

# eSportsにおけるバレないような 手抜き行為の分析

令和6年度 卒業論文

日本大学 文理学部 情報科学科 宮田研究室

池田 知樹

# 概要

近年、eSportsは世界中で注目を集めている。eSportsプレイヤーの満足度を向上させるために、試合の公平性や競技性を保つことは不可欠である。しかし、公平性や競技性を揺るがす様々な課題が浮上している。その中の1つにプレイヤーが手抜きをすることがあるという問題である。そこで我々は、eSportsにおける手抜き行為に焦点を当てる。本稿では、eSportsにおけるバレないような手抜き行為を検出するために、本気のときとバレないような手抜きをするときのプレイヤーの行動の分析を行なった。3つの項目のデータの分析の結果、本気のときよりも手抜きのときの方がデータのばらつきが大きい傾向が見られた。また、プレイヤーの元の能力が大きく関わるデータに関しては手抜きのときよりも本気のときの方がデータにばらつきが生じることもわかった。

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	研究の背景	2
1.2	研究の目的	3
1.3	本論文の構成	3
<b>第2章</b>	<b>eSports プレイヤのスキル評価・人間の手抜き行為に関する研究事例</b>	<b>4</b>
2.1	eSports プレイヤのスキル評価に関する研究事例	5
2.2	社会的手抜きに関する研究事例	8
<b>第3章</b>	<b>研究課題</b>	<b>9</b>
3.1	問題の定義	10
3.2	アンケートの実施	10
3.3	研究課題の設定	11
<b>第4章</b>	<b>研究デザイン</b>	<b>14</b>
4.1	研究の流れ	15
4.2	着目した点	15
<b>第5章</b>	<b>データ計測の手法</b>	<b>16</b>
5.1	分析対象	17
5.2	データの計測方法	17
<b>第6章</b>	<b>計測結果・考察</b>	<b>19</b>
6.1	計測結果	20
6.1.1	弾を撃った回数	20
6.1.2	的に弾を当てた回数	20
6.1.3	弾を外した回数	20
6.2	考察	21
6.2.1	弾を撃った回数の考察	21
6.2.2	的に弾を当てた回数の考察	22
6.2.3	弾を外した回数の考察	23
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>24</b>

参考文献	26
研究業績	28

# 目 次

3.1	Q1: 普段プレイしているゲームジャンルでオンライン対戦をしているものを教えてください (N=42, MA)	12
3.2	Q2: オンライン対戦ゲームで手抜きをしたことはありますか (N=42, SA, 1: 一度もない~5: とてもある)	12
3.3	Q3: 手抜きをしたことがある場合, それはどのような理由ですか (N=42, MA)	13
3.4	Q4: 複数人でチームを組むオンライン対戦ゲームにおいてチームメンバーに手抜きをされて困ったことはありますか (N=40, SA, 1: 一度もない~5: とてもある)	13
5.1	ゲーム画面	18
5.2	データ計測の流れ	18
6.1	弾を撃った回数 (N=10, 1人あたり3試行実施)	21
6.2	的に弾を当てた回数 (N=10, 1人あたり3試行実施)	22
6.3	弾を外した回数 (N=10, 1人あたり3試行実施)	23

# 表 目 次

3.1	オンラインゲームの手抜き行為に関するアンケート . . . . .	10
5.1	計測する操作ログ . . . . .	17

# 第1章 序論

## 1.1 研究の背景

現代において、ゲームは人の娯楽の1つとして主流になっている。ゲームは、PlayStation や Nintendo Switch などの家庭用ゲーム機だけでなく、PC やスマートフォンでもプレイされている。また、ゲームには様々なジャンルが存在する。銃などで敵や目標となる的を攻撃して倒したりするシューティングゲームやキャラクターを操作して対戦相手と様々な技を駆使して1対1で戦う格闘ゲームだけでなく、音楽ゲームやカードゲームなど様々なジャンルのゲームがプレイされている。特に、競争性の高い対戦ゲームは、ローカル対戦を行うだけでなく、インターネットを通じてオンラインで対戦が盛んに行われている。このようなオンライン対戦ゲームでは、プレイヤの多様なプレイスタイルを支えるために様々なシステムが導入されている。その中でもランクシステムはプレイヤのゲームに対するモチベーションの維持や満足度の上昇を支えている。ランクシステムとは、プレイヤの技術や実力を数値化し、それに基づいて対戦相手が決まる仕組みである。多くの場合、試合での勝敗や個々のパフォーマンスによってランクが変動し、上位ランクへの昇格を目指す過程でプレイヤに競争心や達成感を与える。これにより、対戦ゲームは単なる娯楽を超え、戦略性やスキルを磨く場としても機能している。また、ランクシステムは公平な試合環境を提供するだけでなく、プレイヤ間の適切なバランスを保つ役割も果たしており、上級者から初心者まで幅広い層が楽しめるような工夫がされている。そして、このランクシステムの延長線上には、身体的なスポーツと同じように1つの競技として eSports の存在がある。

eSports とは、競技性の高いコンピュータゲーム・ビデオゲームを用いたスポーツ競技である。近年、eSports は従来のスポーツに匹敵するほど世界的に成長を続けている [1]。2019 年に韓国で開催された「League of Legends」の世界大会の視聴者数が、同年に開催されたアメリカンフットボールの大会「Super Bowl」の視聴者数を上回った [2]。日本においても eSports は急速に発展を遂げており、その注目度は年々高まっている。ここ数年で競技人口や観戦者数が大幅に増加し、各国のトッププレイヤが競い合う世界大会が開催されるほどの影響力を持つまでになっている。2023 年には「VALORANT」の世界大会が東京で開催され、2025 年には「Apex Legends」の世界大会が札幌で開催される予定である。これらの大会は、世界中のファンが注目する一大イベントである。日本での開催により、国内のファンが増えるだけでなく、eSports そのものが広く認知されることが期待され、eSports 業界の発展を後押しする重要な役割となる。また、大会や eSports チームのスポンサー企業にとっても大きな後押しとなり、国内市場のさらなる拡大が期待される。このように、eSports の発展は人口の増加や企業への良い経済効果の手助けになると考えられる。

eSports の発展とともに、競技の公平性を揺るがす様々な課題も浮上している。Kou[3] は、eSports における有害行為について研究している。彼は、有害行為を5つの主要なタイプに分類し、それらを引き起こす要因を特定している。有害行為の中の1つに、「Mediocrizing」という意図的に本気を出さずに勝利の可能性を下げる行為がある。この行為は、意図的にチームを負けさせようとする行為では無いため、プレイヤは勝つ意思がありながらも本



気を出さないということである。つまり、この行為は手を抜いてゲームをプレイすることである。しかし、手を抜いてゲームをすることは、必ずしも有害であるとは限らない。小さな子どもと対戦をするときに子どもを楽しませるために手を抜いたり、試合の後半まで集中力を保つために前半で手を抜くなど理由は様々である。このように、eSportsにおけるプレイヤーの手抜き行為について調査することは、有害行為の減少につながるだけでなく、プレイヤーのパフォーマンス測定にも大きく貢献できると考えられる。

## 1.2 研究の目的

本研究では、eSportsにおけるバレないような手抜き行為を分析し、本気のときと手抜きのときで行動にどのような違いがあるのかを明らかにすることを目的とする。eSportsの分野に限らず、人は様々な理由で手抜きを行う。手抜きは、意図的に労力やパフォーマンスを抑える行動であり、仕事やスポーツなど様々な場面で見られる人間の普遍的な行動である。この行為は、単なる怠慢や無気力ではなく、戦略的な動機や社会的文脈に基づくことも多い。そのため、手抜き行為を適切に理解することは、人間の意思決定や行動メカニズムを深く知るうえで重要であると考えられる。特に本研究では、eSportsという教義的な環境を題材に、手抜き行為がどのように行われるのかを調査する。eSportsはデジタルなデータの収集と行動の分析が可能であり、プレイヤーの行動を詳しく調査することが出来る可能性が高い。また、第三者から見ると、手抜き行為は疲労や集中力の低下といった身体的・心理的要因によっておこる無意識なパフォーマンスの低下と同じようにみられることが多い。この違いは、プレイヤーの行動に違いが表れる可能性が高いため、プレイの行動データから比較を行い、違いを明らかにしていく。最終的に、本研究の成果は、手抜き行為の検出を行い、eSportsをはじめとする様々な分野における公平性や効率性の向上を目指す。また、非意図的なパフォーマンスの低下と意図的な手抜き行為を区別することで、人間の行動分析の幅を拡大することが出来るようになる。

## 1.3 本論文の構成

本論文の構成は次のとおりである。

2章では、eSportsプレイヤーのスキル評価・人間の手抜き行為に関する研究事例について述べる。

3章では、本論文における問題の定義と研究課題について述べる。

4章では、本論文における研究デザインを述べる。

5章では、データを計測する手法について述べる。

6章では、データの計測結果・考察について述べる。

最後に7章にて、本論文の結論を述べる。

## 第2章 eSports プレイヤのスキル評価・ 人間の手抜き行為に関する研究 事例

本章では、eSports プレイヤのスキル評価と人間の手抜きに関する研究事例について述べる。これらは、eSports プレイヤの行動を分析するという点で本研究と関係している。また、人間がどのような理由や状況で手抜きを行うのか調査をするという点においても本研究と関係している。2.1 節では、eSports プレイヤのスキル評価に関する研究事例について紹介する。2.2 節では、社会的な手抜きに関する研究事例について紹介する。

## 2.1 eSports プレイヤのスキル評価に関する研究事例

プレイヤのスキル評価に関する研究事例として [4][5][6][7][8][9][10][11] が挙げられる。スキル評価に関する研究にはプレイヤの能力そのものを測る研究事例やプレイヤのスキルを元に同程度のスキルのプレイヤ同士で対戦をしたり、チームを組ませたりするシステムの研究事例などが存在する。

Buckley らは、FPS ゲームにおけるプレイヤのスキルを迅速に予測するための研究に取り組んでいる [4][5]。2013 年の研究 [4] では、プレイヤのキーボードとマウスを入力データを用いて、プレイヤのスキルを素早く予測する手法を提案した。この研究では、ゲーム固有の特徴を使用せず、FPS ゲーム全般に適用可能なモデルを構築することを目的としている。オープンソースの FPS ゲーム「Red Eclipse」を用いて、34 人のプレイヤが 212 回のゲームセッションをプレイして得られたデータをもとに分析を行った。データには、キーボードの押下タイミングやマウスの移動量などのデバイスの入力と倒した数やダメージ量などのゲーム内のログとプレイヤの経験や感情などを用いている。スキル推定では、ランダムフォレストを用いて、プレイヤを FPS の経験や週当たりのプレイ時間に基づき、4 つのクラスに分類し、ゲームスコアや倒した回数と倒された回数の比を回帰分析で予測した。スキル分類の精度として、FPS の経験数に基づく分類で最大 76% の精度を達成した。また、ゲーム開始後のわずか 20 秒間のデータからスキル分類が可能であり、特に 30 秒以内の短いゲームプレイで適用できることが示された。スキル分類においてキーボードの後退キー・前進キー・横移動キーの押下時間とマウスの移動距離、ゲーム内で与えたダメージ量の特徴が分類に有効であると示された。

2017 年の研究 [5] では、適切な難易度調整やマッチメイキングを行うためにプレイヤのスキル測定は重要であると考えている。従来のスキル測定手法では、複数回のゲームプレイを要し、新規プレイヤのスキル測定には不向きという欠点がある。彼らは、プレイヤのスキルがキーボードやマウスによる入力に現れる可能性があると考えた。そこで、キーボードとマウスを入力データから、30 秒以内にプレイヤのスキルを予測するモデルを構築し、ゲームデザインや適応システムの改善することを目的としている。データには、オープンソースの FPS ゲーム「Red Eclipse」のプレイヤとボットの対戦中のキーボード操作やマウス移動、クリックなどの入力データと倒した回数や与えたダメージなどのゲームイベントを用いる。参加者は 45 名で、476 試合のログを収集した。収集したログを基に、174 種類の特徴を生成した。主な特徴として、キーボードの押下時間やマウスの移動方向、クリックの頻度やタイミングなどを生成した。プレイヤのスキルを平均パフォーマンスと定義し、試合のスコアや倒した回数と倒された回数の比を用いて測定した。また、プレイ

ヤのスキルを予測する手法として、プレイヤを「初心者」、「中級者」、「熟練者」、「上級者」の4つのグループに分類し、スコアや倒した回数と倒された回数の比をランダムフォレストを用いて予測を行った。キーボードの入力データがスキル予測に最も有効であるという結果になった。また、マウスの動きはノイズが多く、スキルとの相関が低いという結果になった。予測の精度は、キーボードのデータのみで77.1%の分類制度を達成し、初心者かそれ以外かの2値分類では94.9%の精度を達成した。さらに、この予測はゲーム開始30秒以内のデータで可能なことを示した。この研究のスキル予測は、マッチメイキングや動的難易度調整だけでなく、FPS以外のジャンルのゲームにも応用可能であると示した。しかし、このスキル予測ではプレイヤとボットの対戦に限定されていて、プレイヤ同士の対戦では異なる結果になる可能性が高く、より多くのデータが必要であると示した。

Zhou ら [6] は、カジュアルゲームのユーザ行動データに基づく行動パターンを分類している。手法として、プレイヤの「1日のゲームプレイ回数」と「コイン変動量」という2つの時間系列データを用いて、ユークリッド距離に基づく「スムーズ化系列ユークリッド距離 (SEUD)」を提案している。データはモバイルカードゲームである UNO! の21間のデータの約10万件のサンプルをクラスタリング対象とし、k-mean 法を用いて分析した。結果として、それぞれのデータから6つのクラスに分類することに成功し、クラスごとに行動パターンを特定することも出来た。SEUD に基づく時間系列クラスタリングは、カジュアルゲームのユーザ行動解析において有用であり、ゲームデザインや運営に役立つだけでなく、他のオンラインゲームへの応用も可能であると示している。

Andrade ら [7] は、ゲームプレイヤの満足度に影響を与える動的ゲームバランスについて調査している。動的ゲームバランスとは、プレイヤのスキルに基づいてゲームの難易度を調整し、プレイヤに合ったゲームプレイを出来るようにすることを目的としている。彼らは、強化学習を用いた「挑戦感度型 RL エージェント (CSRL)」を開発し、他の状態機械 (SM)、遺伝的アルゴリズム (GL)、伝統的 RL エージェント (TRL) を比較対象とした。プレイヤを初心者と熟練者に分類し、学習フェーズと評価フェーズで異なるエージェントと対戦を行い、満足度・ゲームスコア・プレイヤのフィードバックにより評価を行った。結果、CSRL エージェントが最も高いプレイヤ満足度を達成した。動的ゲームバランスは、プレイヤ満足度を向上させる有効な方法であり、プレイヤのパフォーマンス評価が必要なゲームへの応用が可能であると示している。

Nikolakaki ら [8] は、従来のマッチメイキングシステムである「Elo」や「TrueSkill」などのスキル評価を用いて同程度のスキルレベルを持つプレイヤ同士をマッチングがチームダイナミクスを十分に考慮していないという問題があることを示している。彼らは、試合のバランスの定義し、この定義を用いた予測モデルの提案と評価を行うことで、ゲーム内のダイナミクスをより正確にとらえ、マッチメイキングを改善することを目的としている。試合のバランスの定義として、「試合の最終スコアの差が0に近い試合」と定義した。また、試合のバランスを予測するモデルを構築するために、Electronic Arts のオンラインスポーツゲームから10万人以上のプレイヤと50万試合以上の試合データを使用した。特徴量には、試合数やプレイスタイルなどのプレイヤに関する特徴量、プレイヤに関する特徴量をチーム全体で集約し、平均値や標準偏差などを用いるチーム特徴量、チーム間のスコ

ア差やスキル差などを用いる試合の特微量の3つを用いる。モデルには、線形回帰、ランダムフォレスト、ニューラルネットワークを用いて最終スコアの差を回帰問題として予測する。結果として、ニューラルネットワークが最も高いスコアを達成し、線形モデルが同程度の精度を持ちながら100倍の推論速度を実現した。彼らは、プレイヤとチームの特徴を活用することで、従来のシステムよりも優れたマッチメイキングが実現可能であり、線形モデルが実用性が高く、マッチメイキングシステムの改善に役立つと示している。

Houggardら[9]は、ゲームの「操作」や「指示」などの基本的なタスクがあるが、明確に定義されていないため、ゲームデザインや研究での統一的な分析が異なるゲーム間で困難なことから、ゲームプレイの基本タスクを体系化し、活用するためのフレームワークを提案している。彼らはHCIにおける他する理論をゲームにも応用し、プレイヤが行うタスクをOperation, Action, Task, Activityの4つの階層で構成されると定義した。既存研究を基に、コアタスクのリストをAiming, Pointing, Steering, Selection, Memoryと改良し、ゲームジャンルやプラットフォームを無視して、共通する基礎的なインタラクションの分類が可能になった。さらに、コアタスクを分析するためにタスクの特定、タスクのシーケンス化、タスクの分解、デザイン特性の検討の4つのツールを提供した。3つの射撃ゲーム、障害物回避ゲーム、選択タスクゲームの学セeproジェクトを通じて、フレームワークの有効性を検証した。これにより、ゲーム初期段階でのアイデア収束やデザインプロセスの厳密かに役立つことが確認された。また、複雑なゲームの分解や抽象されたタスクの分析がゲーム研究のメタ分析やゲームデザインの設計に役立つ可能性が示唆された。

Dehpanahら[10]は、競走型オンラインゲームにおけるプレイヤの行動の多様な側面を考慮したプレイヤモデリングの新たなアプローチを提案している。この研究では、従来のEloやTrueSkillなどのスキルベースのレーティングシステムがプレイヤ体験を最適化する上で限界があることを指摘し、プレイヤの行動特性を考慮したモデルの有効性を検証した。彼らは、「PlayerUnknown's Battlegrounds(PUBG)」のバトルロワイヤルモードから得られた75000試合分のデータを使用し、9つの行動特微量を導出した。プレイした試合数、キル/デス比率、命中率、生存比率、歩行距離比率、車両使用距離比率、歩行速度、車両速度、ランク比率の9つである。これらの特微量を基に、プレイヤモデルを構築し、それらを使用して試合のランク予測を行った。その結果、従来のレーティングシステムを上回る精度を示した。また、この研究が競走型オンラインゲームにおけるマッチメイキングアルゴリズムの改善に大きく貢献すると同時に、プレイヤ行動を基盤としたシンプルかつ高精度なモデルの有用性を示した。今後は、行動特微量と従来のスキルベースモデルを統合したハイブリッドモデルの開発が課題として挙げている。

Caplarら[11]は、プレイヤのゲーム内のパフォーマンス指標とレーティングシステムによって割り当てられたプレイヤのゲーム内のランキングを統計的分析との比較をすることで調査している。調査の結果、HoNのマッチメイキングシステムはプレイヤのスキルを高精度で捉えていることが分かった。一方で、マッチメイキングシステムにはいくつかの欠点があることを示した。意図的に真剣にプレイをしないことで、マッチメイキングシステムからのプレイヤの評価を偽る事が出来てしまうという欠点があると示した。

## 2.2 社会的手抜きに関する研究事例

社会的手抜きに関する研究事例として [12][13], が挙げられる. 社会的手抜きとは, 集団で作業を行うときに, 個人が単独で作業を行うときに比べてあまり努力をしない社会現象のことである. Bibb ら [12] は, 社会的手抜きについての調査を行っている. 調査の結果, 社会的手抜きは一般的な現象であることを示した. また, 社会的手抜きが起こる原因として, 他者の存在によって個々の努力が少なくとも目標が達成出来たり, 集団の中での個々の努力が正当に評価されにくくなることが挙げられると示している. 社会的手抜きが社会や集団に悪影響を与える可能性があると示している. Kipling ら [13] は, 個人の成果の評価が正当かどうかは社会的手抜きの抑制にどのように影響するかについて研究を行っている. 彼らは, 研究の中で2つの実験を行った. 1つ目の実験では, 単独・2人組・6人組で大声を出すタスクにおいて, どのように声の大きさが変化するのかを測定した. 調査の結果, 2人組・6人組の時には手抜きが行われていることが分かった. 2つ目の実験では, 常に成果が評価される場合, 成果が全く評価されない場合, そして単独でのみ成果が評価される場合の3つの条件において, 作業に対する努力について調査した. 調査の結果, 常に成果が評価される場合には, 非常に努力をしていることが分かった. 一方で, 全く評価がされない場合には努力が著しく低下することが分かった. この研究の結果, 社会的手抜きは個人の成果がどのように評価されるかによって大きく左右されることが示された. つまり, 個人の成果を正確に評価することが社会的手抜きの抑制につながることを示唆した.

## 第3章 研究課題

	質問内容	回答方式
Q1	普段プレイしているゲームジャンルでオンライン対戦をしているものを教えてください	複数回答可
Q2	オンライン対戦ゲームで手抜きをしたことはありますか	単一回答
Q3	手抜きをしたことがある場合、それはどのような理由ですか	複数回答可
Q4	複数人でチームを組むオンライン対戦ゲームにおいて、チームメンバに手抜きをされて困ったことはありますか	単一回答

表 3.1: オンラインゲームの手抜き行為に関するアンケート

本章では、本研究における問題の定義と研究課題について述べる。

### 3.1 問題の定義

人間が行う手抜き行為は、必ずしも悪意に基づくものばかりではなく、状況に応じて効率性を高めたり、心理的負担を軽減したりするための行動として良い側面を持つことがある。しかし、手抜き行為が発生することで、様々な場面で悪影響が生じる場合がある。例えば、チームのプロジェクトにおいて、一部のメンバが意図的に手抜きを行うことで、他のメンバに過度な負担がかかり、全体の生産性や士気が低下する。また、学業において、100点を目指す努力を怠り、合格点を取るためだけに手を抜いて勉強をすると、本来の学びの機会を失い、長期的には学力不足などに陥る可能性がある。このように、手抜き行為は短期的には負担軽減や効率化につながる一方で、長期的には不公平感の発生、信頼関係の損失、成果や品質の低下といった悪影響を引き起こす可能性がある。特に eSports においては、公平性や競技性が保たれることは重要である。しかし、eSports において手抜きが行われると、公平性や競技性を脅かす問題になる。また、手抜き行為は疲労やストレスによる非意図的なパフォーマンス低下と間違えられる可能性も低くはない。したがって、手抜きをすると人間の行動がどのように変化するのか理解することは重要であると考えられる。

### 3.2 アンケートの実施

我々は、実際にオンライン対戦ゲームにおいて、手抜き行為が行われ、そのような行為が他プレイヤーに影響を与えるのかを調査するためにアンケートを実施した。アンケートは2024年4月11日～4月15日の5日間、実施した。アンケートの質問内容は、表3.1である。このアンケートには、42名の情報系の大学生および大学院生が回答した。Q1, Q2, Q3, Q4のアンケートの結果はそれぞれ図3.1, 図3.2, 図3.3, 図3.4のとおりである。Q1の質問では、オンライン対戦ゲームはどのゲームジャンルで多くプレイをされているのか調査した。最も多くの票を集めたのは、シューティングゲームで27人がプレイしていると回答した。シューティングゲームには、「Apex Legends」や「VALORANT」などの操作するキャラクターが見えない一人称視点のFPS(ファーストパーソン・シューティング)と「Fortnite」や「スプラトゥーン」などの操作するキャラクターを後方から見る視点の



TPS(サードパーソン・シューティング)がある。シューティングゲームは、現在のeSportsにおいて人気のジャンルであり、様々なゲームタイトルで大会が開催されている。また、ロールプレイングゲームやスポーツゲームだけでなく格闘ゲームなど、様々なゲームジャンルでオンライン対戦がされていることが、この質問で明らかとなった。

Q2の質問では、実際にオンライン対戦ゲームで本気で取り組まなかったり、勝利にこだわらないような手抜きをすることがあるのかを調査した。調査の結果、頻繁に手抜きをするプレイヤーもいれば、あまり手抜きをしたことがないプレイヤーや手抜きを一切したことがないプレイヤーもいることが明らかとなった。しかし、手抜きを一切プレイしたことがないと回答した10名を除くと、約76.2%の人がオンライン対戦ゲームにおいて一度は手抜きをしたことがあると回答した。

Q3の質問では、実際に手抜きをするプレイヤーがどのような意図・理由を持って手抜きをするのかを調査した。勝敗以外の観点でゲームを楽しんでいるからという理由で手抜きをしたことがあるプレイヤーが27名もいることが分かった。また、他にも暇つぶしでゲームをしていたり、最初は本気を出していたけれど途中で試合に勝てないと判断して手抜きをすると回答しているプレイヤーもいた。調査の結果、プレイヤーは様々な理由で手抜きをしていることが明らかとなった。

Q4の質問では、複数人でチームを組むオンライン対戦ゲームにおいて、他プレイヤーに手抜きをされたことで困った経験があるか調査した。調査の結果、手抜きをされて困ったが一度もないと回答した11名を除くと、約72.5%の人が手抜きをされて一度は困ったことがあると回答した。また、その中でも困った経験がよくあると考えられる4と5の回答は22名であり、55%の人が回答していることが分かる。

アンケートの結果、プレイヤーは様々な理由を持ってオンライン対戦ゲームで手抜きをすることがあるということが明らかとなった。また、手抜きが行われることで真剣に取り組んでいるプレイヤーに影響を与えていることが明らかとなった。オンライン対戦ゲームで手抜きが行われることでプレイヤーを困らせてしまうと、手抜きをされたプレイヤーの満足度を下げたり、ゲームに対する意欲の低下を引き起こす可能性がある。そこで我々は、eSportsにおける手抜き行為の問題の解決に試みる。

### 3.3 研究課題の設定

3.1節で述べたように、eSportsにおける手抜き行為は、公平性や競技性を脅かす問題があり、人間が手抜きをすると行動にどのような違いがあるのか理解することは重要であると考えられる。具体的には、eSportsプレイヤーの本気のときと手抜きのときのプレイ中の操作ログを基にプレイヤーの行動の分析を行う。最終的には、eSportsプレイヤーのプレイ中の行動から手抜き行為を検出する手法を開発することである。また、検出された手抜き行為の程度を定量的に評価する仕組みを構築することを目指す。我々は、eSportsにおけるバレないような手抜きをするプレイヤーの行動の分析に取り組んできた[14][15][16]。しかし、バレないような手抜きをするプレイヤーを検出するには、データが不十分である。そこ

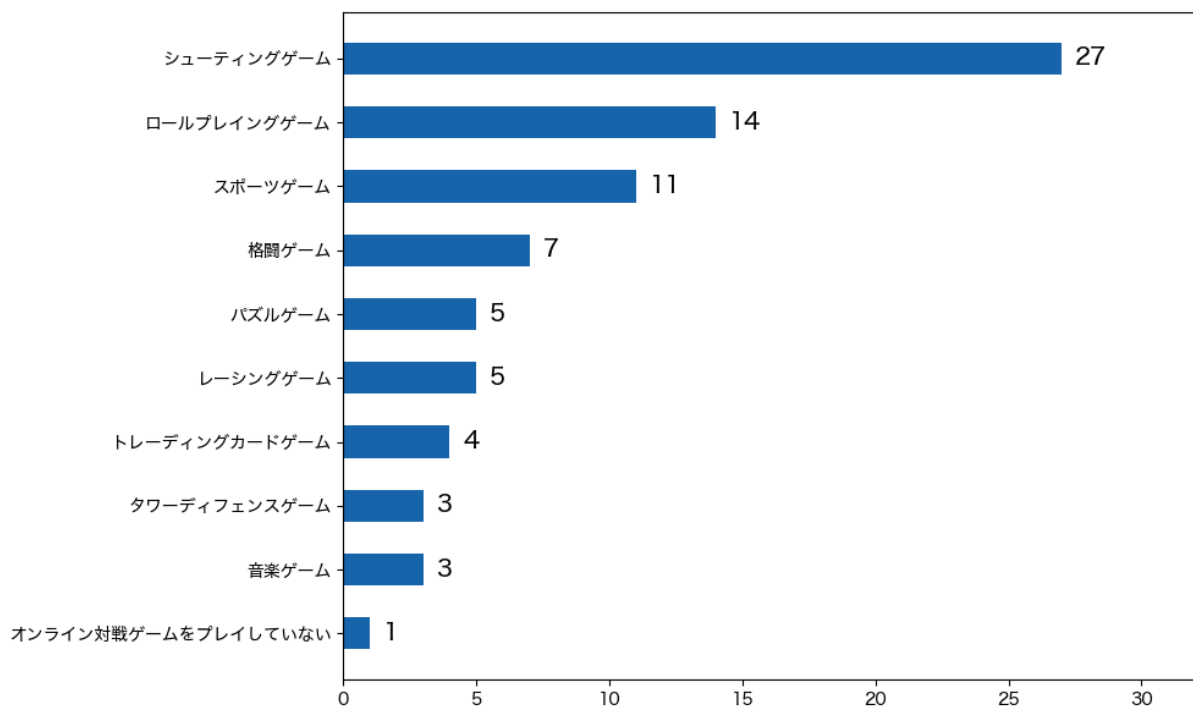


図 3.1: Q1: 普段プレイしているゲームジャンルでオンライン対戦をしているものを教えてください (N=42, MA)

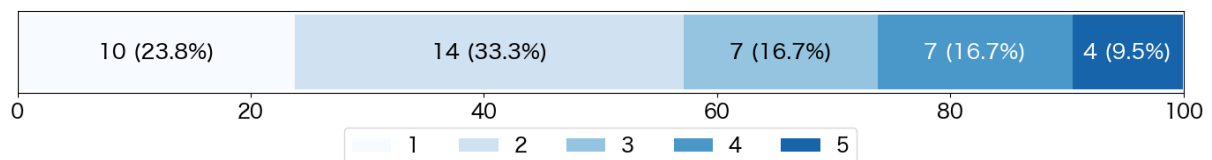


図 3.2: Q2: オンライン対戦ゲームで手抜きをしたことはありますか (N=42, SA, 1: 一度もない~5: とてもある)

で本研究では、eSports における本気するときとバレないような手抜きをするときのプレイヤーの行動にどのような違いがあるのか明らかにすることを研究課題として設定する。

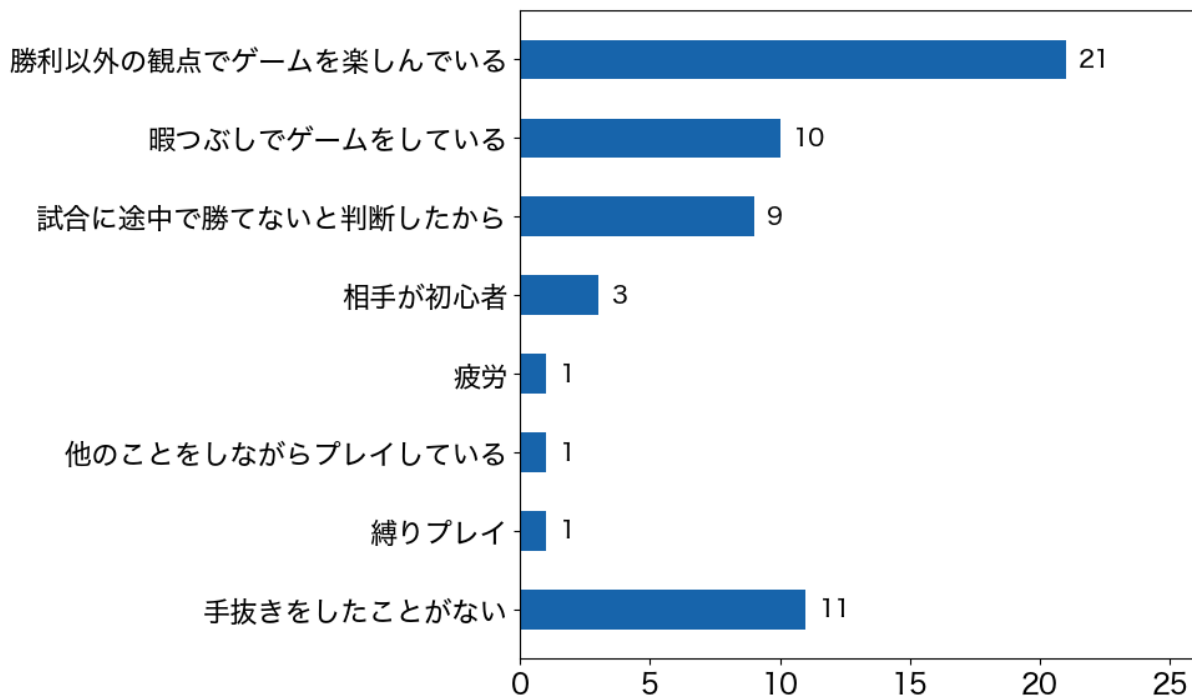


図 3.3: Q3: 手抜きをしたことがある場合、それはどのような理由ですか (N=42, MA)

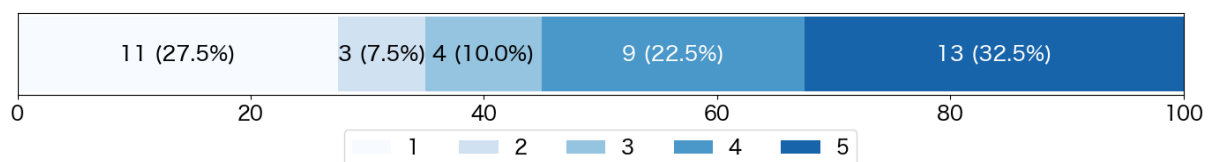


図 3.4: Q4: 複数人でチームを組むオンライン対戦ゲームにおいてチームメンバに手抜きをされて困ったことはありますか (N=40, SA, 1: 一度もない~5: とてもある)

## 第4章 研究デザイン

本章では、研究課題で設定した問題を解決するための設計方針および採用した方法論について述べる。

## 4.1 研究の流れ

研究の流れは次のとおりである。初めに eSports プレイヤの行動を計測できるように自作したゲームを用いてデータ計測を行い、プレイヤの本気のときと手抜きの際のデータを計測をする。その後、得られたデータを分析し、その内容をもとに考察を行う。

データ計測では、被験者に適切に手抜きをしてもらうための設計をしなければならない。そのため、Unity で自作するゲームにはプレイの結果が数値で可視化されるようにスコアを設ける。本気と手抜きのどちらでプレイをするのかを指示し、それに伴う教示を行う。計測するデータは、プレイヤのゲームプレイ中の操作ログを用いる。得られたデータは、箱ひげ図を用いて分析を行い、分析の内容から手抜きをすると人はどのような行動をするのかの考察を行う。

## 4.2 着目した点

本研究では、eSports におけるプレイヤの行動分析の重要性に着目した。関連研究から、初心者や熟練者などプレイヤの能力を正確に評価することの重要性は明らかである。しかし、既存の研究の多くは、既存ゲームの試合データなどから行動を分析しているものが多く、得られたデータは各ゲームのシステムやゲームデザインで大きく変わる可能性が高い。そこで我々は、他のゲームでも手抜きの検出を応用できるように、出来るだけゲームのシステムやデザインに左右されないデータを計測し、分析を行う。また、既存研究では、プレイヤが常に本気で行動していることを前提としたものが多い。つまり、非意図的なパフォーマンスの低下や手抜きは考慮されていないということである。よって、非意図的なパフォーマンスの低下と手抜き行為で分けて分析を行い、手抜きの際の特有のパフォーマンスの低下は行動にどのような影響を与えるのかに着目した。

## 第5章 データ計測の手法

表 5.1: 計測する操作ログ

操作内容	単位
的を撃った回数	回
弾を撃った回数	回
弾を外した回数	回

本章では，eSports における，本気のとくとバレないような手抜きをするときのプレイヤーの行動を分析するための手法を説明する．5.1 節では分析をする計測データについて，5.2 節ではデータの計測方法について説明する．

## 5.1 分析対象

FPS（ファーストパーソン・シューティングゲーム）は，非常に人気なゲームジャンルの1つである．FPS において，照準を的に合わせる操作（エイミング）は重要なタスクである．そこで本研究では，FPS におけるエイミングをするシーンをプレイヤーの行動を分析する対象とする．具体的には，表 5.1 に示すエイミングタスク中の操作ログを分析する．

## 5.2 データの計測方法

プレイヤーの行動を分析するために，エイミングタスク中の操作ログを計測する図 5.1 のゲームを Unity で実装した．分析の複雑さを回避するため，このゲームには意図的に最低限の要素のみが実装されている．具体的には，プレイヤーは次々と現れる的を1分間射撃し続けることのみが求められる．典型的な市販ゲームのように，自キャラクタの位置移動や敵キャラクタからの攻撃などの要素は実装されていない．被験者には，全員が共通の PC，モニター，マウス，およびマウスパッドを使用してプレイしてもらう．このデータ計測では，本気のとくと手抜きのと時のプレイヤーの行動を分析するために，被験者に適切に手抜きをしてもらう必要がある．よって，被験者には図 5.2 の流れでデータ計測を行う．はじめに，被験者にはゲームに慣れてもらうために3分間練習をしてもらう．練習の後に本気でプレイした後，手抜きでプレイしてもらうか，または手抜きでプレイした後に本気でプレイしてもらう．被験者は，3回繰り返しプレイし，本気，手抜きでそれぞれ3回ずつの計6回プレイしてもらう．被験者のプレイ中の画面は OBS Studio を用いて録画を行う．本気でプレイしてもらう際には，「できるだけ素早く正確にプレイをしてください」と教示する．手抜きでプレイしてもらう際には，「プレイ中の録画を他者が見たときに手抜きをしていることに気づかれないようにプレイしてください」と教示する．また，被験者は手抜きでのプレイ後には，どのように手抜きをしたのか回答する．



図 5.1: ゲーム画面

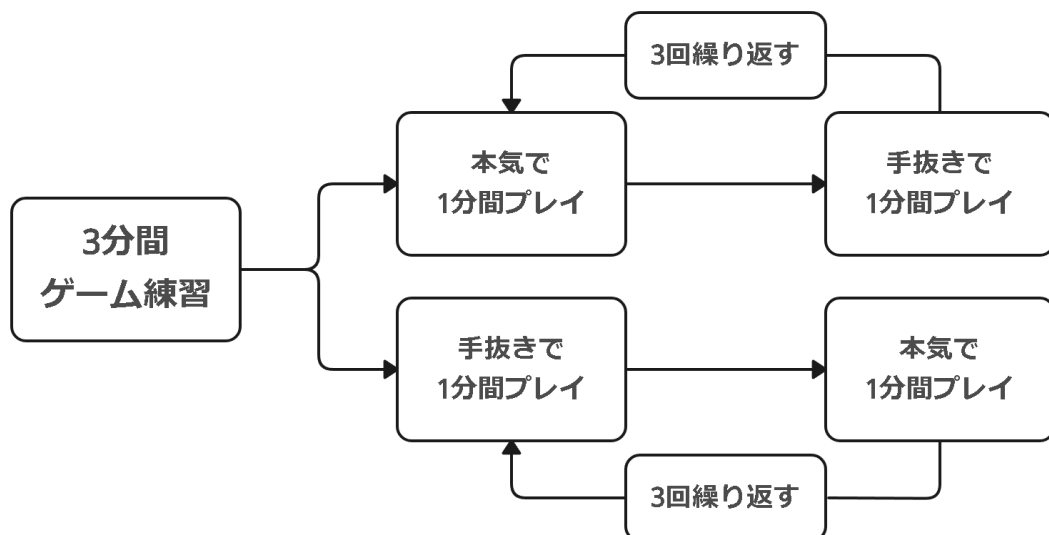


図 5.2: データ計測の流れ



## 第6章 計測結果・考察

本章では、データ計測の結果・考察について述べる。データ計測は、大学生および大学院生の男性6名を対象に実施した。

## 6.1 計測結果

ここでは、データ計測の結果について述べる。

### 6.1.1 弾を撃った回数

弾を撃った回数の結果を図6.1に示す。本気の場合の標準偏差は14.33であり、手抜きの場合の標準偏差は19.94である。また、二つのグラフの比較において、有意水準5%のt検定を実施した結果、有意差が確認された。本気のときよりも手抜きのときの方が標準偏差は大きく、データにばらつきが多くなるということが明らかとなった。また、最低射撃回数を記録したのは手抜きのときであり、最高射撃回数を記録したのも手抜きのときである。しかし、最高射撃回数は図で外れ値となっている1回だけであり、それ以外のデータは本気のときと大きな差がないことが分かる。

### 6.1.2 的に弾を当てた回数

的に弾を当てた回数の結果を図6.2に示す。本気の場合の標準偏差は12.04であり、手抜きの場合の標準偏差は10.83である。また、二つのグラフの比較において、有意水準5%のt検定を実施した結果、有意差が確認された。的に弾を当てた回数では、標準偏差が手抜きのときよりも本気のときの方が大きく、データにばらつきがあることが分かる。また、全体的に手抜きのときは本気のときよりも的に弾を当てた回数は減少していることが分かる。本気のときは、80回を超えるものが多く、最も少ない回数でも60回を超えている。一方で手抜きのときは、50～70回が多く、最も少ない回数だと50回を下回り、最も多い回数でも90回を超えていない。

### 6.1.3 弾を外した回数

弾を外した回数の結果を図6.3に示す。本気の場合の標準偏差は3.07であり、手抜きの場合の標準偏差は13.97である。また、二つのグラフの比較において、有意水準5%のt検定を実施した結果、有意差が確認された。標準偏差は、手抜きのときが本気のときよりもかなり大きく、データのばらつきがかなりあるということが分かる。本気のときは、1つのデータを除き、全体で外した回数は10回未満である。一方で手抜きのときは、50回近く弾を外している場合もあれば、1回も弾を外さなかったプレイもあることが分かる。

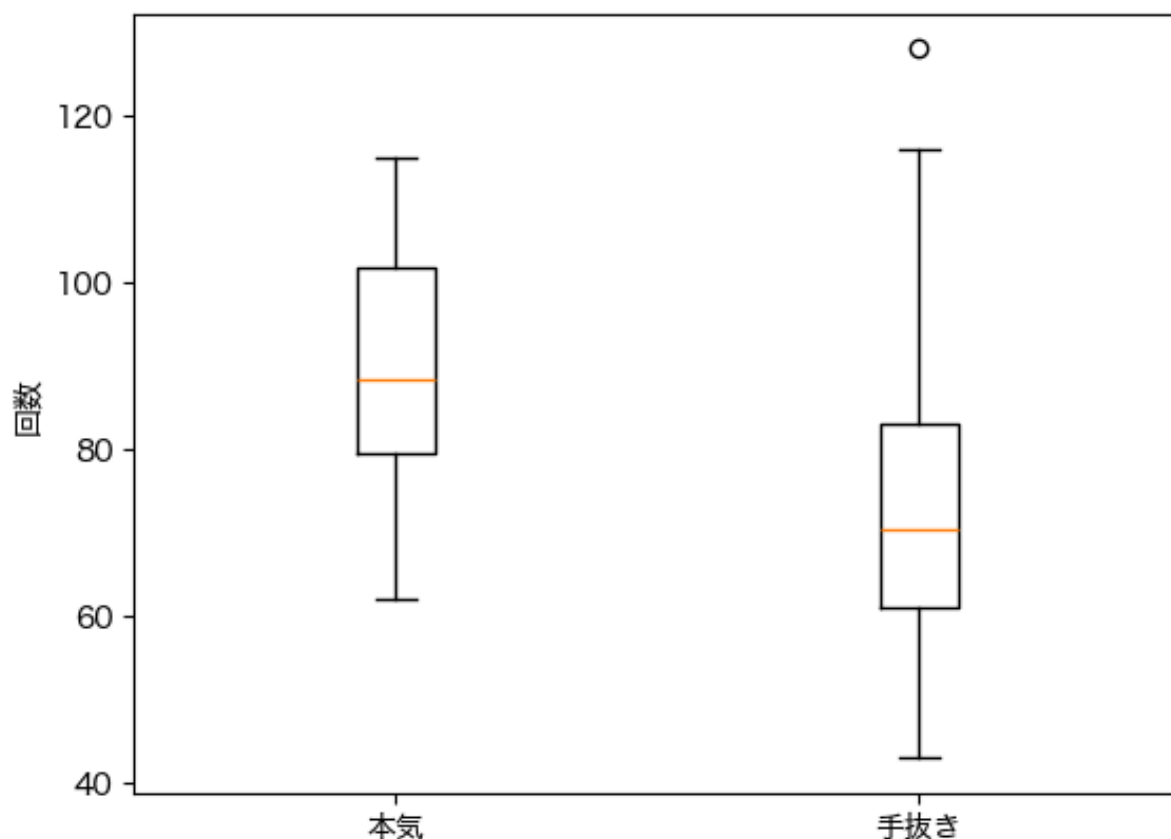


図 6.1: 弾を撃った回数 (N=10, 1人あたり3試行実施)

## 6.2 考察

ここでは、データ計測の結果の考察を述べる。

### 6.2.1 弾を撃った回数の考察

弾を撃った回数では、手抜きの際に全体的に減少したことから、プレイヤーは手抜きをするときには操作の素早さを意図的に抑制し、ゆっくりと操作したためであると容易に考えられる。一方で、手抜きの際に最多射撃回数を記録していたり、本気の際と同じくらい弾を撃っているプレイヤーが存在する。そのようなプレイヤーは、操作の素早さ以外の別の要素で手抜きをしていた可能性がある。その別の要素として考えられるのは、エイミングの正確さである可能性が高い。プレイヤーは、素早く手を動かしながらも正確なエイムを意識せずに、弾を撃っていたと考えられる。よって、弾を撃った回数が多くても、命中精度が低くなるように手抜きをしたということになる。このような結果から、手抜きの方法によって弾を撃った回数に大きく影響を与えることが示唆される。また、ゲームにおける様々な要素が、多様な手抜きによって異なる影響を与える可能性があることも示唆される。

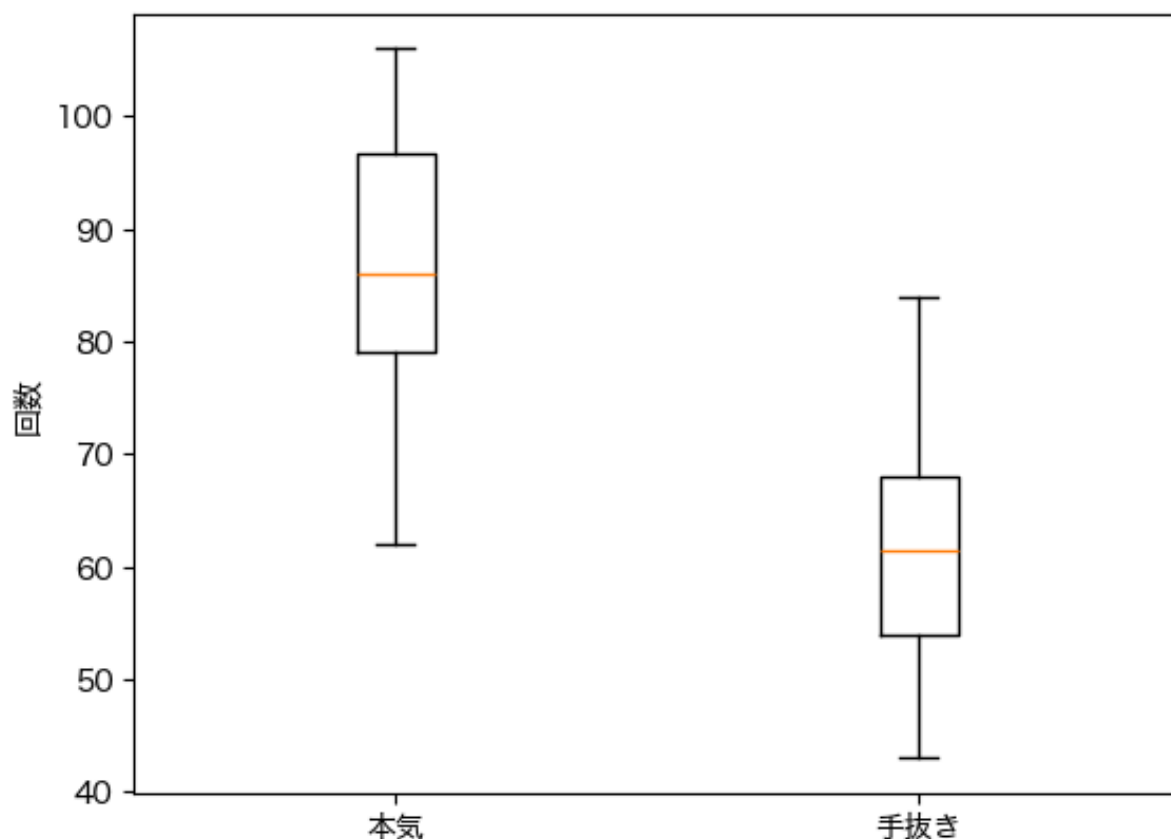


図 6.2: 的に弾を当てた回数 (N=10, 1人あたり3試行実施)

### 6.2.2 的に弾を当てた回数の考察

的に弾を当てた回数の標準偏差が本気のときよりも手抜きするときの方が小さくなったのは、プレイヤーの能力が大きく影響していると考えられる。プレイヤーは個人個人でFPSゲームの経験や普段のマウスの使用頻度などが異なり、能力の高いプレイヤーとそうでないプレイヤーの能力差が顕著に出たといえる。一方で、手抜きするときには標準偏差は小さくなった。つまり、手抜きをすることでの的に弾を当てることにプレイヤーの能力が本気のときよりも影響しない。よって、能力の高いプレイヤーとそうでないプレイヤーの能力差が収縮される可能性があることが示唆される。また、元々の能力の高いプレイヤーが手抜きをしている場合、本気を出すときより高いパフォーマンスを発揮する。しかし、初心者やゲームの苦手な人がバレないように手抜きをしたとしても、元々の能力が高くないため、本気のときと手抜きするときでの結果に差があまり出ないの可能性があると考えられる。このため、能力の高いプレイヤーは手を抜いたときはバレやすく、初心者などが手を抜いたといってもバレづらいということが示唆される。

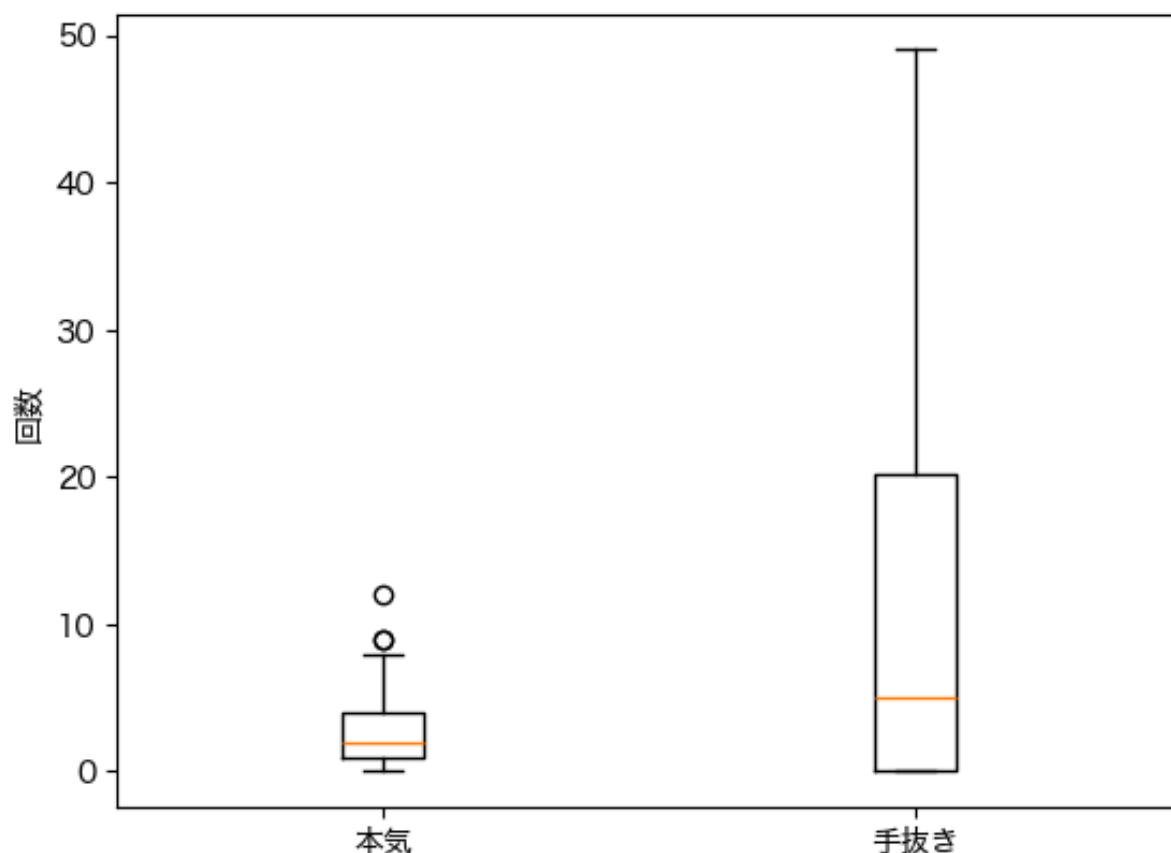


図 6.3: 弾を外した回数 (N=10, 1人あたり3試行実施)

### 6.2.3 弾を外した回数の考察

なぜ、弾を外した回数ではプレイヤーは手抜きをすると弾を外した回数が増えてしまうのか考察する。本気のときは、プレイヤーはできるかぎり正確にプレイするため、弾を外す回数が少なくなったと考える。一方で、手抜きのときにはプレイヤーが意図的に精度を低くしようと弾を外そうとプレイをしたり、集中をしていないことが原因で本気のときよりも多く弾を外してしまっているという原因が考えられる。また、手抜きのときの標準偏差が本気のときよりもかなり大きくなったのは、プレイヤーがどの程度手を抜くのかの個人差があったといえる。プレイヤーは、手抜きをするときに完全に力を抜いてプレイをしたり、ある程度集中力を保ってプレイをするなど様々である。このような、手抜きの度合いが手抜きの結果のばらつきが大きくなった原因と考えられる。これは、プレイヤーの能力差はあまり影響せず、どのように手抜きをするのかという考え方の違いが影響を与えているということである。よって、弾を外す回数のようなゲームにおけるミスになる行為は、プレイヤーの能力よりも手抜きの度合いが影響し、それによってバレやすさも変わってくる可能性が示唆される。

## 第7章 結論

本研究では、eSportsにおける本気のとくとバレないような手抜きをするときのプレイヤーの行動の分析を行なった。今回は、eSportsの人気ジャンルであるFPSの的に照準を合わせるエイミングを分析する対象にした。分析したデータは、弾を撃った回数、的に弾を当てた回数、弾を外した回数である。弾を撃った回数と弾を外した回数は標準偏差が大きくなる傾向が見られた。一方で、的に弾を当てた回数は標準偏差が小さくなった。以上の結果から、プレイヤーの能力が高ければ高いほど手抜きをしたときの行動に大きく影響が出る可能性が示唆された。また、プレイヤーが手抜きをするときは、どのように手抜きをして、どの程度手抜きをするのかは個人差があるということが分かった。つまり、手抜き行為がバレるかバレないかは、手抜きの方法・程度が大きく影響する可能性が高い。

今回のデータ計測では、自身のキャラクターの移動操作や敵からの攻撃などがないプレイヤーが行う操作がエイミングのみのゲームを用いて分析を行った。しかし、自身のキャラクターが移動しながらエイムをする場合、結果が変わる可能性もある。よって、FPSゲームにおけるエイムをするシーンをいくつかのパターンで分けて分析をすることで新たな知見を得られると考える。また、今回のデータでは、疲労などが原因による非意図的なパフォーマンスの低下とバレないような手抜きによるパフォーマンスの低下を判別することは出来ない。よって、非意図的なパフォーマンスの低下とバレないような手抜きによるパフォーマンスの低下の行動を分析して、行動の違いを明らかにすることが新たな研究課題となる。

今後の展望として、今回のデータ計測を引き続き行い、多くのデータを収集したいと考えている。また、録画したプレイ動画を他者に見てもらい、そのプレイが本気か手抜きを判定してもらうタスクを行う。そのタスクで、手抜きをしているとバレたものとバレていないもので新たに分析を行う。最終的には、計測したデータをもとに、機械学習モデルを構築し、eSportsプレイヤーの手抜き行為の検出に試みる。

## 参考文献

- [1] Benjamin Watson, Josef Spjut, Joohwan Kim, Jennifer Listman, Sunjun Kim, Raphael Wimmer, David Putrino, and Byungjoo Lee. Esports and high performance hci. CHI EA '21, 2021.
- [2] Annie Pei: This eSports giant draws in more viewers than the Super Bowl, and it's expected to get even bigger, <https://www.cnbc.com/2019/04/14/league-of-legends-gets-more-viewers-than-super-bowlwhats-coming-next.html>.
- [3] Yubo Kou. Toxic behaviors in team-based competitive gaming: The case of league of legends. In *Proceedings of the Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play*, CHI PLAY '20, p. 81–92, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.
- [4] David Buckley, Ke Chen, and Joshua Knowles. Predicting skill from gameplay input to a first-person shooter. In *2013 IEEE Conference on Computational Intelligence in Games (CIG)*, pp. 1–8, 2013.
- [5] David Buckley, Ke Chen, and Joshua Knowles. Rapid skill capture in a first-person shooter. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, Vol. 9, No. 1, pp. 63–75, 2017.
- [6] Yiheng Zhou, Zhipeng Hu, and Yongcheng Liu. Analyzing user behavior patterns in casual games using time series clustering. In *2021 2nd International Conference on Computing and Data Science (CDS)*, pp. 372–382, 2021.
- [7] Gustavo Andrade, Geber Ramalho, Alex Sandro Gomes, and Vincent Corruble. Dynamic game balancing: an evaluation of user satisfaction. In *Proceedings of the Second AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment*, AIIDE'06, p. 3–8. AAAI Press, 2006.
- [8] Sofia Maria Nikolakaki, Ogheneovo Dibia, Ahmad Beirami, Nicholas Peterson, Navid Aghdaie, and Kazi Zaman. Competitive balance in team sports games. In *2020 IEEE Conference on Games (CoG)*, pp. 526–533, 2020.



- 
- [9] Bastian Ilsø Hougaard and Hendrik Knoche. Aiming, pointing, steering: A core task analysis framework for gameplay. Vol. 8, No. CHI PLAY, October 2024.
- [10] Arman Dehpanah, Muheeb Faizan Ghori, Jonathan Gemmell, and Bamshad Mobasher. Player modeling using behavioral signals in competitive online games. In *2021 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, pp. 569–574, 2021.
- [11] Neven Caplar, Mirko Suznjec, and Maja Matijasevic. Analysis of player ’ s in-game performance vs rating: Case study of heroes of newerth. *Foundation of Digital Games 2013*, 2013.
- [12] Bibb Latané, Kipling Williams, and Stephen Harkins. Many hands make light the work: The causes and consequences of social loafing. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 37, No. 6, p. 822–832, 1979.
- [13] Kipling Williams, Stephen Harkins, and Bibb Latané. Identifiability as a deterrent to social loafing: Two cheering experiments. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 40, No. 2, pp. 303–311, 1981.
- [14] 池田知樹, 佐子柊人, 青木良輔, 宮田章裕. バレないように手抜きをする eSports プレイヤーの行動分析に向けて. 情報処理学会シンポジウム論文集, pp. 825–828, 2024.
- [15] 池田知樹, 佐子柊人, 村山優作, 古田瑛啓, 青木良輔, 宮田章裕. eSports におけるバレないようにする手抜き行為検出の検討. 情報処理学会インタラクシオン 2024 論文集, p. 970–972, 2024.
- [16] 池田知樹, 佐子柊人, 雨宮壮, 青木良輔, 宮田章裕. バレないような手抜き行為をする eSports プレイヤーの行動分析. 情報処理学会コラボレーションとネットワークサービスワークショップ 2024 論文集, p. 150–155, 2024.

## 研究業績

## 研究会・シンポジウム

- (1) 池田知樹, 佐子柊人, 大西俊輝, 青木良輔, 宮田章裕: バレないように手抜きをする eSports プレイヤの行動分析に向けて, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '24), pp.825–828 (2024 年 6 月).
- (2) 池田知樹, 佐子柊人, 村山優作, 古田瑛啓, 青木良輔, 宮田章裕: eSports におけるバレないようにする手抜き行為検出の検討, 情報処理学会インタラクション 2024 論文集, pp.970–972 (2024).
- (3) 池田知樹, 佐子柊人, 雨宮壮, 青木良輔, 宮田章裕: バレないような手抜き行為をする eSports プレイヤの行動分析, 情報処理学会コラボレーションとネットワークサービスワークショップ 2024 論文集, Vol.2024, pp.150–155 (2024).