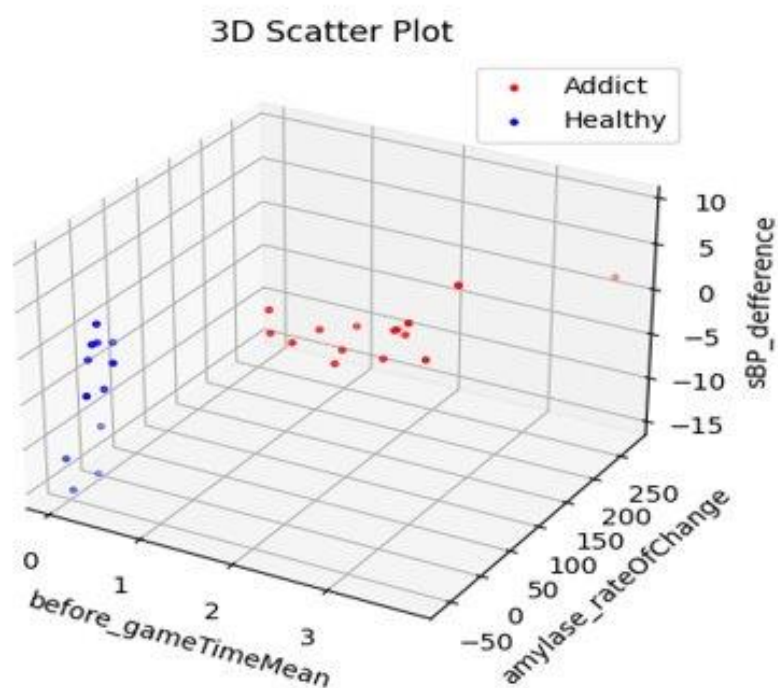


図 3.14 特徴量の 3 次元グラフ

ロジスティック回帰で正解率を算出したところ 0.64 となった。精度がいいとは言えないがおおよその推定は可能であると考えた。精度があまり上がらなかった原因として、アンケートが主観的なものであり、すべて同じ値を記入していた被験者などもいたため精度が落ちてしまったと考えられる。また、生体情報がとれていなかった被験者は解析時に省いたため、データ数が少なくなってしまったことが挙げられる。

第4章 脳波・発汗を含めたゲーム依存者の推定実験

4.1 実験内容

本実験では、スマートフォンゲーム依存として疑われる高依存群の方と依存していない低依存群の方を対象に実験した。被験者に好きなスマートフォンゲームをしていただき、ゲーム時の生体情報とゲーム強制中断時の生体情報を測定し、比較・検討を行った。測定した生体情報は前章で測定した唾液アミラーゼ、血圧のほかに脳波と発汗量も加えて実験をした。被験者は20代の男女11名（高依存群：5名、低依存群：6名）で、実験を行うにあたり、事前に被験者に実験の内容を確認してもらい、インフォームドコンセントを得た。前章での「実験後アンケート」の結果で「実験時間が長いことによるストレスがあった」との回答が複数あったため、本実験では生体情報の変動が反映される範囲で実験時間を短縮して計65分の測定を行った。実験の流れを図4.1に示す。

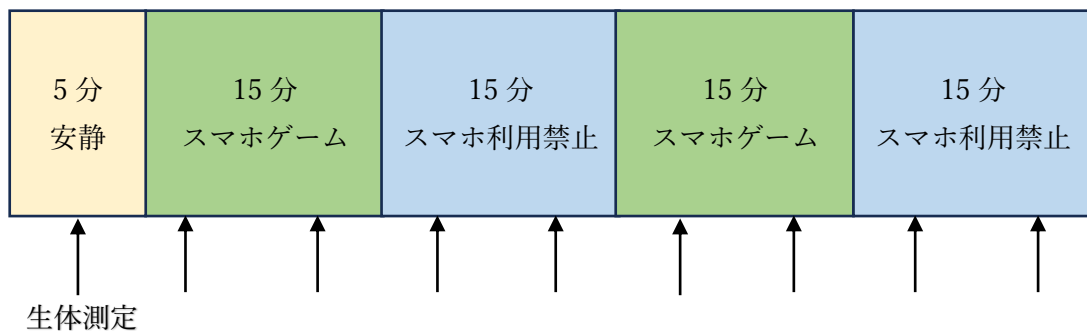


図 4.1 実験の流れ

被験者には実験の2時間前の飲食は禁止とし、あらかじめスマートフォンに入っているゲームまたは入っていない人は事前にゲームを入れてもらい実験に参加してもらった。最初の5分間は安静時間としてスマートフォンを使用禁止とし、落ち着いて過ごしてもらった。安静時間後は15分間スマートフォンでゲームをしてもらい、次の15分間はスマートフォンの使用を禁止させた。さらに15分間スマートフォンでゲームをしてもらい、次の15分間

はスマートフォンの使用を禁止させた。図 4.1 の「生体測定」では血圧と脈拍、アミラーゼの測定を手動で計 9 回行った。スマホゲーム時とスマホ利用禁止時の 15 分間での測定ではそれぞれのタスクが始まって 2 分半後と 10 分後の 2 回ずつ計 4 回の測定をした。脳波と発汗量に関しては実験開始時に測定を開始し、リアルタイムで連続して実験終了後まで測定を行った。測定した機器に関しては、アミラーゼと血圧、脈拍に関しては第 3 章で使用したものと同じ、NIPRO 社の唾液アミラーゼモニターとオムロンヘルスケア株式会社のオムロン上腕式血圧計 HEM-7281 を用いた。脳波の測定には、FUTEK 社のブレインプロ FM-939 を用いた。脳波計の写真を図 4.2 に示す。



図 4.2 使用した脳波計

発汗量の測定には、株式会社 スキノスの可搬型 1CH 発汗計 SMN-1000 を用いた。発汗計の写真を図 4.3 に示す。

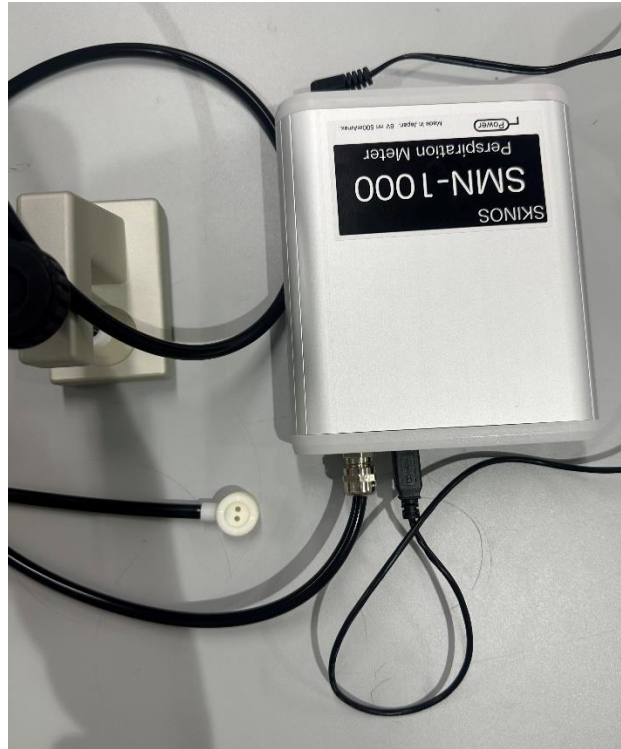


図 4.3 使用した発汗計

被験者に第 2 章に記述した PSS アンケートとスマホゲーム依存を測るアンケートに回答していただき、スマホゲーム依存を測るアンケートの点数が閾値を超えていた場合に高依存群と定義し、超えていなかった場合は低依存群と定義した。被験者毎のアンケート結果を以下の表 4.1 に示す。

表 4.1 被験者毎のアンケート結果

	スマホゲーム依存を測るアンケート	PSS
被験者 1	5	13
被験者 2	4	27
被験者 3	1	5
被験者 4	0	19
被験者 5	5	26
被験者 6	0	10
被験者 7	4	15
被験者 8	0	22
被験者 9	0	23
被験者 10	0	4
被験者 11	4	27

スマホ依存を測るアンケートの閾値は 3 点であるため、高依存群は被験者 1, 2, 5, 7 で低依存群は被験者 3, 4, 6, 8, 9, 10 とした。

4.2 結果・考察

本実験ではスマートフォンゲーム時の生体情報と強制中断時の生体情報を解析し、強制中断時の生体情報の推定を行うことが目的である。1 項では、平均値を用いた強制中断前後の生体情報の差別化が可能であるか求めた。2 項では、t 検定を用いてゲーム時の生体情報と強制中断時の生体情報の平均値の有意差を確認した。3 項では、2 項で有意差が見られた生体情報のパラメータを用いて回帰分析をし、強制中断後の生体情報をゲーム時の生体情報

から推定するモデルの構築を行った。4 項では、構築したモデルと実際の測定値を用いてモデルの性能評価を行った。

4.2.1 高依存群と低依存群の生体情報の差別化

取得したアミラーゼ、最高血圧、最低血圧、脳波、発汗量の強制中断前後における高依存群と低依存群の平均値の結果を以下に示す。

まず、アミラーゼに関して高依存群と低依存群の結果を図 4.4, 4.5 に示す。

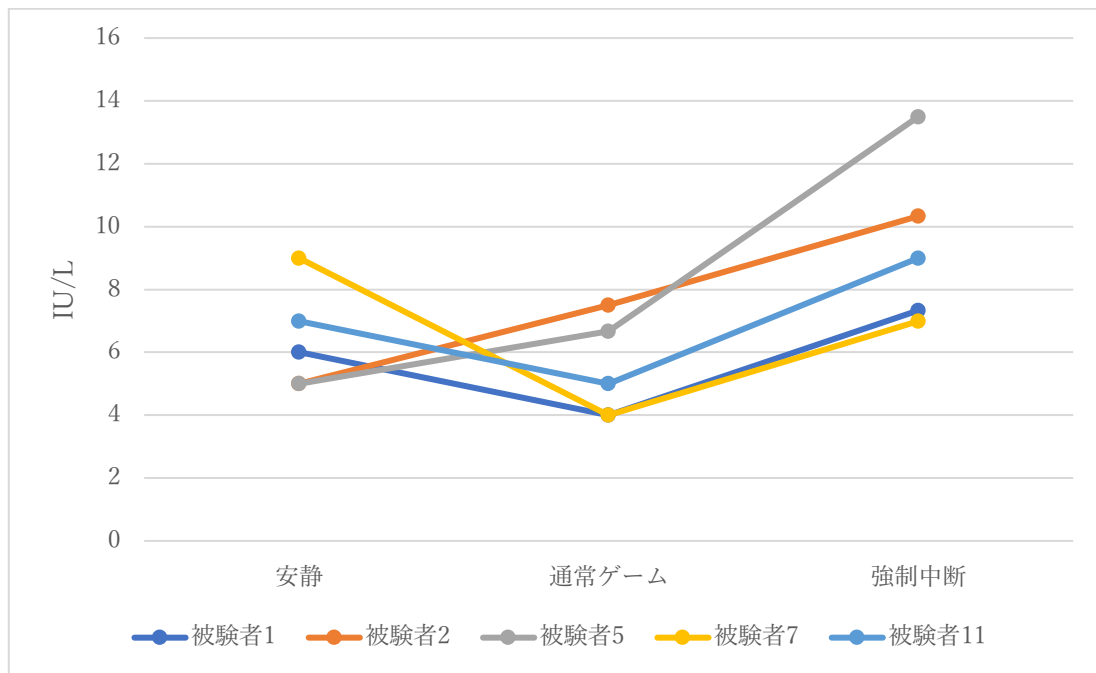


図 4.4 高依存群 アミラーゼのゲーム時・強制中断時の結果

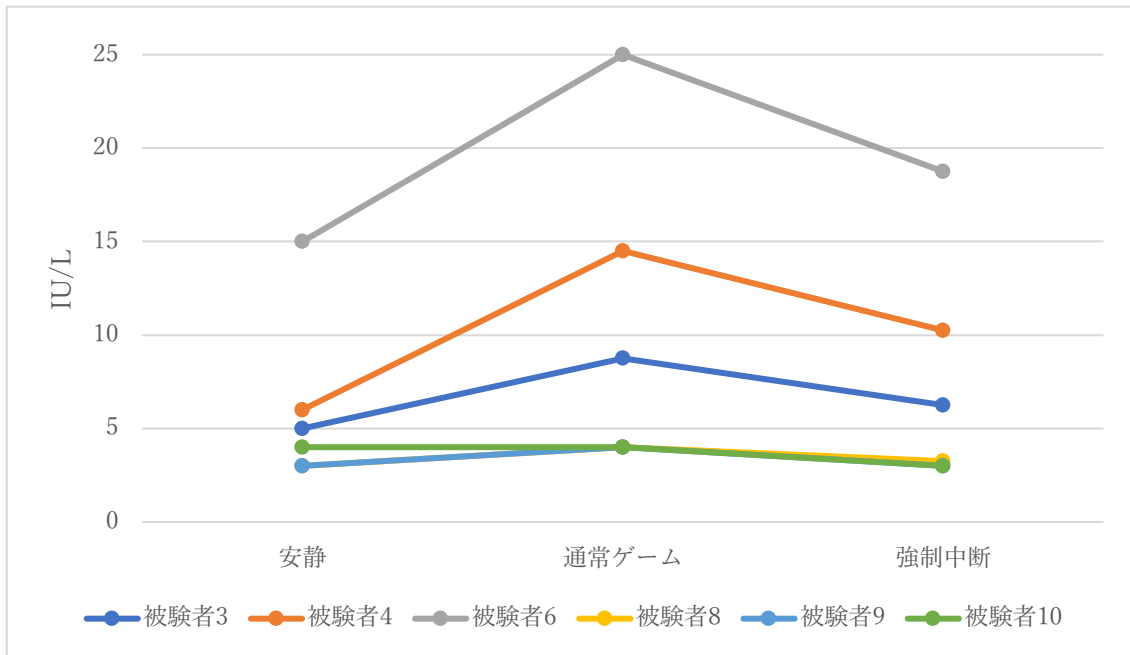


図 4.5 低依存群 アミラーゼのゲーム時・強制中断時の結果

アミラーゼにおいて、高依存群と低依存群の両方でゲーム時と強制中断時に差が見られた。高依存群は、強制中断したことでアミラーゼの値が上昇していることが確認できる。低依存群に関しては、強制中断したことでアミラーゼの値が下降している。これらの結果から、高依存群はゲームを強制中断したことでストレスを感じアミラーゼ値が上昇したのではないかと考えられる。また、低依存群では逆にゲームをしていることにストレスを感じ、強制中断によってストレスが緩和されたのではないかと考えられる。

次に、最高血圧に関して高依存群と低依存群の強制中断前後の結果を図 4.6, 4.7 に示す。

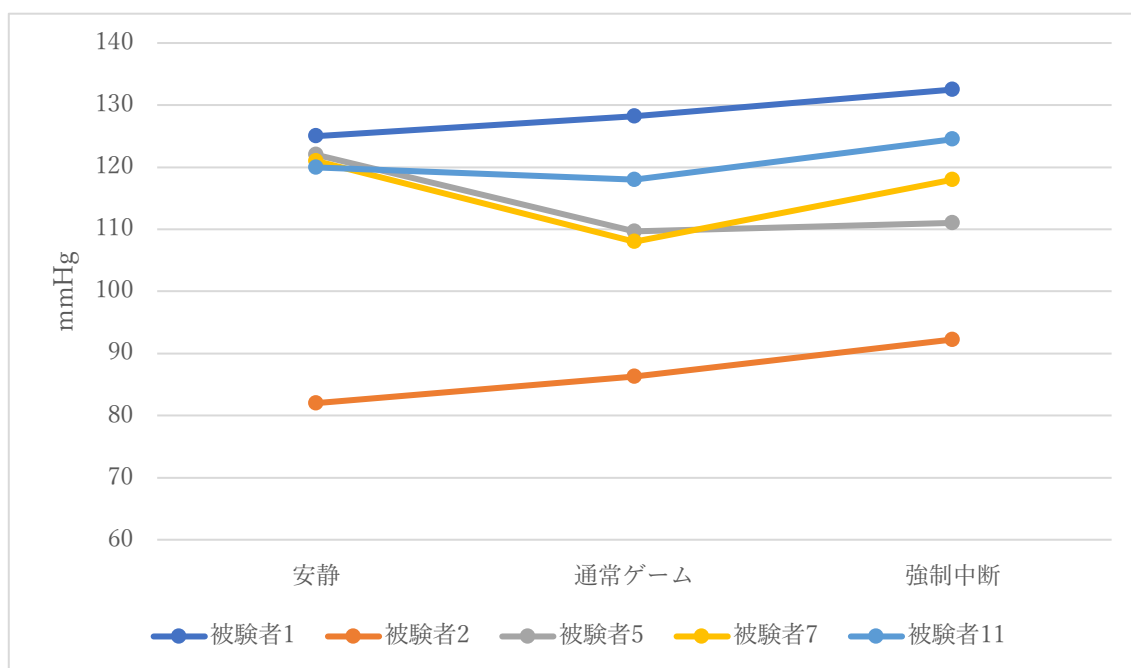


図 4.6 高依存群 最高血圧のゲーム時・強制中断時の結果

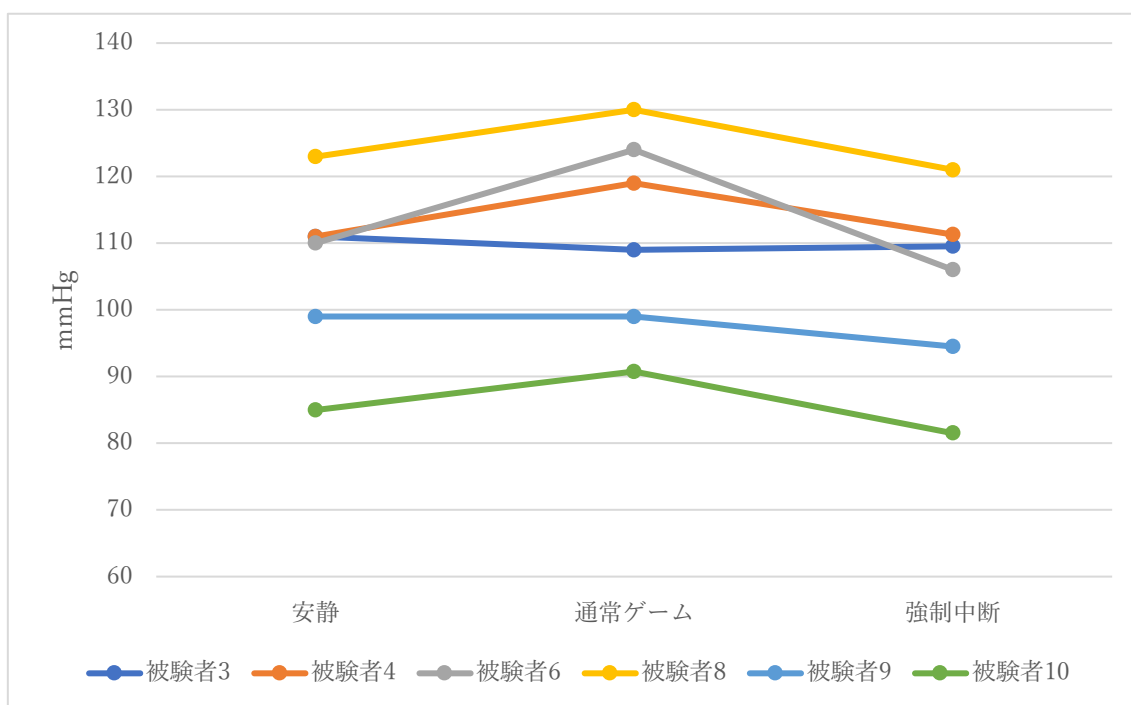


図 4.7 低依存群 最高血圧のゲーム時・強制中断時の結果

最高血圧においても高依存群と低依存群の両方でゲーム時と強制中断時に差が見られた。高依存群では、ゲーム時から強制中断時にかけて最高血圧が上昇し、低依存群ではゲーム

時から強制中断時にかけて最高血圧が下降した。

次に、最低血圧に関して高依存群と低依存群の強制中断前後の結果を図 4.8, 4.9 に示す。

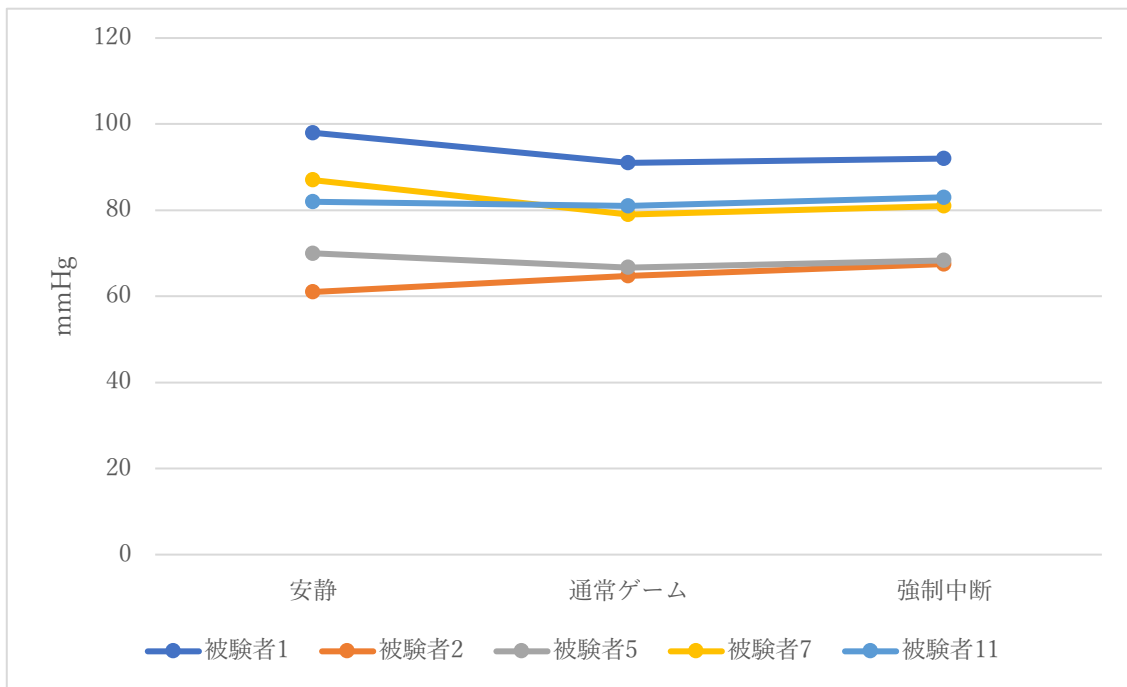


図 4.8 高依存群 最低血圧のゲーム時・強制中断時の結果

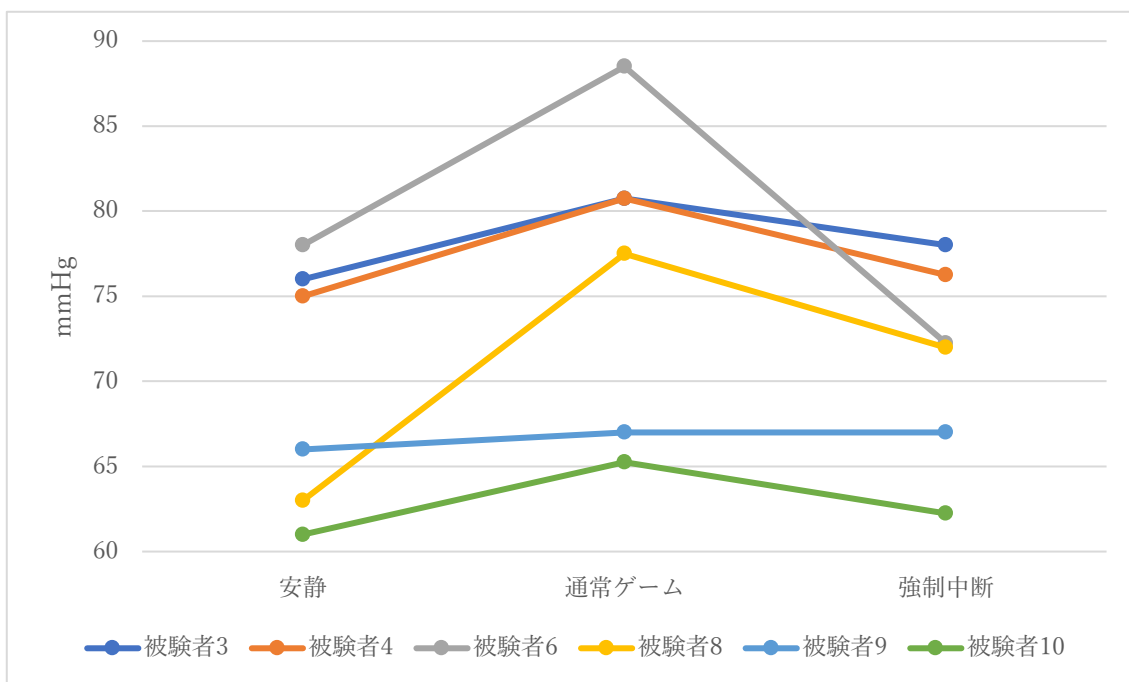


図 4.9 低依存群 最低血圧のゲーム時・強制中断時の結果

最低血圧においても高依存群と低依存群の両方でゲーム時と強制中断時に差が見られた。高依存群ではゲーム時から強制中断時にかけて最低血圧が上昇し、低依存群ではゲーム時から強制中断時に最低血圧が下降した。

次に、脳波に関しては α 波と β 波の振幅 (μV) を算出し、被験者毎のゲーム開始後 1 分間と強制中断後 1 分間の平均値を比較した。 α 波・ β 波の結果を図 4.10, 4.11 に示す。

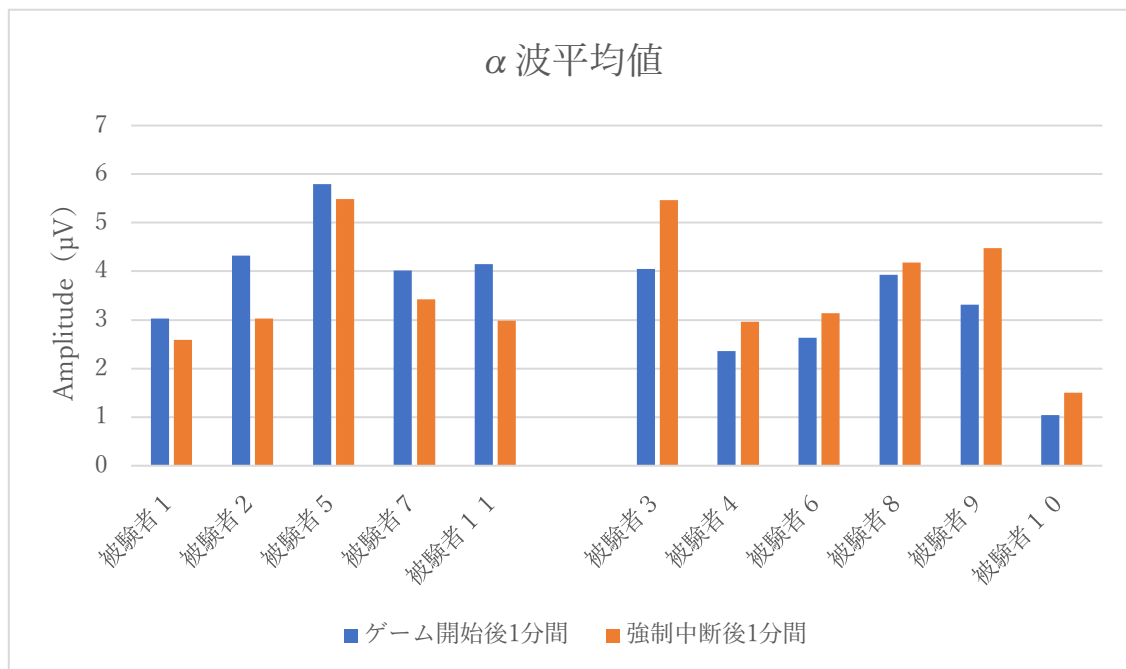


図 4.10 脳波 α 波の振幅

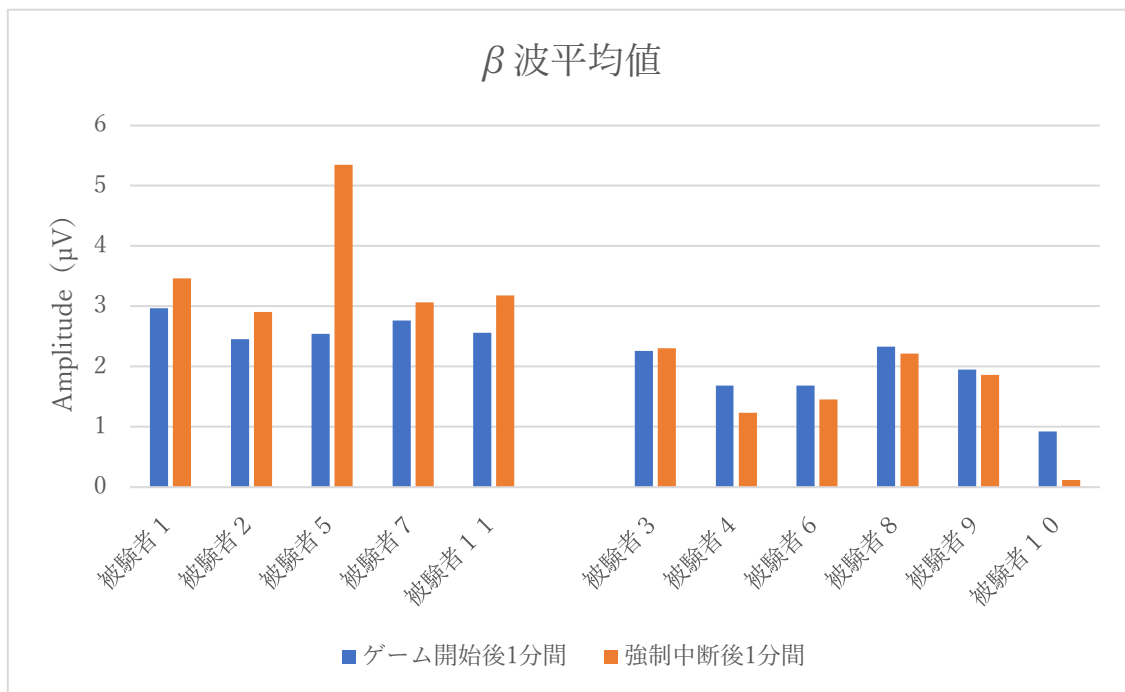


図 4.11 脳波 β 波の振幅

まず初めに図 4.10 の α 波に関して、高依存群である被験者 1, 2, 5, 7 はゲーム開始 1 分後の方が α 波の振幅が大きく、低依存群である被験者 3, 4, 6, 8, 9, 10 は強制中断後 1 分後の方が α 波の振幅が大きかった。 α 波はリラックスしている時に振幅が大きくなるという特徴があるため、高依存群はゲーム時にリラックスしていて、低依存群は強制中断時にリラックスしていることが確認できた。

次に図 4.11 の β 波に関して、高依存群である被験者 1, 2, 5, 7 は強制中断 1 分後の方が β 波の振幅が大きく、低依存群である被験者 3, 4, 6, 8, 9, 10 はゲーム開始 1 分後の方が β 波の振幅が大きくなった。 β 波は、ストレスを感じると振幅が大きくなる特徴があるため、高依存群は強制中断によりストレスを感じ、低依存群はゲーム時にストレスを感じているという結果になった。

次に、発汗量に関して 1 秒ごとの発汗量を加算したものを総発汗量とし、ゲーム開始後 1 分間の総発汗量と強制中断後 1 分間の総発汗量を高依存群と低依存群で比較した。その結

果を図 4.12 に示す。

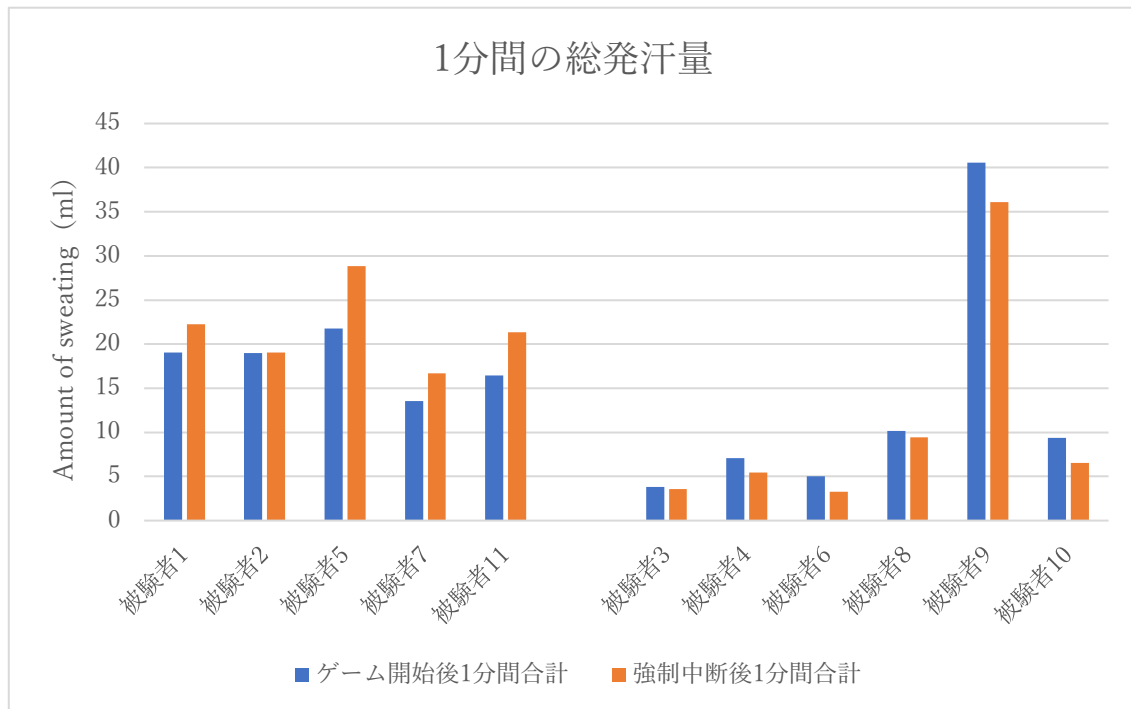


図 4.12 発汗量の比較

発汗量に関して、高依存群である被験者 1, 2, 5, 7 は強制中断後の総発汗量が多くなった。低依存群である被験者 3, 4, 6, 8, 9, 10 はゲーム開始後の総発汗量が多くなっていることが確認できる。発汗量はストレスや感情の変化などによって多くなるため、高依存群は中断されたことによるストレスを感じ、低依存群はゲームをしていることによるストレスを感じていると言える。

4.2.2 2 標本 t 検定による平均値の比較

本項では、ゲーム時と強制中断時に取得した生体情報毎の平均値の差が有意なものかどうかを判断した。同一の被験者のゲーム時と強制中断時の生体情報の比較を行ったため、対応のある t 検定を用いて比較を行った。また、ゲームの強制中断により測定値が増えたり（上昇したり）、減ったり（下降したり）する可能性があるため、両側検定による比較を

おこなった。以下に、帰無仮説と対立仮説を示す。

帰無仮説：ゲームの強制中断によって生体情報に差がある

対立仮説：ゲームの強制中断によって生体情報に差がない

また、有意水準は5%として検定を行った。

まずは高依存群における生体情報毎の t 検定の結果を表 4.2 に示す。

表 4.2 高依存群における生体情報毎の t 検定結果

高依存群	アミラーゼ	最高血圧	最低血圧	α 波	β 波	発汗量
t 値(絶対値)	5.43	3.95	6.65	3.86	1.99	3.12
境界値	2.78	2.78	2.78	2.78	2.78	2.78
P 値	0.0056	0.017	0.0027	0.018	0.12	0.035

まず、検定によって算出された検定統計量（t 値）と境界値を比較すると、アミラーゼ、最高血圧、最低血圧、 α 波、発汗量において t 値が棄却域に入っている。 β 波においては t 値が棄却域に入っていないことが確認できる。また β 波の P 値は 0.12 であり、有意水準である 5%の棄却域に入っていないことが確認できる。これらの結果からアミラーゼ、最高血圧、最低血圧、 α 波、発汗量の帰無仮説は棄却され、「有意差が認められる」という結果になった。つまり、これらの生体情報では、ゲームの強制中断によって生体情報に差が見られたと言える。逆に β 波に関しては、帰無仮説が棄却できておらず、帰無仮説が正しいとなる。つまり、 β 波はゲームの強制中断によって生体情報に差がなかったと言える。

次に低依存群における生体情報毎の t 検定の結果を表 4.3 に示す。

表 4.3 低依存群における生体情報毎の t 検定結果

高依存群	アミラーゼ	最高血圧	最低血圧	α 波	β 波	発汗量
t 値(絶対値)	2.90	3.20	2.31	3.95	2.16	3.09
境界値	2.57	2.57	2.57	2.57	2.57	2.57
P 値	0.034	0.024	0.069	0.011	0.083	0.027

検定によって算出された検定統計量（t 値）と境界値を比較すると、アミラーゼ、最高血圧、 α 波、発汗量において t 値が棄却域に入っている。最低血圧と β 波においては t 値が棄却域に入っていないことが確認できる。これらの結果からアミラーゼ、最高血圧、 α 波、発汗量の帰無仮説は棄却され、「有意差が認められる」という結果になった。つまりこれらの生体情報では、ゲームの強制中断によって生体情報に差が見られたと言える。逆に最低血圧と β 波に関しては、帰無仮説が棄却できておらず帰無仮説が正しいとなる。つまり、最低血圧と β 波はゲームの強制中断によって差がなかったと言える。

以上の結果から、ゲーム時と強制中断時に取得した生体情報毎の平均値の差が有意なものかどうかを判断したが、高依存群ではアミラーゼ、最高血圧、最低血圧、 α 波、発汗量で有意差が見られ、低依存群ではアミラーゼ、最高血圧、 α 波、発汗量で有意差が見られた。本項で有意差の見られた生体情報を以降の項で使っていく。

4.2.3 回帰分析によるモデルの構築

本項では 2 項で有意差が見られた生体情報のパラメータを用いて回帰分析をし、強制中断後の生体情報をゲーム時の生体情報から推定するモデルの構築を行った。日常生活において生体情報を測定する際にゲーム時の生体情報測定は可能だが、強制中断している時の生体情報は測定不可能であるため、ゲーム時の生体情報から強制中断された時の生体情報を予測できれば、ストレスの推定をより正確にできると考えた。

今回は単回帰分析により、生体情報毎に強制中断前の値から強制中断後の値を推定した。重回帰分析による生体情報間の関係についても解析しようとしたが、重回帰分析では本来総データ数÷15（個）の説明変数が適切なため、今回は単回帰分析による解析を行った。構築したモデルの評価指標として、決定係数と有意 F を用いた。決定係数とは、推定された回帰式が実際のデータにどれだけ当てはまっているかを示す指標で 0～1 の値をとり、1 に近いほど当てはまりがよいと言える。また、有意 F とは回帰分析に使用した説明変数の組み合わせに意味はない確率を表し、有意 F の値が小さければ小さいほど、「偶然の可能性が低い」、いわゆる、「意味のある回帰式を得られた」ということになる。

高依存群の生体情報毎の構築モデルと評価指標を以下の表 4.4 に示す。

表 4.4 高依存群における生体情報毎の構築モデルと評価指標

高依存群	モデルの式	決定係数(R2)	有意 F
アミラーゼ	$y = 1.34x + 2.13$	0.65	0.04
最高血圧	$y = 0.96x + 9.53$	0.96	0.004
最低血圧	$y = 0.95x + 5.13$	0.99	3.08E-05
α 波	$y = 1.06x - 1.03$	0.93	0.02
発汗量	$y = 1.32x - 0.04$	0.76	0.048

表 4.4 の「モデルの式」に示した y は強制中断時の生体情報の値で、x はゲーム時の生体情報の値である。

決定係数を見ると、アミラーゼ、発汗量においてはそれぞれ 0.65, 0.76 でモデルの当てはまりが良かった。また最高血圧、最低血圧、 α 波においては決定係数がそれぞれ、0.96, 0.99, 0.93 となり、モデルの当てはまりが非常に良かった。

有意 F においても、すべての生体情報で 0.05 以下になっているので、偶然の可能性が低く、

意味のある回帰式を得られたと言える。

次に、低依存群の生体情報毎の構築モデルと評価指標を以下の表 4.5 に示す。

表 4.5 低依存群における生体情報毎の構築モデルと評価指標

低依存群	モデルの式	決定係数(R2)	有意 F
アミラーゼ	$y = 0.74x - 0.004$	0.99	1.83E-06
最高血圧	$y = 0.84x + 9.64$	0.83	0.01
α 波	$y = 1.18x + 0.22$	0.91	0.002
発汗量	$y = 0.91x - 0.013$	0.99	7.47E-06

低依存群は、2 項で有意差の見られたアミラーゼ、最高血圧、 α 波、発汗量に関して回帰分析を行った。決定係数を見ると、すべての生体情報でモデルの当てはまりが非常によく、有意 F についてもすべての生体情報で 0.05 以下になっているので、意味のある回帰式を得られた。

4.2.4 モデルの性能評価

本項では、構築したモデルと実際の測定値を用いてモデルの性能評価を行った。方法として、生体情報毎に推定したモデルの予測値と実験の測定値との間の誤差を評価する MSE, RMSE, MAE を機械学習 (python) により算出した。また、構築したモデルの評価を行うために、本実験での測定値だけでなく、第 3 章の実験の測定値を使用した評価も本項で後述する。

まずは高依存群における生体情報毎に推定したモデルの予測値と実際の測定値の MSE, RMSE, MAE の結果を表 4.6 に示す。

表 4.6 高依存群における予測値と測定値の MSE, RMSE, MAE

高依存群	MSE	RMSE	MAE
アミラーゼ	0.532	0.730	0.723
最高血圧	5.341	2.311	1.868
最低血圧	0.259	0.509	0.393
α 波	16.894	4.11	4.039
発汗量	0.00534	0.0731	0.0590

MSE は予測値と実測値の差を 2 乗しその平均を取ったもので値が小さいほど予測の精度が高いことを示している. RMSE は MSE の平方根を取ったもので MSE と同じく予測値と実測値の差を表すが実際のデータの単位に戻すため直感的に理解しやすい. MAE は予測値と実測値の絶対値の差の平均を取ることで MSE や RMSE より外れ値に対する影響が少なくなる. これらを考慮すると, アミラーゼの RMSE は 0.730 であるため, アミラーゼの予測値と実測値の差の平均は 0.730 [IU/L] となるため, 高い精度でモデルの推定が出来ていると言える. また MAE を見ても 0.723 であり, RMSE と近い値であるため, 外れ値が少なくモデルが全体的に一貫した予測を行えている. 最高血圧においては, MSE を見ると 13.982 となり, 他と比べて精度が低く見えるが, RMSE は 3.739 であるので, 推定値と実測値の平均の差が 3.739 [mmHg] ということを考えるとそこまで精度が低いとは言えない. 最低血圧, 発汗量に関しては RMSE の値がそれぞれ 0.509 と 0.0731 であり, MAE の値も近い値であるので外れ値が少なくモデルが一貫して予測を行えていて, 高い精度で推定できたと言える.

次に, 低依存群における生体情報毎に推定したモデルの予測値と実際の測定値の MSE, RMSE, MAE の結果を表 4.7 に示す.

表 4.7 低依存群における予測値と測定値の MSE, RMSE, MAE

低依存群	MSE	RMSE	MAE
アミラーゼ	0.288	0.537	0.517
最高血圧	87.333	9.345	8.931
α 波	0.0674	0.260	0.232
発汗量	0.000421	0.0205	0.0188

低依存群においては、アミラーゼ、 α 波、発汗量の RMSE はそれぞれ、0.537, 0.260, 0.0205 であり、MAE もそれぞれ、0.517, 0.232, 0.0188 と高い精度かつ外れ値が少なくモデルが全体的に一貫した予測を行えていると言える。しかし、最高血圧に関しては MSE が 87.333 となっているため、各データの予測値と実測値に大きな誤差があると言える。

今までは、構築したモデルの予測値と本実験で得られた実測値を用いて精度の評価を行っていたが、ここからは第 3 章で得られた結果を用いてモデルの評価を行う。第 3 章の実験では実験の構成や取得した生体情報などは本章の実験とは異なるが、スマートフォンゲーム時と強制中断時のアミラーゼと血圧を測定した点では同じである。したがって、第 3 章の実験で得られたスマートフォンゲーム時と強制中断時のアミラーゼ、最高血圧、最低血圧の実測値を 3 項で得られた回帰式と比較した時にどのような結果になるかを以下に示す。まずは高依存群のアミラーゼに関する推定モデルと実測値を以下の図 4.13 に示す。

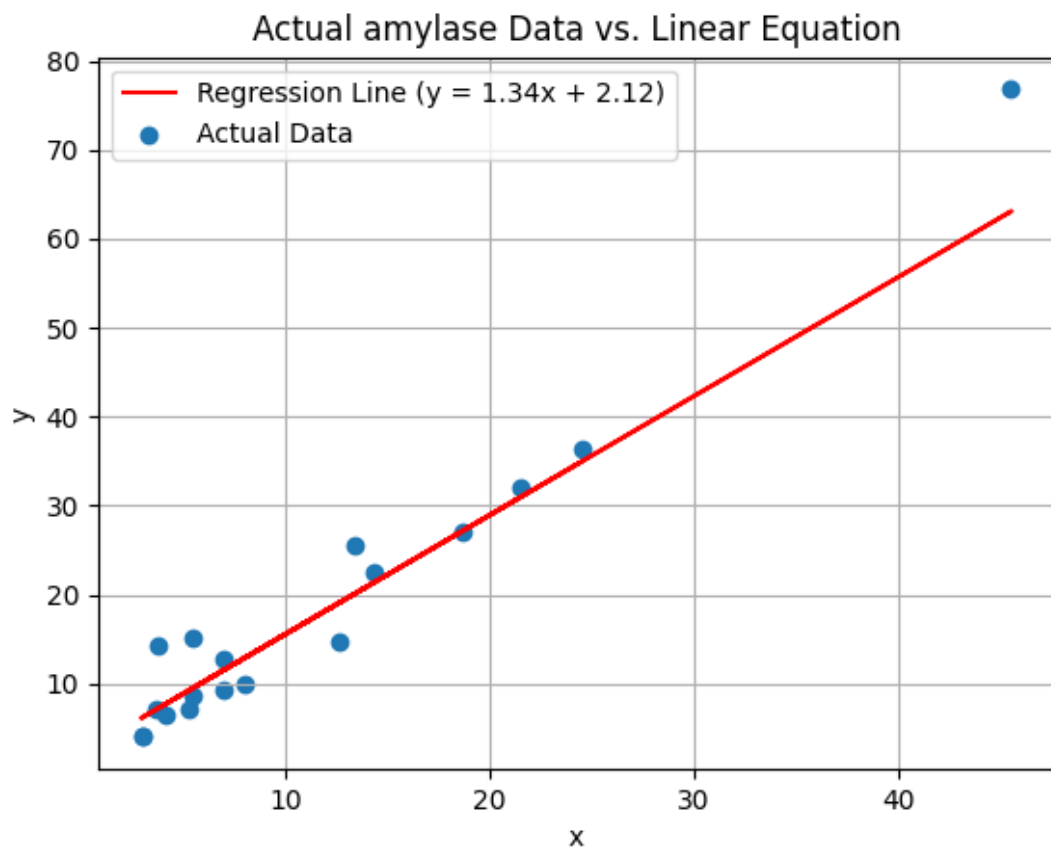


図 4.13 アミラーゼの推定モデルと実測値の比較

図 4.13 の赤線は 3 項で推定したモデルで青点が実測値である．実測値はモデルに近い値を取っており，推定したモデルは汎用性があることが確認できた．

次に，最高血圧に関する推定モデルと実測値を以下の図 4.14 に示す．

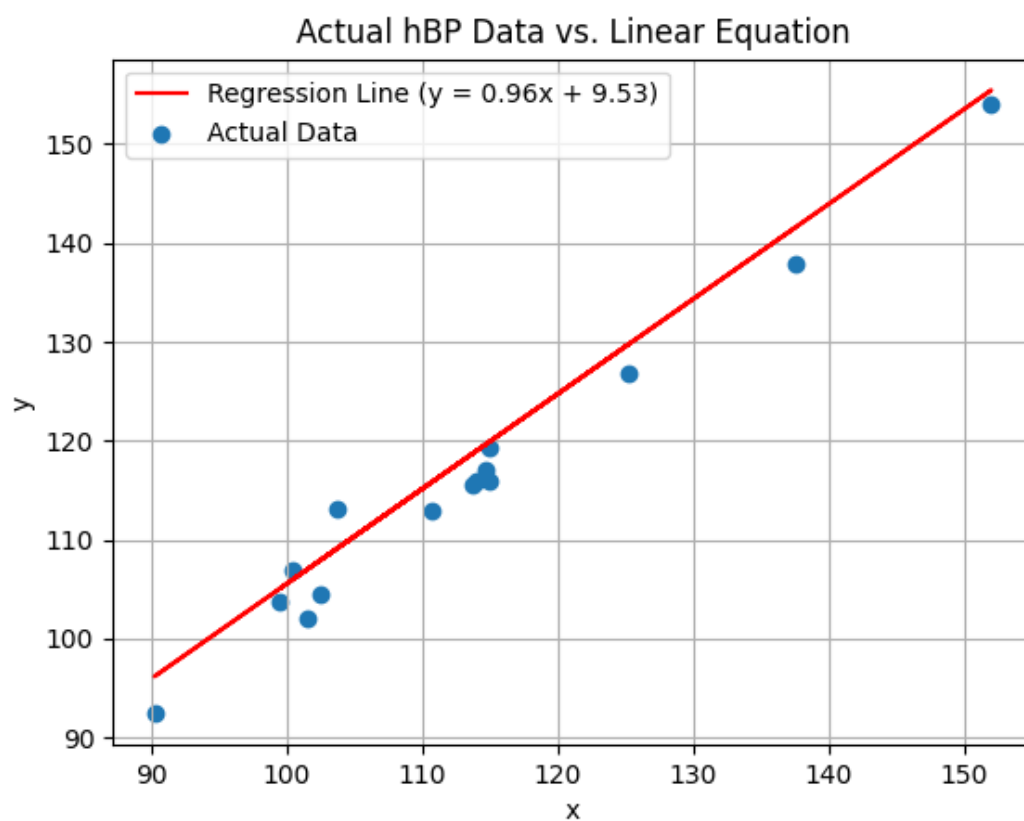


図 4.14 最高血圧の推定モデルと実測値の比較

最高血圧に関しても，第 3 章の実験で得られたゲーム時の測定値を予測したモデルに当てはめた場合，モデルに近い値になっているため，推定したモデルは汎用性があると言える。

次に最低血圧に関する推定モデルと実測値を以下の図 4.15 に示す。

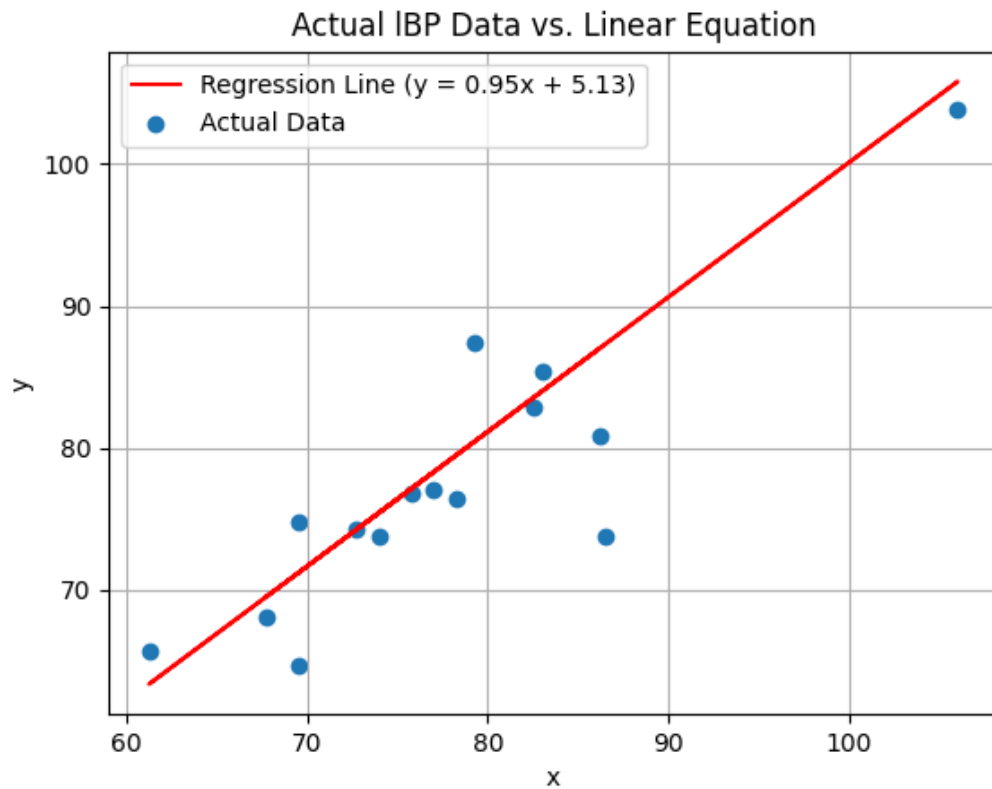


図 4.15 最低血圧の推定モデルと実測値

最低血圧に関しては、アミラーゼや最高血圧ほど精度は高くないが、おおよその推定は出来ていることが確認できる。

図 4.13, 4.14, 4.15 の結果を定量的に評価するために、推定したモデルの予測値と実際の測定値の MSE, RMSE, MAE の結果を表 4.8 に示す。

高依存群	MSE	RMSE	MAE
アミラーゼ	8.101	2.844	2.237
最高血圧	4.198	2.049	1.937
最低血圧	25.423	5.045	3.495

表 4.8 の RMSE を確認するとアミラーゼ、最高血圧はそれぞれ 2.844, 2.049 となっており小さい誤差で強制中断時の生体情報の推定ができたと言える。また MAE でも 2.237, 1.937 となり外れ値が少なく一貫した推定が出来ていると言える。最低血圧に関しては、

RMSE が 5.045 となり他と比べて少し精度の低い結果になってしまった.

第 5 章 結論と今後の展望

本研究において、第 3 章ではゲーム実績とスクリーニングアンケートを基に被験者を選定し実験を行った結果、生体情報においては依存群毎に唾液アミラーゼと最高血圧、最低血圧において有意差が見られた。有意差が見られたパラメータを特徴量として主観的なストレス上昇値を目的変数とした結果、およそ 70%の精度でストレスの推定が可能であった。このことからゲーム実績と生体情報において有用な関係が得られることが分かった。強制中断を発生させた比較実験では強制中断による生体情報の変動が顕著に現れた。

ストレスの推定には強制中断時の生体情報の値を要するため、第 4 章では強制中断時の生体情報の推定を行った。日常生活ではユーザの画面を暗くしたり強制中断したりすることができないため、強制中断時の値をゲーム時の生体情報から推定する必要がある。第 3 章で有用な結果が得られた生体情報に加えて、第 4 章では脳波（ α 波、 β 波）と発汗量の生体情報の測定も行った。その結果、高依存群ではアミラーゼ、最高血圧、最低血圧、 α 波、発汗量で強制中断時の値を推定するモデルを構築できた。低依存群ではアミラーゼ、最高血圧、 α 波、発汗量で強制中断時の値を推定するモデルを構築できた。また、第 4 章で推定したモデルの性能評価を行ったところ、本実験の被験者内では高い精度で生体情報の推定を行えていることがわかった。

これらのことからゲーム実績とゲーム時の生体情報から、高依存群 or 低依存群を判定することができ、スマートフォンゲームができない時の生体情報の推定やストレスの推定ができることが分かった。

一方で、本実験のモデルではスマートフォンゲーム依存かどうかはゲーム実績の影響が大きく関係しているため、はじめの依存群分けの時に間違った選択をすると正確な結果が得られにくくなる。本研究では被験者数が少ないことにより、生体情報毎による単回帰分析しか行えなかったが、被験者数を増やすことで生体情報毎ではなく、生体情報間での推定を行うことが可能になり、ゲーム実績がなくてもストレスの推定が可能になると考えて

いる．また被験者数を増やすことでモデルの精度も向上すると考えている．

本研究の最終目標は，スマートフォンゲーム利用時の生体情報やゲーム実績からスマートフォンゲーム依存者か否かを判断し，ユーザに警告するシステムの構築である．それを実現するためには，依存かどうかを判別する閾値をより詳細に正確に設定する必要があると考えている．今後の展望として，強制中断前後の比較だけでなく，変動の仕方や傾向をより細かく分析し依存群分けの閾値を正確に見極めることが重要だと考えている．また被験者に対してどのようなアプローチでストレスをかけさせるかもポイントになると考えている．現状ストレスを数値化することは難しく，主観的なアンケートなどによってストレス度合を把握することが一般的であるが，今後生体情報とストレスの結びつきをより明確にすることが大切だと考えている．

実績

1. Hayato Shimano, Suzumi Sato, Megumi Saito, Shigeru Shimamoto, and Nao Kobayashi. “Estimation of smartphone addiction using regression analysis of biometric data during game playing.” A3 Foresight Program 2024 Workshop, Okinawa, Japan, Feb. 2024. (発表予定)

”

参考文献

- [1] 久里浜医療センター. “ゲーム障害について”. Available:<https://www.mhlw.go.jp/content/12205250/000759309.pdf> [アクセス日：21 12 2023]
- [2] 総務省. “デジタル活用の現状”. Available: <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/html/nd111100.html>. [アクセス日：21 12 2023]
- [3] 神戸大学. “インターネット・ゲーム障害”. Available: <https://www.mhlw.go.jp/content/12205250/000759249.pdf>. [アクセス日：21 12 2023]
- [4] 日本経済新聞. “ゲーム依存は病気 WHO、国際疾病の新基準”. Available: <https://www.nikkei.com/article/DGXMZO45280950V20C19A5MM8000/>. [アクセス日：21 12 2023]
- [5] EE Times Japan. “生体情報と機械学習で長期ストレスを高精度に推定”. Available: <https://eetimes.itmedia.co.jp/ee/articles/1804/09/news052.html>. [アクセス日：21 12 2023]
- [6] NEC. “生体情報から従業員の長期ストレスの増加を早期発見可能な技術を開発”. Available:
- [7] Atsunori NAKANO. “Evaluation of Human Stress using Salivary Amylase”. 教育公演. 2011
https://jpn.nec.com/press/201804/20180406_02.html. [アクセス日：21 12 2023]
- [8] Tabak, M. Jr, Kinney, J. , Kim, A. S. , Giannobile, W. V. “Diagnostic biomarkers for oral and periodontal diseases”. Dental Clinics. 2005
- [9] Malamud, D. “Salivary diagnostics: the future is now”. The journal of the American Dental Association. 2006
- [10] Tabak, LA. “Point-of-care diagnostics enter the mouth.”, Annals of the New York Accademy of Sciences. 2007
- [11] Seiji Nishifuji, Masahiro Sato, Daisuke Maino and Shogo Tanaka. “Effect of Acoustic Environment on EEG Effect of Acoustic Environment on EEG during Mental Task”. ライフサポート. Vol.22 No.3, 2010
- [12] ATLAS TOWER DENDAL. “唾液の役割”. Available: <https://8wa.jp/>. [アクセス日：21 12 2023]
- [13] 全国健康保険協会 協会けんぽ. “血圧（座位）”. Available: <https://www.kyoukaikenpo.or.jp/g4/cat410/sb4020/r101/> [アクセス日：26 12 2023]
- [14] 医療法人 誠恵会 のなか内科. “高血圧/生活習慣病”. Available: https://www.nonaka-naika.com/post_lifestyle/ [アクセス日：26 12 2023]
- [15] 日本内科学会. “高血圧治療ガイドライン 2019”. Available:

- https://www.jstage.jst.go.jp/article/naika/109/4/109_778/_pdf/-char/ja[アクセス日：26 12 2023]
- [16] FUTEK. “脳波とは”. Available:
<https://www.futek.co.jp/faq/aboutbrainwave.html>[アクセス日：26 12 2023]
- [17] 人見健文, 池田昭夫, “脳波の基礎知識”. 特集「臨床脳波を行う技術師のために」. 2014
- [18] 中外医学社. “脳波基礎知識”. Available:
<http://www.chugaiigaku.jp/upfile/browse/browse1861.pdf>[アクセス日：26 12 2023]
- [19] SKINOS. “汗のキホン”. Available:
<https://www.skinos.co.jp/sweat/>[アクセス日：26 12 2023]
- [20] 厚生労働省科学成果データベース. “ゲーム障害の実態調査（国内の治療施設に対する実態調査）”. Available:
https://mhlw-grants.niph.go.jp/system/files/report_pdf/202118027A-buntan6.pdf[アクセス日：26 12 2023]
- [21] 久里浜医療センター. “スマートフォン依存スケール（短縮版）（SAS-SV）”. Available:
<https://kurihama.hosp.go.jp/hospital/screening/sas-sv.html>[アクセス日：26 12 2023]
- [22] Y Sum, L Gao, Y Kan and B-X Shi. “The Perceived Stress Scale-10 (PSS-10) is reliable and has construct validity in Chinese patients with systemic lupus erythematosus”. Lupus (2019) 28, 149-155
- [23] HULINKS. “対応のある t 検定”. Available:
<https://www.hulinks.co.jp/support/sigmaplot/v14/usersguide/>[アクセス日：26 12 2023]
- [24] JMP STATISTICAL DISCOVERY. “対応のある t 検定”. Available:
https://www.jmp.com/ja_jp/statistics-knowledge-portal/t-test/paired-t-test.html[アクセス日：26 12 2023]
- [25] 彩の国埼玉県. “回帰分析とは何ですか”. Available:
<https://www.pref.saitama.lg.jp/a0206/toukeifaq/q7-1.html>[アクセス日：26 12 2023]
- [26] Instant Engineering. “[単回帰分析] 回帰式 $y=a+bx$ の求め方と最小二乗法”. Available:
<https://instant.engineer/entry/regression-analysis-basis>[アクセス日：26 12 2023]
- [27] NTT コム オンライン. “決定木分析の事例を使ってメリットや活用場面を紹介”. Available:
<https://www.nttcoms.com/service/research/dataanalysis/decision-tree/>[アクセス日：26 12 2023]
- [28] 株式会社アナリティクスデザインラボ. “決定木”. Available:
<http://www.analyticsdlab.co.jp/column/decisiontree.html>[アクセス日：26 12 2023]
- [29] GMO RESERCH. “ロジスティック回帰分析”. Available:
<https://gmo-research.jp/research-column/logistic-regression-analysis>[アクセス日：26 12 2023]

[30]AINOW. “多層パーセプトロンを分かりやすく解説”. Available:
<https://ainow.ai/2022/09/13/267819/> [アクセス日：26 12 2023]

謝辞

本研究を進めるにあたり，研究方針及び研究課程において多大なご指導・ご支援を頂きました，早稲田大学基幹理工学部情報通信学科，嶋本薫教授に深謝いたします。さらに様々な助言をいただいたり実験の被験者として協力したりしてくださった先生方や嶋本研究室の先輩，同期，後輩にも感謝いたします。特に，日々のグループミーティングでたくさんの助言をいただきました WA グループの皆様，KDDI 研究所小林直様に深く感謝いたします。本当にありがとうございました。