

青山学院大学理工学部  
情報テクノロジー学科  
2024年度卒業研究論文

視線を用いたFPSゲームにおける  
スキル分析

2025年1月28日提出

指導教員 ロペズ・ギヨーム教授

提出者学生番号 氏名  
15821039 清水 遥希

# 視線を用いた FPS ゲームにおけるスキル分析

清水 遥希 (15821039)

ロペズ研究室

## 1. はじめに

近年のオンラインゲーム市場調査によれば、市場全体の規模はスマートフォンや PC 向けタイトルの拡大により急成長を遂げている[1]。その中で、FPS (First Person Shooter) ゲームは、「競争」という要素を強調した部類として多くのプレイヤーに支持されている[2]。FPS ゲームでは、標的への照準を合わせる動作を指す「AIM」というスキルが特に重要視されており、このスキルの向上が勝敗を左右する要因となるが、AIM スキルの上達には多くの課題が存在する。

本研究では、視線固定速度と操作速度の 2 つの指標を用いて AIM スキルを定量的に評価し、プレイヤーの熟練度に応じた新たなスキル評価の枠組みを提案することを目的としている。

## 2. 関連研究

既存研究では、視線追跡装置や動作データを用いてスポーツプレイヤーのスキルや反応時間を評価する試みが行われている。Koposov らは視線追跡装置を用いた反応速度の評価を、Smerdov らはスマートチャアによる行動データ分析を実施し、それぞれプロとアマチュアのスキル差を示した[3][4]。

しかし、これらの研究では FPS ゲーム特有のスキルである AIM の定量的評価が十分ではなく、プレイヤーへの具体的なフィードバックが不足している。本研究では、視線固定速度と操作速度を指標とし、AIM スキルの客観的評価とスキル向上を支援するデータの提供を目指す。

## 3. FPS スキル分析手法

本研究では、FPS のスキルを分析するための新たなシステムを開発した(図 1 を参照)。Pupil Core[5]という眼鏡型視線追跡装置を用いて、以下の 2 つの指標からスキルを評価する。

- ① 視線固定時間：ターゲットが出現してから、視線がターゲットに固定されるまでの時間。
- ② 破壊時間：ターゲットが出現してから、ターゲットを破壊するまでの操作時間。ターゲット破壊の判定は画像認識を用いて行う。

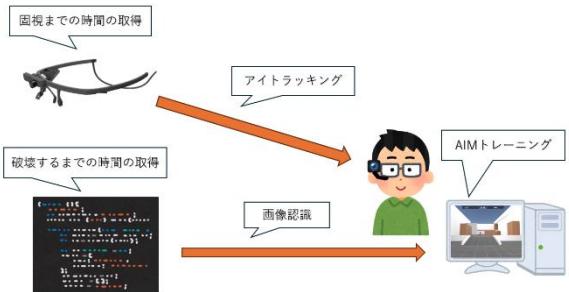


図 1 システムの概要図

## 4. FPS 訓練環境によるスキル計測

実験では AimLabs という Aim トレーニングアプリを使用し、本実験のためにシナリオを 2 種類作成した[6]。実験には 19 名（成人男性 18 名、成人女性 1 名）の被験者が参加し、FPS ゲーム Valorant でのランク分布に基づき、初心者、中級者、上級者の 3 つのグループに分類した[7]。

被験者には 5 分間のウォームアップ、視線追跡装置のキャリブレーションの後に、2 種類のシナリオをそれぞれ 2 回ずつプレイしてもらった。実験は 1 日で、シナリオは 1, 2 の順番で行った。

- ① シナリオ 1：瞬時に AIM を合わせるフリック AIM という AIM スキルだけが求められるように設計した。
- ② シナリオ 2：フリック AIM に加えてゲーム知識が与える影響を検証するために Valorant に登場するステージとターゲットを再現した。実験終了後、実験環境やターゲットの設定に関するフィードバックを得るためのアンケートを実施した。

## 5. 結果

図 2, 図 3 はシステムを使用して計測を行ったシナリオ 1 における視線が固定されるまでの時間とターゲットが破壊されるまでの時間の分布を表す箱ひげ図である。これらの結果に分析を行ったところ、それぞれ上級者と初心者、中級者と初心者の間に有意な差が認められた。また、どちらの時間も熟練度が上がるほど短くなる傾向が見られた。時間とは別に命中率は熟練度によってほとんど差がなく、有意差もなかった。

表 1, 表 2 はそれぞれのシナリオにおける熟練度別の平均結果である。シナリオ 2 においてはターゲットの小さい頭部分を狙ってしまうという上級者の Valorant プレイヤーの特性が表れたため、中級者の方が上級者より時間が短く、上級者だけ命中率が低くなつた。

また、録画データの解析により、視線移動の効率性が熟練度に応じて異なることが明らかになった。

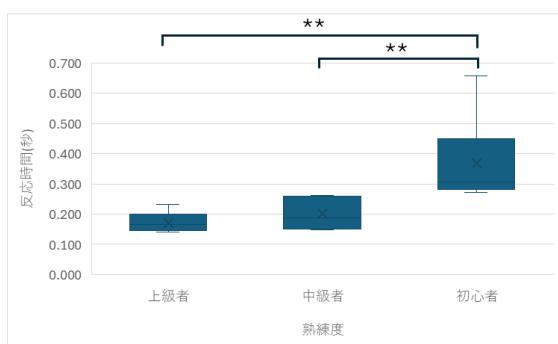


図 2. シナリオ 1 における視線が固定されるまでの時間の比較(\*\*:p<0.01)

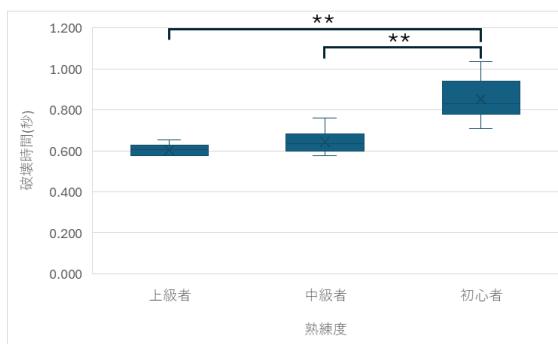


図 3. シナリオ 1 におけるターゲットが破壊されるまでの時間の比較(\*\*:p<0.01)

表 1:シナリオ 1 における熟練度別の平均結果

熟練度	固視時間(秒)	破壊時間(秒)	命中率(%)
上級者	0.171	0.604	83.22
中級者	0.201	0.644	84.40
初心者	0.368	0.852	85.97

表 2:シナリオ 2 における熟練度別の平均結果

熟練度	破壊時間(秒)	命中率(%)
上級者	0.846	48.71
中級者	0.770	64.13
初心者	1.028	64.64

## 6. まとめ

実験・分析結果から本研究で提案した 2 つの指標は、AIM スキルの評価に有用であることが判明した。しかし、独自のアンケートより、シナリオと環境を FPS プレイヤーにとって自然になるように再構築する必要が示唆された。

今後の展望として、モニター距離や姿勢といった他の要素との関連性を検討することで、より効果的なフィードバックを提供できる可能性がある。

## 参考文献

- [1] デロイトトーマツ:拡大を続けるゲーム市場の動向(2024). <https://faportal.deloitte.jp/times/articles/000937.html>. (最終参照日:2024/7/3)
- [2] FOUNDRY, Q.:7 Things We Learned About Primary Gaming Motivations From Over 250,000 Gamers (2016/12/15). <https://quanticfoundry.com/2016/12/15/primary-motivations/>. (最終参照日:2025/1/13)
- [3] Koposov, D., Semenova, M., Somov, A., Lange, A., Stepanov, A. and Burnaev, E.: Analysis of the Reaction Time of eSports Players through the Gaze Tracking and Personality Trait, 2020 IEEE 29th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), IEEE, pp. 1560-1565
- [4] Smerdov, A., Burnaev, E. and Somov, A.: eSports Pro-Players Behavior During the Game Events: Statistical Analysis of Data Obtained Using the Smart Chair, arXiv preprint arXiv: 1908.06402 (2019).
- [5] Core - Pupil Capture -, Pupil Labs Docs, <https://docs.pupil-labs.com/core/software/pupil-capture/> (最終参照日:2025/01/19).
- [6] Homepage - Aimlabs, <https://aimlabs.com/>. (最終参照日:2025/1/19).
- [7] VALORANT, <https://playvalorant.com/ja-jp/>. (最終参照日:2025/1/19).

# 目 次

<b>第1章 序章</b>	<b>1</b>
1.1 研究背景 . . . . .	1
1.1.1 e-sports 業界の現状 . . . . .	1
1.1.2 FPS ゲームにおける AIM スキル . . . . .	3
1.2 研究目的 . . . . .	5
1.3 本論文の構成 . . . . .	5
<b>第2章 関連研究</b>	<b>6</b>
2.1 アイトラッカーを使用した研究 . . . . .	6
2.2 プレイヤーのスキル分類に関する研究 . . . . .	7
2.3 視野と反応時間に関する研究 . . . . .	8
2.4 画像認識を用いたゲームに関する研究 . . . . .	8
2.5 先行研究のまとめ . . . . .	8
<b>第3章 開発したシステムについて</b>	<b>10</b>
3.1 システムの概要 . . . . .	10
3.2 アイトラッckerを使用した固視測定 . . . . .	12
3.2.1 固視 . . . . .	12
3.2.2 Pupil Core . . . . .	12
3.3 画像認識を使用したターゲット破壊時間測定 . . . . .	15
3.3.1 作成した AIM トレーニングシナリオ . . . . .	15
3.3.2 画像認識 . . . . .	18
<b>第4章 実験</b>	<b>20</b>
4.1 実験概要 . . . . .	20
4.2 実験手順 . . . . .	21
4.3 実験環境 . . . . .	23
4.4 分散分析 . . . . .	24
4.5 実験後アンケート . . . . .	24

<b>第5章 実験結果および考察</b>	<b>26</b>
5.1 実験結果 . . . . .	26
5.1.1 シナリオ1の結果と考察 . . . . .	26
5.1.2 シナリオ2の結果 . . . . .	29
5.2 録画データから読み取れた考察 . . . . .	32
5.3 アンケート結果 . . . . .	32
<b>第6章 結論</b>	<b>35</b>
6.1 まとめ . . . . .	35
6.2 今後の展望 . . . . .	35
<b>参考文献</b>	<b>37</b>
<b>付録A FPSに関する意識調査</b>	<b>39</b>
<b>付録B 実験のフィードバックアンケート</b>	<b>41</b>

# 第1章 序章

本章では、社会的な背景をもとに研究の位置付けを明確にする。第1.1節では本研究における背景、第1.2節では研究目的と目標、第1.3節では本論文の構成について述べる。

## 1.1 研究背景

### 1.1.1 e-sports 業界の現状

近年、FPS (First Person Shooter) ゲームという一人称視点のシューティングゲームを含むオンライン対戦ゲームの市場規模は増加し続けている。以下に調査等を参照しながら現状を説明する。

オンライン対戦ゲームを含むゲーム業界全体の市場規模が拡大し続けているが、その成長の要因としてマルチプラットフォーム化やeスポーツ業界の成長があげられる [1]。

2012年には家庭用ハードや買い切りのパッケージ版ソフトが市場の半分を占めていたが、10年後にはオンラインプラットフォームの急成長により1/6ほどになってしまっていることが図1-1から分かる。また、オンラインプラットフォームの中でも、家庭用ゲーム機ソフトの占める割合は小さく、スマートフォンやPC向けソフトの占める割合が大きいことが示唆されている。その要因としてスマートフォンの台頭とともに増加していったダウンロード無料のアプリケーションの課金システムの増加などが考えられる。未だ買い切りのe-sports向けゲームも多数存在するが、ここ数年でリリースされたゲームはこの課金に重きをおいたゲームが増えてきているため、e-sports向けゲームの市場規模・プレイヤー数は今後も成長していくと考えられる。

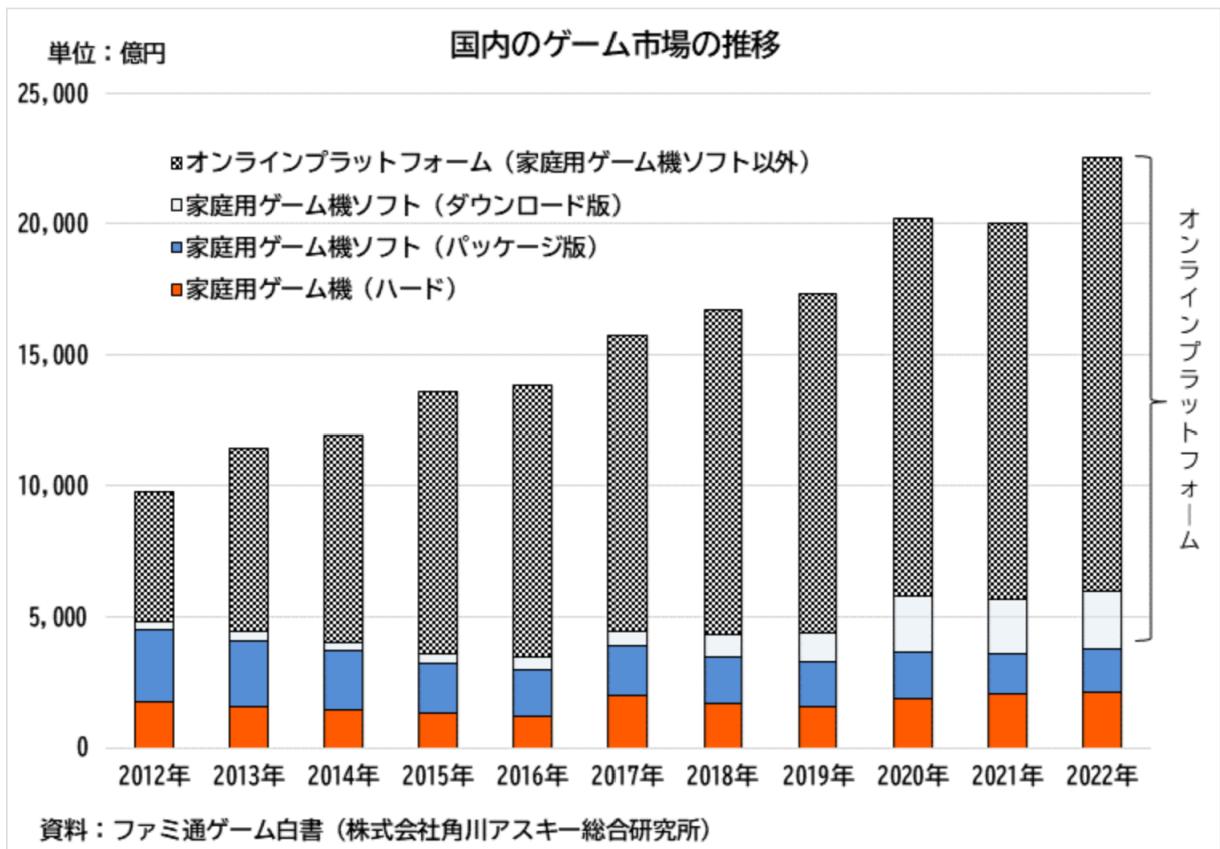


図 1-1: 国内のゲーム市場の推移 ([2] より引用)

また、図 1-2 に示したように国内の e スポーツ市場規模は成長しており、オンライン対戦ゲームの中でも「競争」という部分にフォーカスしたゲームの人気が高まっている。この影響は FPS にも表れている。2022 年には PUBG MOBILE JAPAN LEAGUE SEASON2 という日本の FPS ゲームの大会では史上最高額となる賞金総額 3 億円の大会が開催された [3]。2023 年には VALORANT CHAMPIONS TOUR MASTERS TOKYO という VCT 史上初の世界大会も開催された [4]。また、e-sports と聞くとプロゲーマーをイメージしがちだが、市場の拡大の要因にはインフルエンサーの大会やアマチュアプレイヤーのコミュニティの拡大など身近な要素も含まれている。

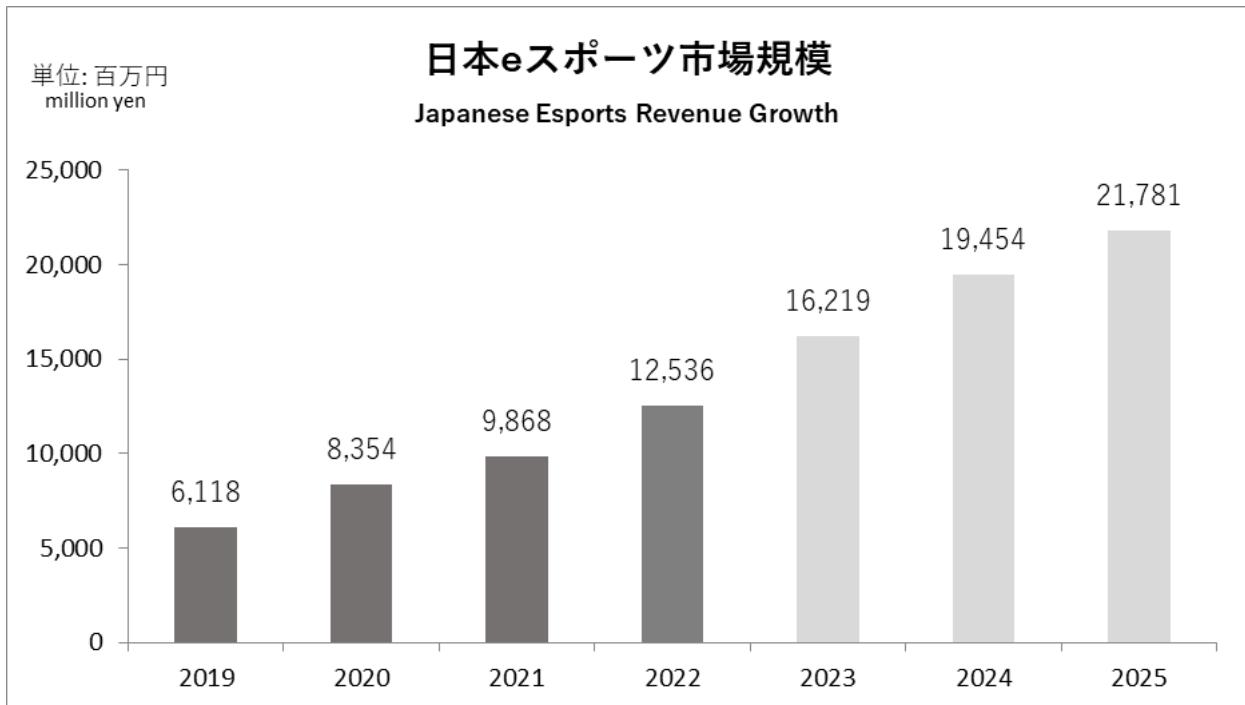


図 1-2: 日本の e スポーツ市場規模 2023 年以降は予測 ([5] より引用)

### 1.1.2 FPS ゲームにおける AIM スキル

世界中の 25 万人以上のゲーマーを対象として、ゲームに対するモチベーションに関する調査がある。図 1-3 のグラフを見ると、若いゲーマーにとって Competition (競争) が最も重要なモチベーションであることがわかる。この調査結果として、自分自身のスキルを磨きライバルと切磋琢磨していくプレイスタイルが好まれているということが分かった [6]。

FPS ゲームではよく「AIM」という単語が使われる。FPS ゲームにおける AIM とは標的を認識し、マウス操作を行い標的を撃ち抜く一連の動作であり、この AIM の能力が対戦相手よりも速く、正確であれば有利に戦うことができる [7]。そのため、勝つためには相手より速く敵を見つけ、反応し、照準を合わせることが求められる。プロの試合では反応速度、操作精度が極まった AIM がいくつも飛び出す。また、FPS ゲームでは戦術やコミュニケーションなど他の要素を無視し、AIM の強さのみで 1 対多数の状況をひっくり返してしまった状況では「破壊」という表現がよく用いられる。この表現は普段のゲームプレイをはじめ、大会の実況解説などでも使われており、FPS プレイヤーにとって馴染みのあるワードである。図 1-3 のグラフでは 2 番目に Destruction (破壊) の項目が高く、FPS ゲームは若いゲーマーのニーズに当てはまったゲームといえる。

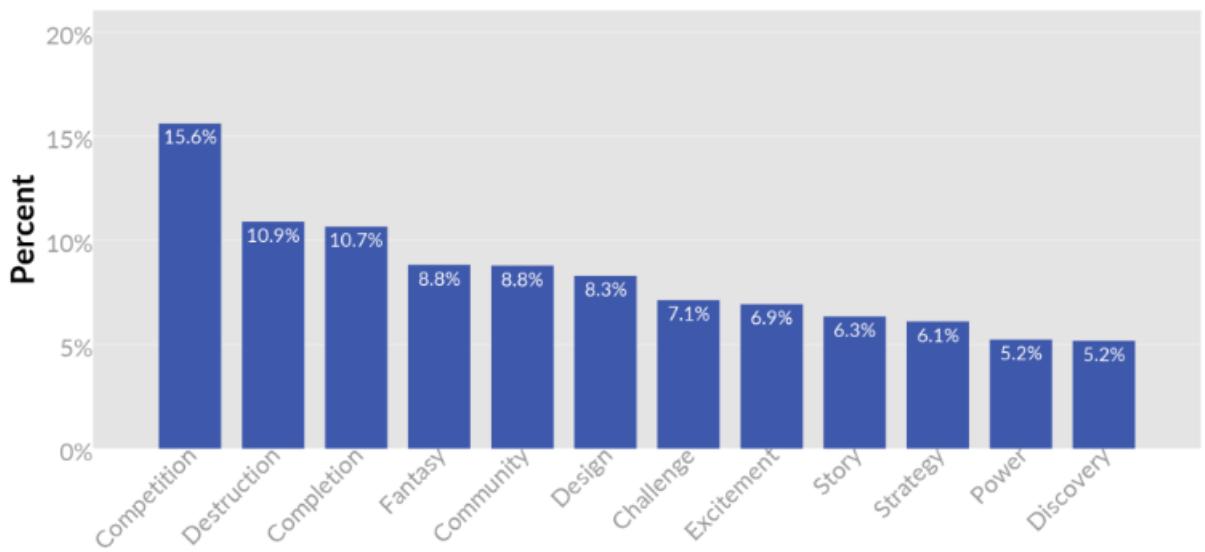


図 1-3: 13 歳から 25 歳のゲーマーの主なモチベーション ([6] より引用)

本研究を開始するにあたって、13人のFPSプレイヤーにAIMに関する意識調査を行った。使用したアンケートフォームを付録Aに示す。1つは「FPSゲームで強くなるために一番必要なスキル」についてのアンケートだ。それぞれ多様な考え方が存在したが、半数以上のプレイヤーがAIMスキルが一番必要だと回答した。2つ目は「AIMスキルの停滞経験」についてだ。多くのプレイヤーがAIMスキルが重要と答えたにも関わらず、ほとんどのプレイヤーが停滞したことがあると回答した。経験があると答えたプレイヤーの中にはAIMスキルを上げるために迷ったと答えたプレイヤーも数名存在した。AIMスキルは重要度に対して上達するためのハードルが高いというのが現状である。

■ aim ■ 頭の良さ ■ 勝負勘 ■ コミュニケーション

■ ある ■ ない

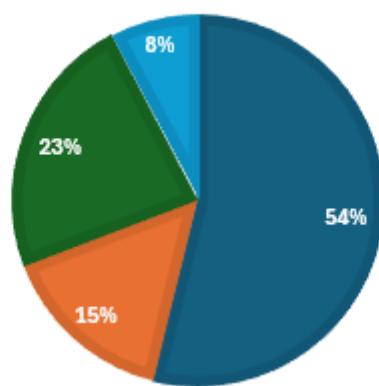


図 1-4: 強くなるために必要なスキル

■ ある ■ ない

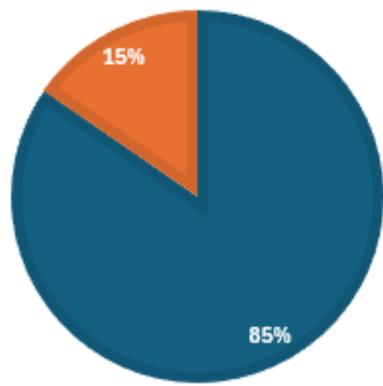


図 1-5: AIM スキルの停滞経験

## 1.2 研究目的

拡大を続けるオンラインゲームの中でも若者のニーズを満たし、人気を獲得している FPS ゲームは今後多くのプレイヤーに親しまれていくだろう。しかし、FPS というジャンルの中で重要な AIM スキルは向上させることが難しい。一部のプロプレイヤーになれば専門のコーチがつくこともあるが、それ以外のプレイヤーは個人の感覚に頼り、手探りで上達する方法を見つけなくてはならない。本研究では、AIM スキルの上達方法を定量的な指標を用いてプレイヤーへフィードバックを行うことを最終的な目的としている。この目的を達成するためにはプレイヤーのスキルの良し悪しを評価する方法を確立する必要がある。そのため今回の研究では、AIM における視線が固定される速度と操作速度の数値データを獲得し、プレイヤーのレベル別に分析することで AIM スキルの新たな評価指標として確立することを目指している。姿勢や腕の動作、モニターとの距離、デバイスの種類など AIM には様々な要素が存在する。AIM スキルを向上させるにはこれらの要素をそれぞれ改善していく必要があるが、姿勢やデバイスを変えてもその良し悪しが判断できなければ意味がない。本研究で収集する二つの速度が分かれば、AIM を合わせるまでの合計時間が求められるため、今後姿勢やデバイスの改善の評価に用いることが期待できる。

## 1.3 本論文の構成

第 1 章では、本論文の研究背景、研究目的、及び本論文の構成について述べた。第 2 章では、関連研究について説明する。第 3 章ではシステムの概要について述べる。第 4 章では、第 3 章で述べた提案システムの評価実験について述べる。第 5 章では、第 6 章で実施した評価実験の結果とその考察について述べる。最後に第??章では、本論文のまとめと今後の展望について述べる。

## 第2章 関連研究

### 2.1 アイトラッカーを使用した研究

Koposov らは、プロおよびアマチュアの e スポーツプレイヤーの反応時間をアイトラッカーを用いて評価し、反応時間と性格特性との関連性を調査した [8]。具体的には、反応時間をサッカード潜時、サッカードと固視の間の時間、照準と射撃の時間の 3 つに分けて分析した。35 名の参加者（7 名のプロプレイヤーと 28 名の初心者およびアマチュア）を対象に実施された。結果として、プロプレイヤーは全ターゲットタイプにおいて反応が速く、特に赤いターゲットに対する反応が速いことが示された。対照的に、アマチュアプレイヤーは中央のターゲットに対して速く反応した。この研究は、e スポーツにおける反応時間と性格特性との関連性について初めての包括的な分析を提供し、e スポーツのトレーニング方法やパフォーマンス分析の改善に寄与することが期待される。この研究で使用されたテストシナリオのスクリーンショットを図 2-1 に示す。



図 2-1: テストシナリオのスクリーンショット ([8] より引用)

出山らは、瞳孔径を用いた精神疲労の評価方法を検討した [9]. この研究では、視線計測装置を使用して瞳孔径をリアルタイムで測定し、作業負荷と精神疲労の相関を分析した. 結果として、精神疲労が進行するにつれて瞳孔径の平均値、最小値、積分値が減少し、疲労感 VAS スコアと有意な相関を持つことが示された. この研究は、視覚的生体情報を利用して精神疲労を検出し、適切な休憩タイミングを提示する新たなシステム設計の可能性を示している. この研究の概要図を図 2-2 に示す.



図 2-2: システムの概要図 ([9] より引用)

## 2.2 プレイヤーのスキル分類に関する研究

Smerdov らは、e-Sports プロ選手のゲーム中の行動をスマートチェアで収集したデータを用いて分析し、プレイヤーのスキルを評価する新しい方法を提案した [10]. 実験は CS:GO のリティクシナリオで実施され、プロ選手とアマチュア選手のデータが収集された. これらのデータをもとに、機械学習モデルを訓練し、最も精度の高いモデルは 77% の精度と 0.88 の ROC AUC スコアを達成した. 分析により、プロ選手とアマチュア選手の動作パターンの違いが特定され、特に重要な特徴量として殺傷や死亡後の動作、チェアの背もたれに寄りかかる時間の割合、加速度計とジャイロスコープの標準偏差が明らかになった. この研究は、eSports 選手の物理的な行動データを利用してパフォーマンスを評価する新しい視点を提供し、ゲーム中の行動からスキルを客観的に評価するための基盤を構築した.

## 2.3 視野と反応時間に関する研究

boch らは、サルのエクスプレスサッケード（非常に短い反応時間の眼球運動）に関する研究を行った [11]。彼らは、サルが小さな光点を注視し、その光点が消えた後に周辺のターゲットにサッケードするよう訓練した。光点のオフセットがターゲットのオンセットよりも 140ms 以上早い場合、サルは 70-80ms 以内に視線を変えることができた。エクスプレスサッケードの反応時間は、ターゲットの輝度やサイズに依存し、閾値近くのターゲットでは約 120ms から、閾値を 2.5 ログ単位上回る範囲で約 50ms 短縮される。最小反応時間とそのターゲットサイズは、ターゲットの網膜偏心度の関数である。これらの結果は、エクスプレスサッケードの短い反応時間が主に網膜要因によって決定されることを示唆している。

浅見らは、視野反応計を用いて中心視反応と周辺視反応の比較検討を行った [12]。彼らは、視野反応計を用いて、中心視と周辺視の反応時間を測定し、その違いを分析した。実験では、被験者が中心視と周辺視の両方で光刺激に反応する時間を測定し、反応時間の違いを比較した。その結果、中心視反応は周辺視反応よりも速いことが示された。また、反応時間の違いは視標の角度や距離によっても影響を受けることが明らかになった。この研究は、視覚反応のメカニズムを理解する上で重要な知見を提供している。

## 2.4 画像認識を用いたゲームに関する研究

高橋らは、テトリスを題材にしたルールベースのデバッグ AI を試作し、プレイ動画からバグを自動検出する手法を提案した [13]。この研究では、テンプレートマッチングによる画像認識を用い、「ラインが揃ったのに消えない」バグをルールベースで判別するアルゴリズムを開発した。評価実験では、ブロック 1 個ずつのテンプレート画像を用いる手法が、直感的なブロック全体のテンプレート画像を用いる手法よりも高精度であることが確認された。一方で、静止画単位での分析に起因する誤検知の問題や未知のバグへの対応が課題として挙げられた。この研究は、デバッグ AI の可能性を示すとともに、汎用的なシステムの構築に向けた一歩を提供している。

## 2.5 先行研究のまとめ

既存研究では、アイトラッカーや画像認識を用いて e スポーツプレイヤーのスキルや反応時間を評価する試みが行われている。例えば、Koposov らの研究では、プロとアマチュアのプレイヤーを対象にアイトラッカーを用いて反応時間と性格特性の関連を調査し、プロ選手の反応速度が優れていることを示した。また、Smerdov らはスマートチェアを用い

た動作データの収集により、プレイヤーの行動パターンを機械学習で分析し、プロとアマチュアのスキル差を明確にした。

一方で、これらの研究にはいくつかの課題がある。第一に、アイトラッカーや動作データに依存しているため、FPS ゲーム特有のスキルである AIM に関する定量的な評価が十分に行われていない点である。第二に、プレイヤー個々の熟練度に応じた具体的なフィードバックが不足しており、得られたデータをプレイヤーのスキル向上に活用するための枠組みが不完全である。

本研究ではこれらの課題を克服するため、視線固定速度と操作速度という 2 つの新たな指標を用いて AIM スキルを評価する手法を提案する。この手法により、FPS ゲームにおける熟練度の客観的な評価が可能となり、さらにはプレイヤーのスキル向上を支援するための具体的なデータを提供できることを目指す。

# 第3章 開発したシステムについて

本研究で使用するシステムは、アイトラッカーと画像認識を使用することでターゲットに対して固視が発生するまでの時間と破壊するまでの時間を測定し、被験者のエイムスキルを定量的に分析する。

本章では、3.1節で、システムの概要について説明をし、3.2節で、アイトラッカーを使用した固視の測定について述べる。3.3節では、画像認識を使用した破壊時間の測定方法を述べる。

## 3.1 システムの概要

本研究はFPSプレイヤーのAIMスキルを「視線のAIM」と「マウスのAIM」の二つに分け、この2種類の能力がプレイヤーの実力にどのように関係しているか分析することを目的としている。初心者から上級者までのプレイヤーの二種類の数値データを収集し、集めたデータを分析、比較することでFPSプレイヤーにとって重要なスキルを数値的に求めることが可能である。システムの全体像を図3-1に示す。

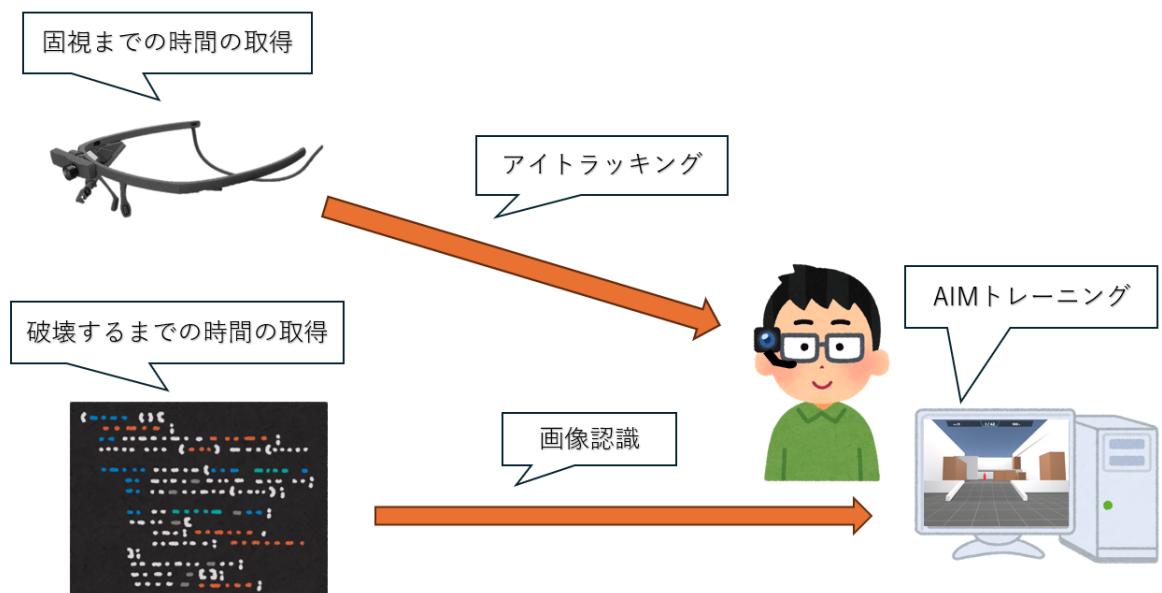


図3-1: システムの全体像

プレイヤーにはAimlabsというアプリをプレイしてもらう。このアプリは、自由度の高いステージやシナリオ作成が可能である。そのため、今回の研究目標に合わせたシナリオを二つ作成した。今回はフリックAIMというある一点に向かって瞬間に照準を合わせるAIMスキルに焦点を当て、分析を行った[14]。求められるAIMスキルは同じだが、2つのシナリオはそれぞれ期待されるデータの特徴が異なる。作成したシナリオの内容については第3.3.1節で説明する。

実験に参加したFPSプレイヤーは全員Valorantという5対5のタクティカルFPSゲームをプレイしていたため、ゲーム知識はValorantのものを使用する[15]。Valorantではそれぞれのチームが攻撃・防御側に別れ、ステージ中の「サイト」という決められた範囲に向かってそれぞれ攻撃・守備を行う。今回のシナリオでは「アセント」というValorantがリリースされた当初から存在する一番基本的で有名なステージを再現し、攻撃側の視点でアセントのAサイトを攻めるという設定で行った。

アセントAサイトの画像を図3-2に示す。ゲームのよくある流れとして、守備側はサイトを守るために攻め側が侵入する際に遮蔽物から飛び出して迎撃するというものがある。遮蔽物の位置は変わらないため、Valorantをプレイしていると守備チームが飛び出てくる位置を予測または、記憶することができるようになる。その知識の差による認知速度の差を計測することでゲーム知識の有無による影響を調べることができる。



図3-2: アセントAサイトの様子

認知速度においてはアイトラッカーを使用することでターゲットが出現してからプレイヤーの視線が固定されるまでの時間を測定した。また、マウスを自在に扱う能力においてはターゲットが出現してから破壊されるまでの時間を画像認識を使用することで測定した。

## 3.2 アイトラッカーを使用した固視測定

プレイヤーの認知能力はアイトラッカーを使用してターゲットが出現してから、固視という視線の固定が起こるまでの時間を測定することで評価する。本研究で使用するアイトラッカーは Pupil Labs 社の Pupil Core [16] である。

### 3.2.1 固視

固視 (fixation) とは、眼球運動系や視覚系でよく用いられる述語であり、視線を特定の目標に固定することを指す言葉である [17]。本研究では視線の AIM の指標として用いる。固視が発生しているときは視線の動きや瞳孔の位置も大きく動くことはないが、マイクロサッケードという小さな像の動きが起こる。瞳孔の安定やマイクロサッケードを検出することで固視の判定ができる。

??

### 3.2.2 Pupil Core

Pupil 社の Pupil Core を図 3-3 に示す。グラス型のデバイスであり、右目上部に外の景色を写すワールドカメラ、右目下部に右目を写すアイカメラが装着されており、それぞれ目の前の視界と右眼球を写す。それぞれのカメラはジョイントやレールで位置や角度を調整することが可能であり、ワールドカメラはモニターが中心に写る角度に、アイカメラは眼球が収まるように調節した。テンプルの先からコードが伸びており、USB Type-C でパソコンと接続して使用する。デバイスの使用方法等は過去の同研究室の卒業論文を参考とした [9]。



図 3-3: Pupil Core

また、同社から配信されている Pupil Capture, Pupil Player というアプリケーションソフトを録画、実験結果の確認のために使用した [18]。アプリケーションのスクリーンショット画像を図 3-4、図 3-5 に示す。Pupil Capture の画面には外カメラの画像が映し出される。アイカメラウィンドウでは眼球が認識されているかを確認する。アイカメラでは瞳孔と眼球が認識される。赤い点と円で瞳孔が表示され、青い円で瞼に隠れている部分まで補正して眼球の輪郭が表示される。また、アイカメラで瞳孔の向きが認識されることでワールドカメラの画面にアイトラッカーの利用者が見ている場所が表示される。見ている部分は赤くなり、その周りに黄色の円が出れば視線が固定されていることを示している。

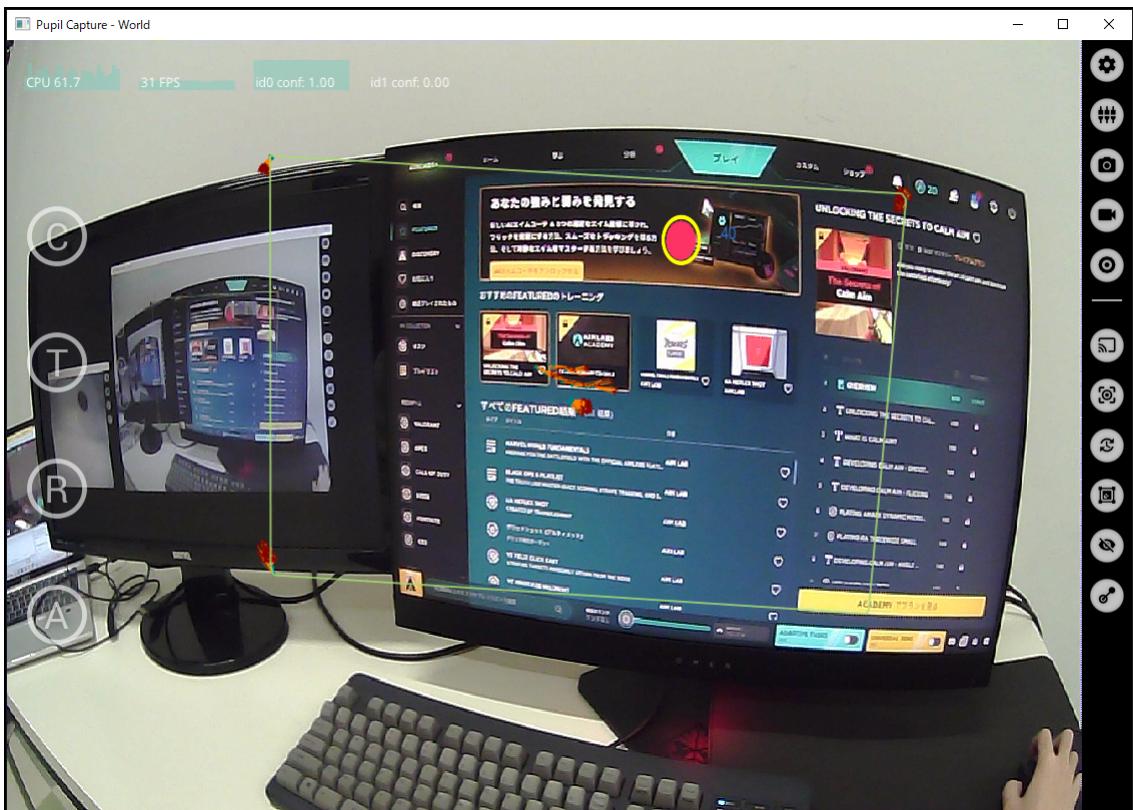


図 3-4: Pupil Capture のスクリーンショット

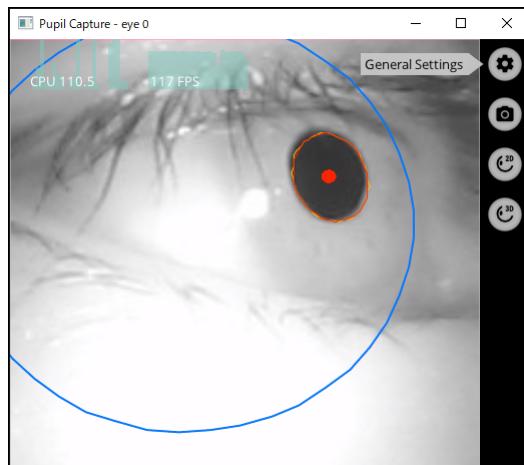


図 3-5: アイカメラウィンドウのスクリーンショット

本研究では主に画面左の C と R ボタンを使用する。C は「Calibration (キャリブレーション)」、R は「Recording (録画)」を表している。キャリブレーションではワールドカメラとアイカメラの相関を行う。キャリブレーションを実行すると画面に5つの的が表示される。キャリブレーション中の画面を図 3-6 に示す。5つの的は順番に出現する。中心から始まり4隅を巡り視線を誘導する。視線に動きを出すことでデータを収集し、視線の予測

を安定させる。録画は実行するとデータの収集を開始する。録画データをはじめ、視線の座標やタイムスタンプなど様々なデータを収集することができる。



図 3-6: キャリブレーション画面

### 3.3 画像認識を使用したターゲット破壊時間測定

#### 3.3.1 作成した AIM トレーニングシナリオ

AIM トレーニングアプリとして Aimlabs を使用した [19]。Aimlabs は、FPS などの競技ゲームジャンルでプレイヤーがスキルを向上させるために開発されたエイムトレーニングプラットフォームである。特定のゲームに合わせたトレーニングシナリオや最適なマウス感度を見つける機能など AIM に関係する様々なサポートをしている。

Aimlabs の大きな特徴としていくつかのゲームに存在するステージのテンプレートデータが用意されていることがあげられる。今回の研究で扱った Valorant のアセントもテンプレートとして用意されているため、Aimlabs を実験用のアプリケーションとして採用した。トレーニングの実行後、スコアや命中精度などのフィードバックは表示されるが、ターゲットを破壊した詳細なタイムラインを含む本研究に必要なデータは提供されていない。API 等も利用できないため、不足しているデータは補足する必要があった。

ここで、作成した 2 つのシナリオについて説明する。まず、1 つ目のシナリオについてエディターやプレイ画面の画像を交えて解説する。1 つ目のシナリオのエディター画面を図 3-7 に示す。1 つ目のシナリオはスパイダーショットと呼ばれる、中央の固定されたターゲットとその周りのランダムな場所に出現するターゲットを交互に射撃するものである。

中心が決まっており、その周囲に蜘蛛の巣上にターゲットが出現する様子からスパイダーショットと呼ばれている。図3-7における白い壁のような部分でランダムなターゲットが出現する。また、この壁の中心の青い球が固定されたターゲットの出現位置である。

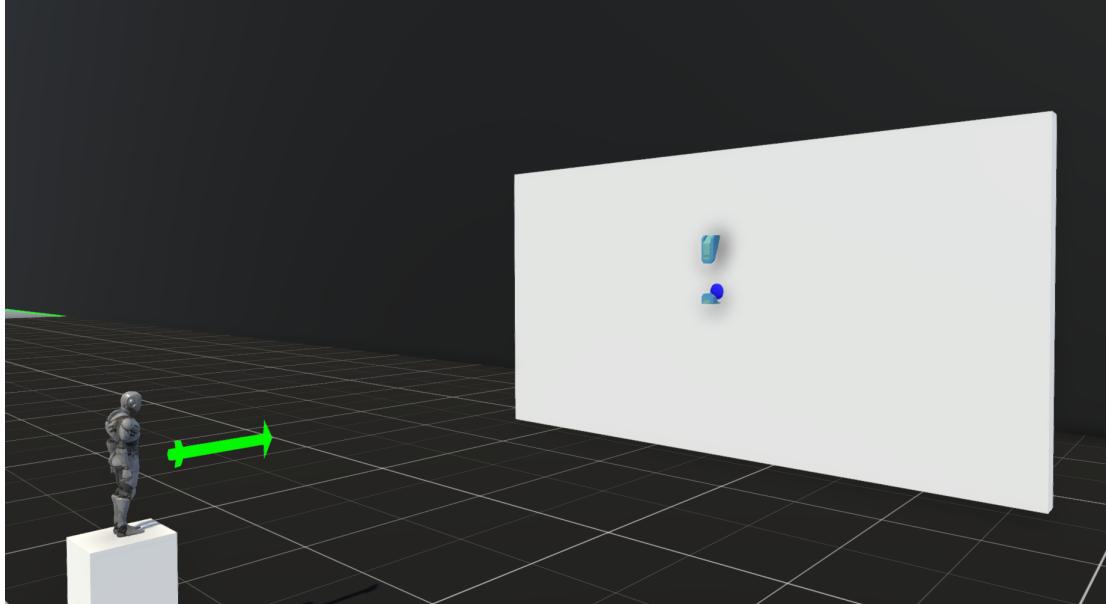


図3-7: 1つ目のシナリオのエディター画面

このシナリオの実行画面を図3-8、図3-9に示す。ターゲットの形は球状に、中心のターゲットは青色、周囲のランダムに出現するターゲットは赤色に設定した。中心の固定されたターゲットは視線、カーソルの誘導の役割を果たしている。赤色のターゲットを破壊する度に一度中心にリセットし、また次のランダムに出現するターゲットに反応しやすい仕組みとなっている。

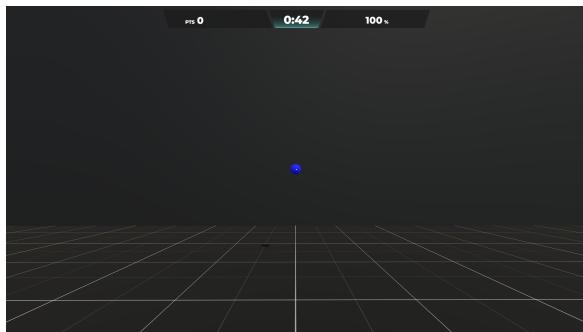


図3-8: 青色のターゲット

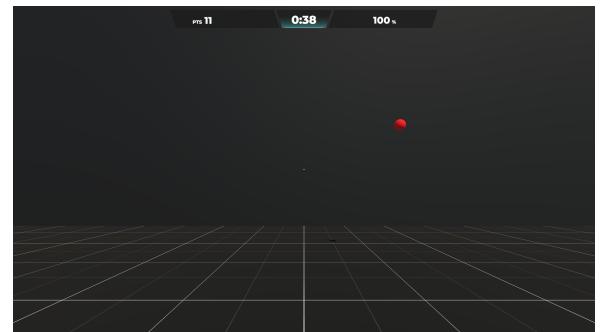


図3-9: 赤色のターゲット

次に、2つ目のシナリオであるアセントを再現したシナリオについて説明する。Aimlabsで作成したアセントとValorantの実際のアセントの比較を図3-10、図3-11に示す。元々のテンプレートもシンプルな色味をしていたが、画像認識での誤認識を防ぐために色味の

ある物体の配置を抑え、光度を高く設定した。

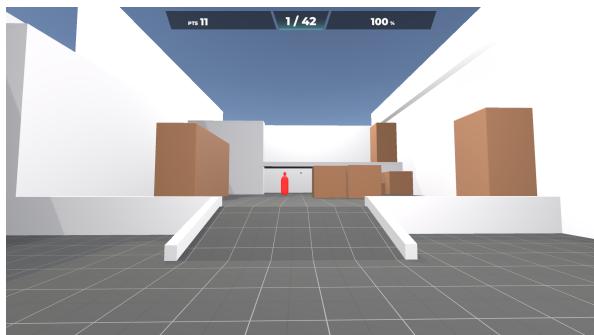


図 3-10: Aimlabs で作成したアセントシナリオ



図 3-11: 実際のアセント

基本的なシステムは1つ目のシナリオと同じだが、赤いターゲットの出現位置をランダムではなく遮蔽物の裏に設定した。出現場所は7か所設置し、防御チームが潜む頻度が高い頻度の場所を選んだ。出現の順番もあらかじめ設定済であり、なるべく視点が振れるような順番とした。また、Valorant をプレイしているプレイヤーは球状のものより人型の方が反応しやすいと考え、出現する赤色のターゲットを球状から人型に変更した。実際のゲームのプレイヤーの動きに似せるために、出現したターゲットはプレイヤーから見て90度の角度で左右横向きに動き続ける。アセントシナリオにおけるターゲットの出現位置を図 3-12 に示す。



図 3-12: ターゲットの出現位置（エディター画面より）

### 3.3.2 画像認識

マウスの AIM 速度を取得するために Python を使用して Aimlabs 画面の画像認識を行った。作成したコードでは赤と青どちらとものターゲットの認識を行い、画面上にターゲットが出現している間は常にタイムスタンプを残し続け、csv 形式のファイルとして保存される。ここでタイムスタンプはアイトラッカーからのデータとの同期を考え、UNIX 時間を採用した。フリック AIM の速度を比較するためには赤色のターゲットが出現してから破壊されるまでの時間を計算する必要がある。シナリオは1つのターゲットが破壊された瞬間に次のターゲットが出現するように設定した。つまり、赤いターゲットが破壊されるタイムスタンプと青いターゲットが出現するタイムスタンプは同じであるため、次に出現する青いターゲットの出現時間から赤いターゲットの出現時間を引くことで破壊するまでにかかった時間を求めることができる。

また、認識を行っている際の録画データも保存される。この録画ではターゲットが認識されている間はマスクで囲われるため、誤認識がないかを確認することができる。画像認識の実行結果を2つのシナリオにつき2枚ずつ図3-13～図3-16に示す。



図 3-13: シナリオ 1 の画像認識実行結果 1

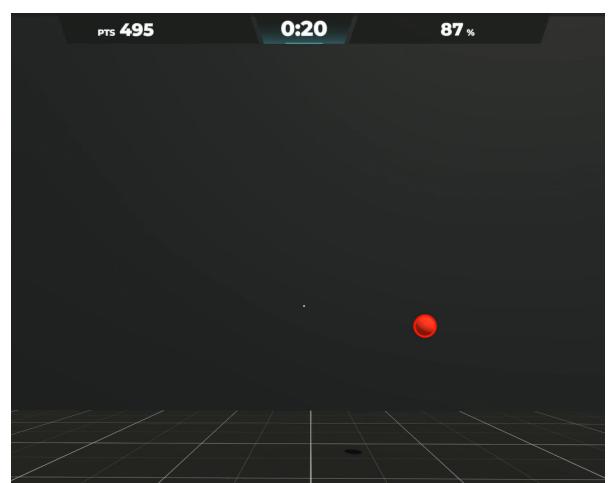


図 3-14: シナリオ 1 の画像認識実行結果 2

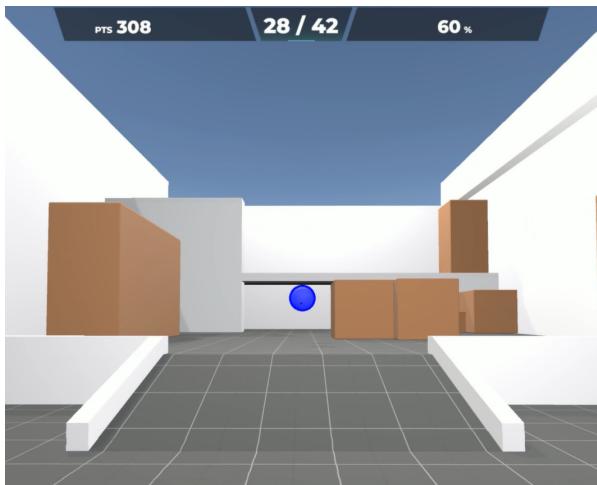


図 3-15: シナリオ 2 の画像認識実行結果 1



図 3-16: シナリオ 2 の画像認識実行結果 2

# 第4章 実験

本章では評価実験について述べる。

## 4.1 実験概要

被験者は成人男性 18 名、成人女性 1 名の計 19 名（年齢層は 19 歳から 23 歳）に協力してもらった。実験時間は 5 分間のアップを含めて約 15 分であった。実験終了後は FPS に対する経験や実験環境に関するフィードバックを収集するためにアンケートを記入してもらった。実験中の様子を図 4-1 に示す。

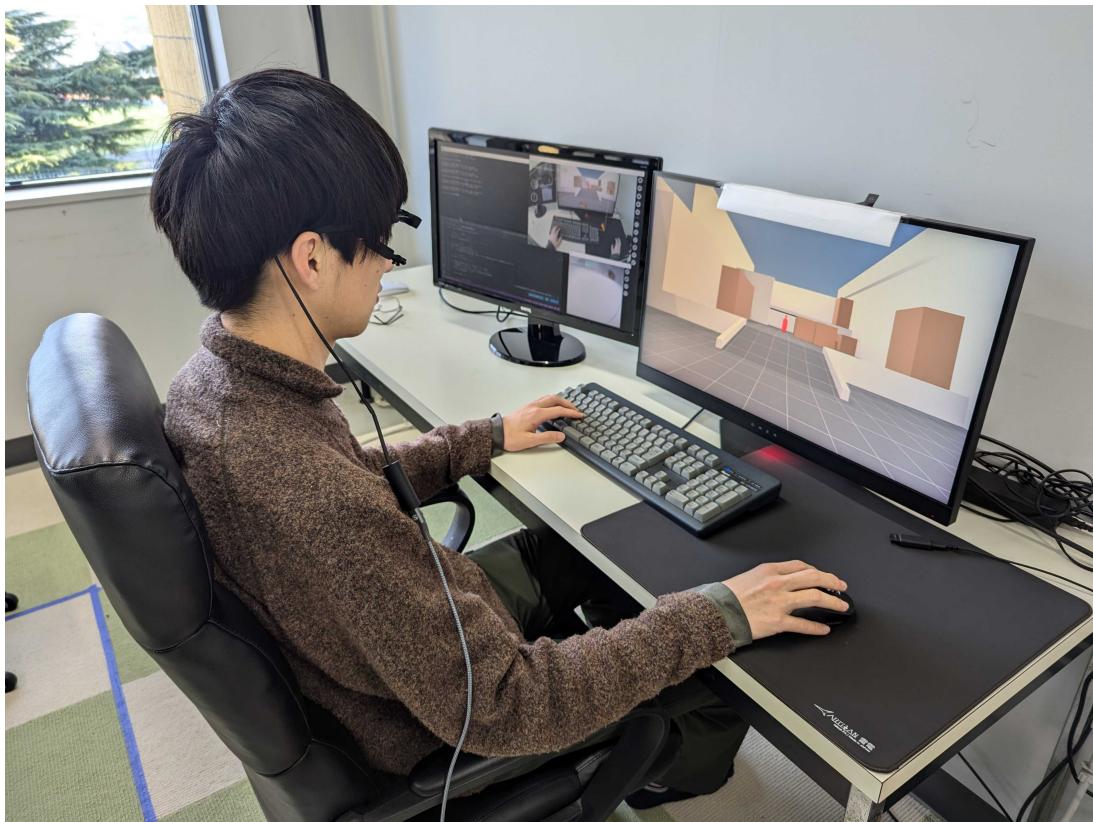


図 4-1: 実験の様子

また、本実験に参加する被験者のランクの分布と熟練度の分類を以下の表 4-1 に、図 4-2 に Valorant におけるランクの種類と順番を示す。

表 4-1: 被験者のランクの分布と熟練度の分類

ID	ランク	熟練度
1	アセンダント 2	上級者
2	アセンダント 1	上級者
3	アセンダント 1	上級者
4	ダイヤ 1	上級者
5	ダイヤ 1	上級者
6	プラチナ 2	中級者
7	プラチナ 1	中級者
8	プラチナ 1	中級者
9	ゴールド 2	中級者
10	ゴールド 1	中級者
11	ゴールド 1	中級者
12	シルバー 1	中級者
13	シルバー 1	中級者
14	ランクなし	初心者
15	ランクなし	初心者
16	ランクなし	初心者
17	ランクなし	初心者
18	ランクなし	初心者
19	ランクなし	初心者

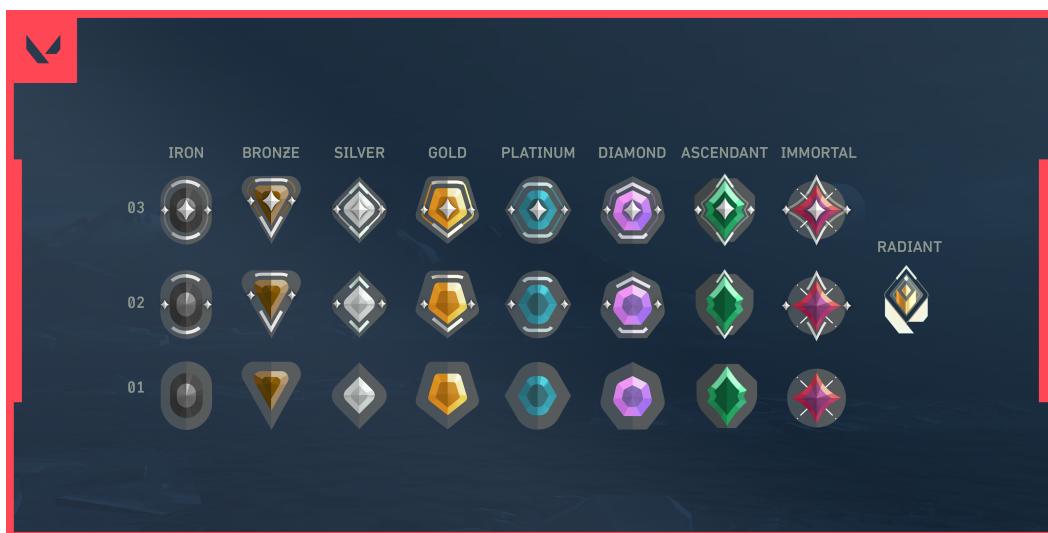


図 4-2: ランクの種類と順番（[15] より引用）

## 4.2 実験手順

本実験では、被験者の最大限の AIM スキルのデータを収集するための手順を踏んだ。まず、マウスの操作や画面に素早く反応できるようにマウスパッドやキーボード、モニター、椅子の位置や高さなどを自分好みに調整してもらった。また、普段から FPS ゲー

ムをプレイしているプレイヤーは自分の設定どおりにマウスの DPI (Dots Per Inc) とゲーム内感度を調節してもらった。次に、アイトラッカーを装着してもらい、カメラの位置調整を行いキャリブレーションを実行した。この時 Pupil Capture 上で視線を追えていることを必ず確認した。その後、マウスの操作感や Aimlabs に慣れるために 3.3.1 節で説明したシナリオ 1 を使用して 5 分間のウォームアップを行ってもらった。5 分間でシナリオ 1 が 3 回か 4 回プレイできるのだが、ほとんどのプレイヤーがこの回数をプレイするとスコアが安定したため、5 分間と定めた。

ここまでを準備とし、次の手順からは計測に移る。作成した 2 つのシナリオをそれぞれ 2 回ずつプレイしてもらった。シナリオ 1 は 45 秒間経過、シナリオ 2 は設置したターゲット 42 個すべてを破壊する（約 30 秒）ことで終了する。シナリオに取り組んでいる最中は休む暇なく AIM に集中することとなる。Valorant では相手と撃ち合う時間がそれほど長くないため、実験時間を長くしてしまうと被験者の集中力を阻害してしまうと考え、45 秒に設定した。また、シナリオ 2 に関しては出現する順番を覚えることができないように計測前に説明のみを行い、練習はなしとした。実験の手順を示すフロー図を図 4-3 に示す。

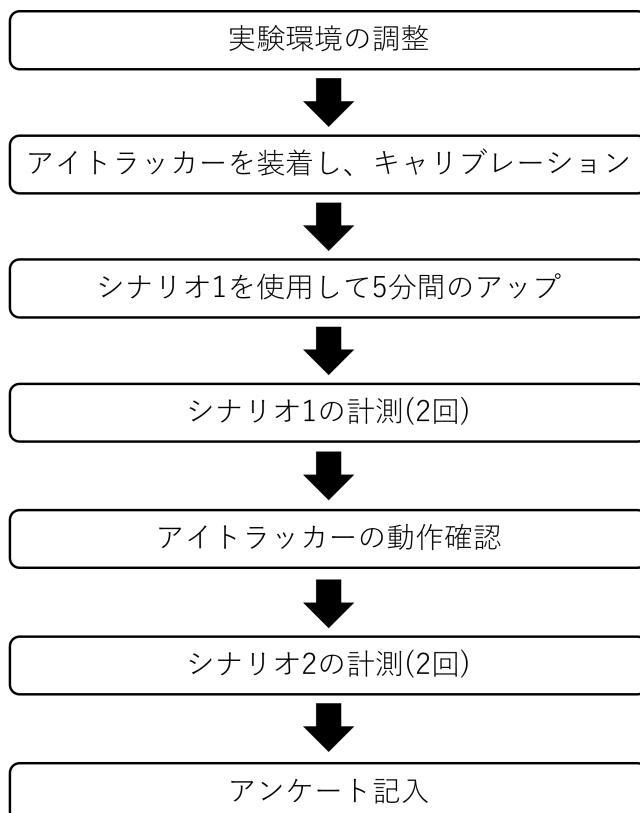


図 4-3: 実験の手順を示すフロー図

### 4.3 実験環境

本節では実験で使用した環境について述べる。被験者全員が高いパフォーマンスを発揮できるように汎用性が高く、性能が良い環境を構築した。

マウスはlogicool 社の PRO X SUPERLIGHT 2 を使用した [20]。このマウスは右利き、左利きどちらのプレイヤーでも使用できるように左右対称に設計され、軽量かつセンサーの性能も高い。このデバイスを使用している Valorant のプロも多数いるため、採用した。マウスパッドは ARTISAN 社の NINJA FX ライデン Xsoft を使用した [21]。使いやすい柔らかい素材かつマウス感度が低いプレイヤーでもマウスを広く振れるように大きめの XL サイズとした。それぞれの画像を図 4-4, 4-5 に示す。



図 4-4: PRO X SUPERLIGHT 2 ([20] より引用) 用  
図 4-5: NINJA FX ライデン Xsoft ([21] より引)

モニターは HP 社の OMEN X 27 を使用した [22]。画像を図 4-6 に示す。高さ調節が可能であり、反応速度とリフレッシュレートも高性能であるため、採用した。また、机は幅 180cm、奥行き 60cm、高さ 70cm のものを使用した。



図 4-6: OMEN X 27

#### 4.4 分散分析

計測したデータに対して分散分析を行う。分散分析は、複数のグループ間で平均値の差が統計的に有意かどうかを検証するための統計手法であり、1925年にR.A. Fisherによって提唱され、彼の著書「Statistical Methods for Research Workers」で詳細に説明されている[23]。分散分析は、総変動を「グループ間の変動」と「グループ内の変動」に分解し、これらの変動の比率を計算することで、グループ間の差が大きいかどうかを判断する。1元配置は、1つの独立変数に対して従属変数の平均値の差を検証するために使用され、具体的には、帰無仮説と対立仮説の設定、分散の分解、F値の計算、p値の算出という手順を踏む。

本研究では、被験者を初心者、中級者、初心者に分類し、それぞれの反応時間や破壊時間を比較場合に使用され、p値が0.05未満であれば、グループ間に有意な差があると結論付ける。

#### 4.5 実験後アンケート

本実験では被験者のスキル調査に加え、実験環境・システムに関するフィードバックを収集するために独自のアンケート調査を行った。質問項目は以下の通りで、5段階評価で

回答してもらう。

- ランダムターゲットの大きさは適切であったか
- アセントのターゲットの出現は自然であったか
- 赤と青のターゲットは見づらいと思ったか
- 実験時間は適切であったか
- ウォームアップの時間は適切であったか
- アイトラッカーは邪魔であったか
- 普段通りにプレイできたか
- 環境に関する改善点（自由記述）

質問項目を付録Bに示す。

# 第5章 実験結果および考察

## 5.1 実験結果

### 5.1.1 シナリオ 1 の結果と考察

シナリオ 1 の計測結果を図 5-1 に示す。計測したデータは固視が発生するまでの時間、ターゲットの破壊時間、命中率の 3 つである。

表 5-1: シナリオ 1 の計測結果

ID	固視が発生する時間 (秒)	破壊時間 (秒)	命中率 (%)
1	0.166	0.606	70.26
2	0.149	0.605	89.67
3	0.165	0.653	84.44
4	0.232	0.575	78.7
5	0.140	0.580	93.01
6	0.262	0.650	79
7	0.219	0.591	85.26
8	0.181	0.575	80.1
9	0.149	0.692	83.52
10	0.151	0.629	90.4
11	測定ミス	0.638	82.42
12	0.187	0.618	88.82
13	0.260	0.760	85.71
14	0.271	0.815	81.51
15	0.291	0.800	86.11
16	0.657	1.036	73.23
17	0.287	0.709	86.75
18	0.321	0.844	92.8
19	0.382	0.909	95.41

上記の計測結果について分析を行う。

シナリオ 1 の固視が発生するまでの時間についての分布図を図 5-1 に、それぞれの熟練度別の平均時間の表を表 5-2 示す。1 名アイトラッカーの測定ミスでデータが得られなかった。

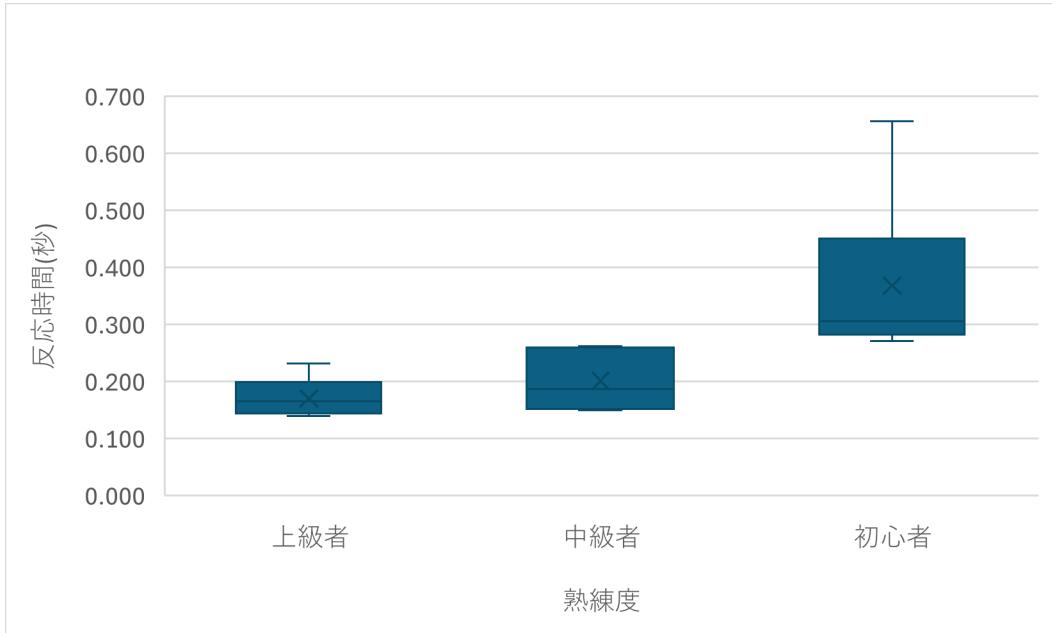


図 5-1: シナリオ 1 における固視が発生するまでの時間の分布図

表 5-2: シナリオ 1 における固視が発生するまでの熟練度ごとの平均時間

熟練度	平均時間 (秒)
上級者	0.171
中級者	0.201
初心者	0.368

この結果に関して分散分析を行ったところ,  $p$  値は 0.00465 となり, グループ間に有意な差が認められた. また, それぞれのグループの平均時間を比較すると熟練度が上がるほど時間が短くなっている傾向がみられた. しかし, 上級者の ID:4 の被験者は 2 番目にスコアが高かったにも関わらず, 中級者の平均よりもかなり遅い結果を残した. このことから, かならずしも固視が発生するまでの時間の速さが FPS の熟練度に繋がるわけではないと考えられる.

また, 破壊時間においても同様に分布図を図 5-2 に, それぞれの熟練度別の平均時間の表を表 5-3 示す.

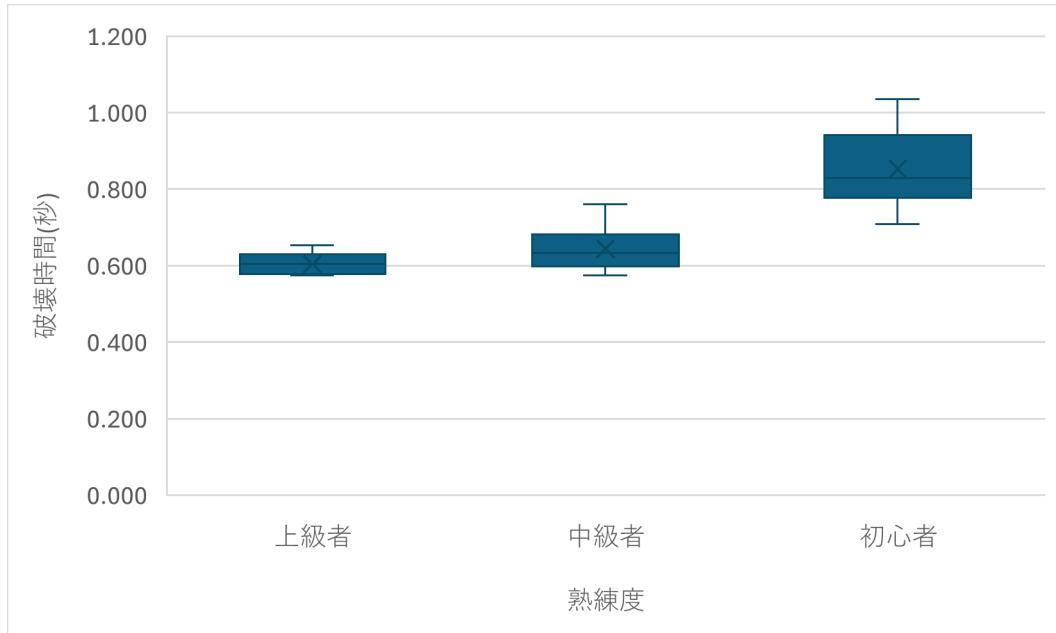


図 5-2: シナリオ 1 におけるターゲットを破壊するまでの時間の分布図

表 5-3: シナリオ 1 におけるターゲットを破壊するまでの熟練度ごとの平均時間

熟練度	平均時間 (秒)
上級者	0.604
中級者	0.644
初心者	0.841

この結果に関しても分散分析を行ったところ,  $p$  値は 0.0000648 となり, グループ間に有意な差が認められた. また, それぞれのグループの平均時間を比較すると熟練度が上がるほど時間が短くなっている傾向がみられた.

シナリオ 1 における命中率の分布図を図 5-3 に, 熟練度ごとの平均命中率を図 5-4 に示す.

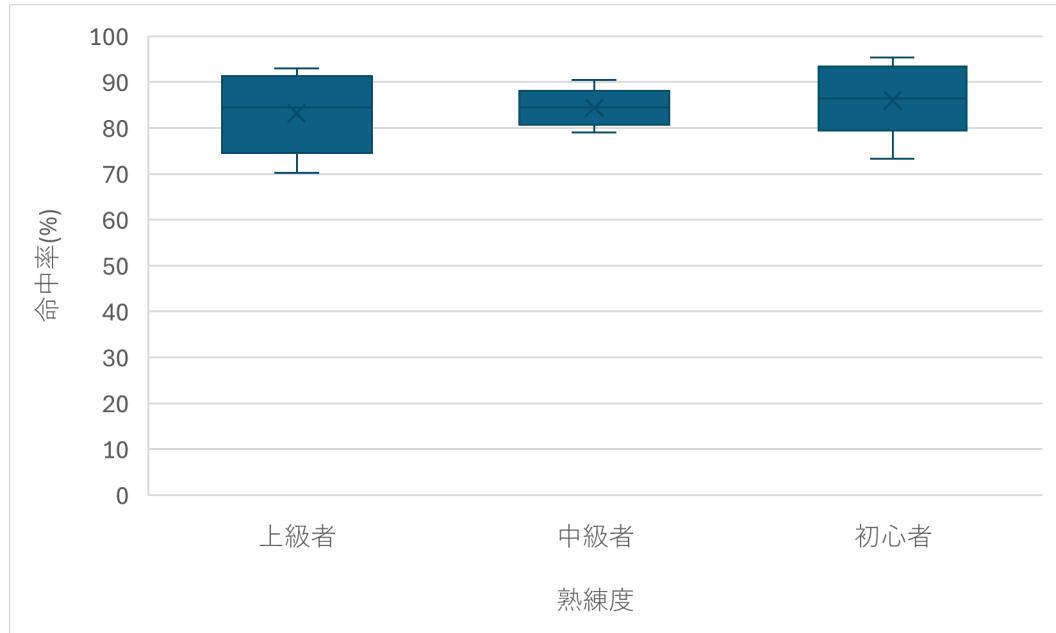


図 5-3: シナリオ 1 における命中率の分布図

表 5-4: シナリオ 1 における熟練度ごとの平均命中率

熟練度	命中率 (%)
上級者	83.22
中級者	84.40
初心者	85.97

シナリオ 1 では命中率の分布、平均とともにどの熟練度でも同じ特徴がみられた。p 値も 0.802 を示し、グループ間に有意な差は見られなかった。

### 5.1.2 シナリオ 2 の結果

シナリオ 2 の計測結果を表 5-5 に示す。計測したデータはターゲットの破壊時間、命中率の 2 つである。

上記の計測結果について分析を行う。シナリオ 2 のターゲットが破壊されるまでの時間についての分布図を図 5-4 に、それぞれの熟練度別の平均時間の表を表 5-6 に示す。

表 5-5: シナリオ 2 の計測結果

ID	破壊時間 (秒)	命中率 (%)
1	0.669	60.87
2	0.843	40.98
3	1.040	51.22
4	0.734	37.33
5	0.945	53.16
6	0.700	56
7	0.749	71.19
8	0.843	46.67
9	0.739	54.19
10	0.689	75.68
11	0.772	77.78
12	0.735	62.69
13	0.931	68.85
14	0.851	67.74
15	0.975	71.79
16	1.193	40.98
17	0.287	65.12
18	0.969	67.2
19	1.247	75

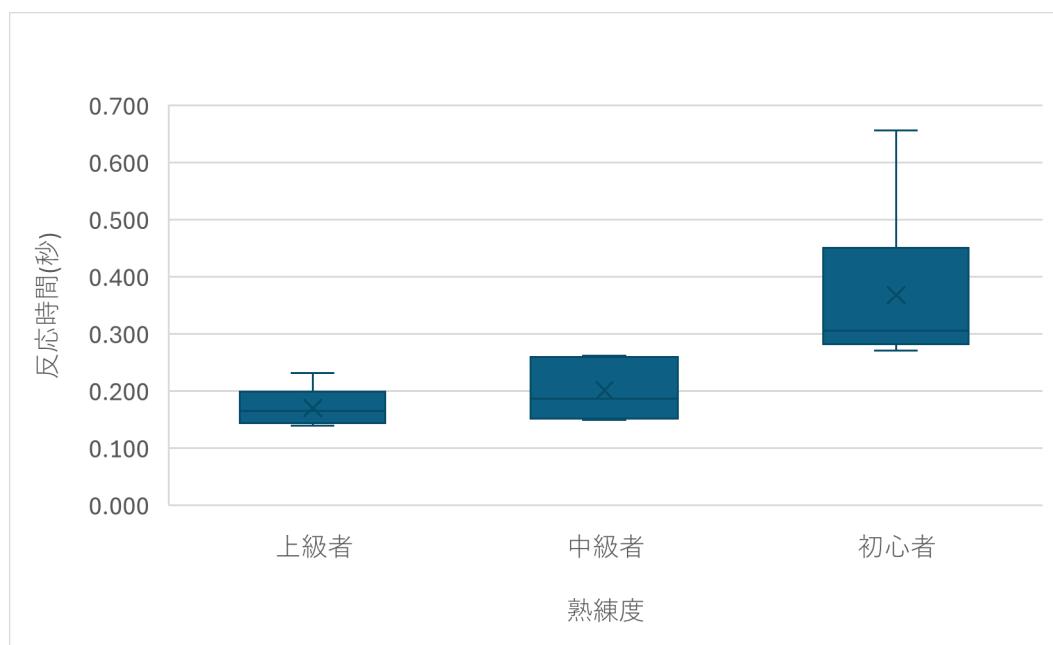


図 5-4: シナリオ 2 におけるターゲットを破壊するまでの時間の分布図

この結果に関して分散分析を行ったところ,  $p$  値は 0.00572 となり, グループ間に有意な差が認められた. しかし, シナリオ 1 とは異なり, 時間が最も短いグループは中級者と

表 5-6: 固視が発生するまでの平均時間

熟練度	平均時間 (秒)
上級者	0.846
中級者	0.770
初心者	1.028

なった。このような結果となった要因は熟練度ごとに Valorant プレイヤーとしての特徴が表れたためと考えられる。Valorant にはターゲットの頭を射撃するとダメージの倍率が上がり、素早く敵を倒すことができるという仕様が存在する。上級者グループに属するプレイヤーは普段から頭を狙って AIM を合わせる癖がついている。今回のシナリオではターゲットのどこに命中させても一撃で倒せる設定にしているので頭を狙うとそれだけのが小さくなるので他の被験者と比べて不利になってしまっていた。ID : 2, 3, 5 の 3人のプレイヤーが頭を狙っていましたため、平均時間が長くなってしまった。

シナリオ 1 における命中率の分布図を図 5-5 に、熟練度ごとの平均命中率を図 5-7 に示す。

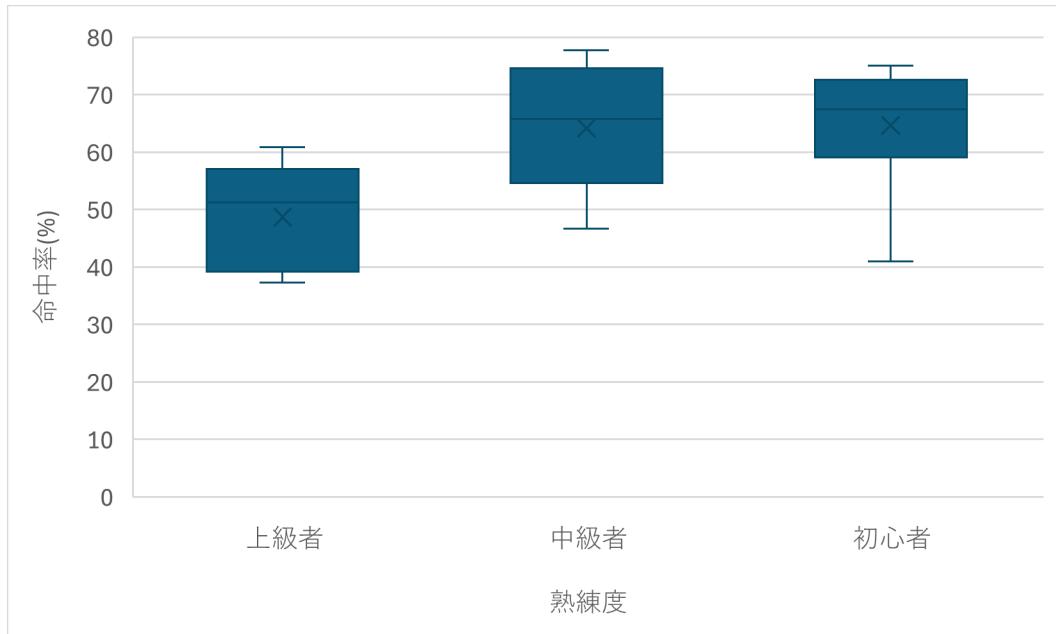


図 5-5: シナリオ 2 における命中率の分布図

表 5-7: シナリオ 2 における熟練度ごとの平均命中率

熟練度	命中率 (%)
上級者	48.71
中級者	64.13
初心者	64.64

命中率においても破壊時間と同様の特徴が表れている。上級者のみ命中率が下がっている。これは破壊時間と同様に数名が小さい的を狙ってしまっていることが原因である。

## 5.2 録画データから読み取れた考察

アイトラッカーの録画データを確認したところ、熟練度によって視線の動きの特徴に大きな差があった。上級者は出現したターゲットの中心を一度の視線の動きで捉えることができていた。そのため、多くの場合1つのターゲットに対して発生する固視の回数は1回であった。逆に初心者は出現したターゲットの中心を一度の視線移動では捉えられていなかった。1回目の視線移動ではターゲットを飛び越してしまうか距離が足りず中途半端な位置で止まるなど、ぼんやりと視界に捉えていた。その後、2回目、3回目の視線移動でターゲットの中心に視線を向けていた。中級者はこの上級者と初心者の間の特徴を示していた。1回の視線移動でターゲットを捉えられることもあれば、出現したターゲットが遠い場合は2回視線移動するなど1つのターゲットに対する固視の回数は初心者と上級者の間の回数であった。

## 5.3 アンケート結果

独自のアンケートをもとに、被験者に回答してもらった結果を示す。まず、シナリオに関する被験者の評価について整理する。ランダムターゲットの大きさは適切だったかという質問に対しての結果を図5-6に示す。この質問では、13名が「ちょうど良い」、4名が「やや大きかった」、2名が「やや小さかった」と回答した。ターゲットの大きさはそのままシナリオの難易度に繋がる。大きさに大きな不満を持ったプレイヤーがいなかったため、幅広い熟練度のプレイヤーに適応した難易度設定をすることができた。

アセントのターゲットの出現は自然だったかという質問に対しての結果を図5-7に示す。この質問では、3名が「自然だった」、4名が「やや自然だった」、4名が「どちらでもない」、2名が「やや自然だった」と回答した。この質問はValorantにおけるアセントを知っているプレイヤー13人にのみ設けた。自然と感じたプレイヤーが約半数のみだったため、ターゲットの出現の仕方をもっと工夫する必要がある。

赤と青のターゲットは見づらいと思ったかという質問に対しての結果を図5-8に示す。この質問では、13名が「見やすい」、2名が「やや見やすい」、3名が「どちらでもない」、1名が「やや見づらい」と回答した。画像認識、視線誘導という目的のためにターゲットの色を分けたが、被験者に悪影響はほとんど与えなかった。

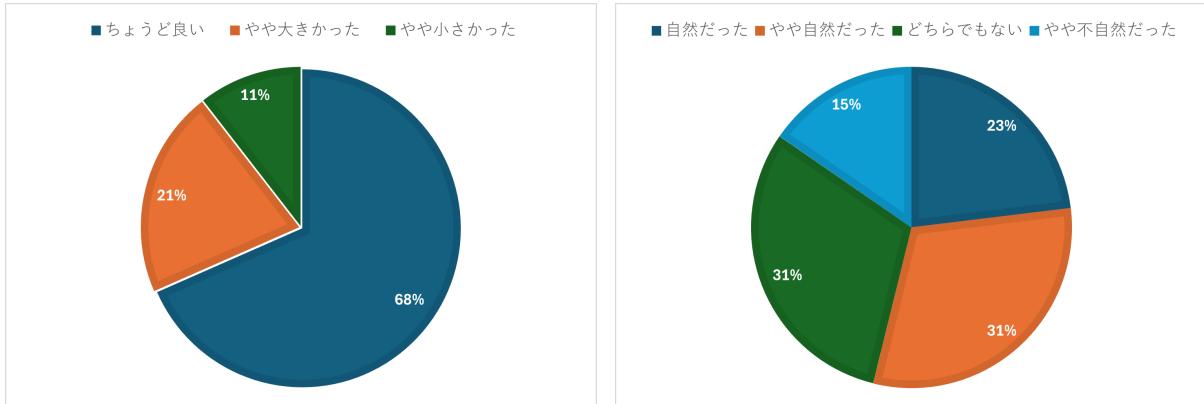


図 5-6: 「ランダムターゲットの大きさは適切だったか」に対する回答結果

図 5-7: 「アセントのターゲットの出現は自然だったか」に対する回答結果

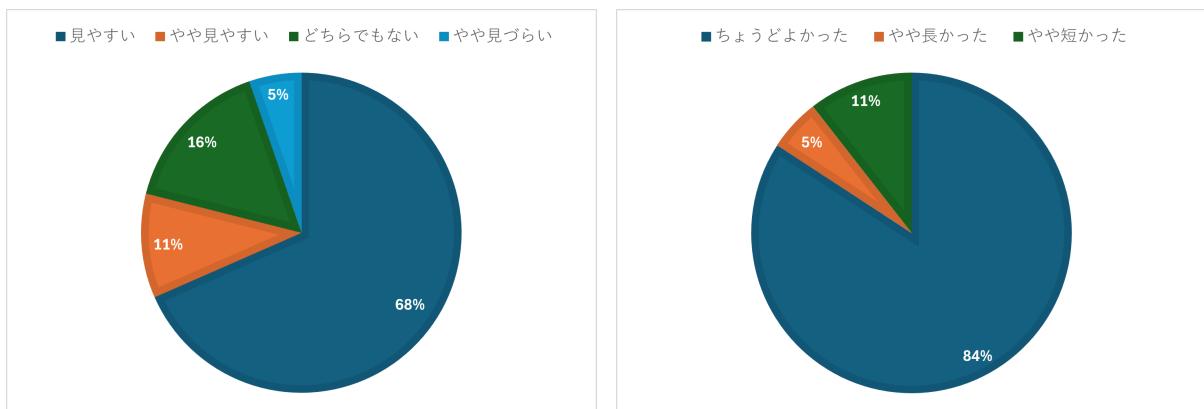


図 5-8: 「赤と青のターゲットは見づらいと思つたか」に対する回答結果

図 5-9: 「実験時間は適切だったか」に対する回答結果

実験時間は適切だったかという質問に対しての結果を図 5-9 に示す。この質問では、16名が「ちょうど良い」、1名が「やや長かった」、2名が「やや短かった」と回答した。本実験では、被験者の集中力を最大限に保つ実験時間の設定を行った。「ちょうど良い」という回答がほとんどだったため、この目的は達成できた。

ウォームアップの時間は適切だったかという質問に対しての結果を図 5-10 に示す。この質問では、18名が「ちょうど良い」、1名が「やや長かった」と回答した。ウォームアップの時間も被験者の集中力と調子を保つための時間設定にしたため、この目標を達成できたことがこの結果から確認できた。

アイトラッカーは邪魔だったかという質問に対しての結果を図 5-11 に示す。この質問では、10名が「気にならなかった」、5名が「やや気にならなかった」、1名が「どちらでもない」、2名が「やや邪魔だった」、1名が「邪魔だった」と回答した。数名が「邪魔だった」と答えたものの、ほとんどのプレイヤーは「気にならない」と答えたため、アイト

ラッカーを使用した計測は有効であると考えられる。

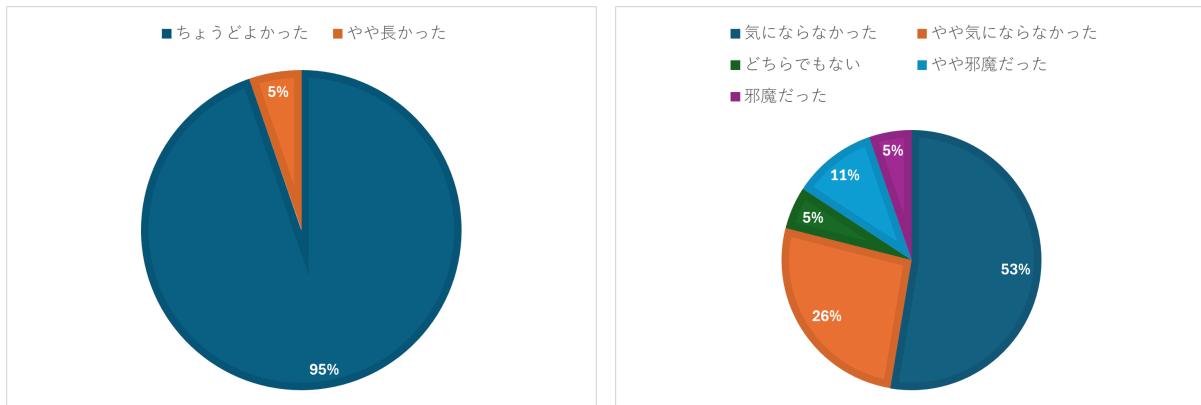


図 5-10: 「ウォームアップの時間は適切だったか」図 5-11: 「アイトラッカーは邪魔だったか」に対する回答結果

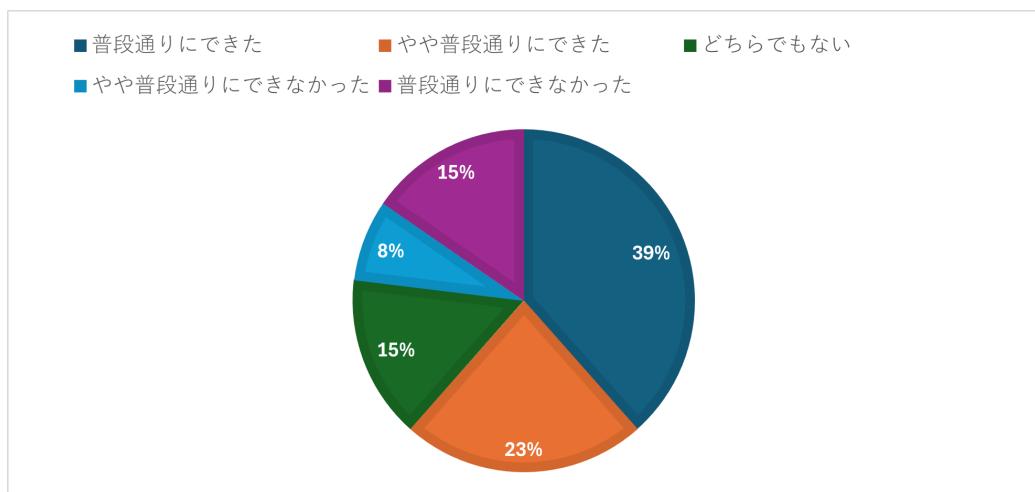


図 5-12: 「普段通りにプレイできたか」に対する回答結果

普段通りにプレイできたかという質問に対しての結果を図 5-9 に示す。この質問では、5 名が「普段通りにできた」、3 名が「やや普段通りにできた」、2 名が「どちらでもない」、1 名が「やや普段通りにできなかった」、2 名が「普段通りにできなかった」と回答した。この質問は、普段から FPS をプレイしている 13 名にのみ設けた。普段通りにプレイできたプレイヤーが多かったものの、数名は環境の違いから実験のパフォーマンスが下がってしまっていた。以下に被験者から上がった環境に関する改善点を示す。

- デスクの高さが異なった
- アイトラッカーが眼鏡と被っていた
- 普段座椅子でプレイしているため、机だとやりづらかった

# 第6章 結論

## 6.1 まとめ

本研究では、AIMスキルの上達方法を定量的な指標を用いてプレイヤーフィードバックを行うことを最終的な目的として、視線が固定される速度と操作速度の数値データを獲得し、プレイヤーのレベル別に分析を行った。

実験結果から、視線とマウスを用いたAIMの速度は熟練度が上がると速くなり、それぞれの熟練度の間には有意差があることが確認された。このことから2つの速度をFPSプレイヤーのAIMスキルの評価指標として使用できることが分かった。

また、これら以外にも、命中率、視線の動かし方などにも熟練度によって特徴が見られたため、速度以外の指標もAIMスキルの評価方法として利用することが期待できる。

## 6.2 今後の展望

今後、本研究の目的達成のために姿勢や腕の動作、モニターとの距離など別の要素と組み合わせてプレイヤーフィードバックを行うところまでアップデートすることが必要である。今回の実験ではプレイヤーごとに機材の位置を調整してもらったが、モニターの距離と高さに最も個性が表れていたため、この要素のフィードバックを行うとプレイヤーのためになると考えられる。具体的な方法として、アイトラッカーのワールドカメラから画像処理で距離を測ることなどが考えられる。

また、実験環境の改善が求められる。アイトラッカーの視線情報は眼鏡を使用している被験者など人によっては安定しなかったため、アイカメラを増設し両目の情報を入手できるようにする、邪魔にならない位置に場所を移動するなどの改善が必要である。普段椅子子でプレイしている被験者もいたため、よりパーソナライズされた環境を提供することも必要である。

シナリオの見直しも必要である。今回の実験ではターゲットの動きの再現の限界が存在し、100%自然な表現はできなかった。今後の実験目標によって最適なシナリオは異なるが、被験者がより力を発揮しやすいシナリオを作成したい。

## 謝辞

本研究を進めるうえで、親身に相談に乗って下さった青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科ロペズ・ギヨーム教授に深く感謝をいたします。また、研究環境の補助をしてくださった大熊氏、論文の添削を通してアドバイスをくださった宮澤先輩をはじめとするロペズ研究室の院生の方々、同期の方々に深く感謝いたします。また、実験に協力していただきいた被験者の方々にも感謝いたします。

2025年1月28日

清水遙希

## 参考文献

- [1] デロイトトーマツ：拡大を続けるゲーム市場の動向 (2024). <https://faportal.deloitte.jp/times/articles/000937.html>.
- [2] 株式会社角川アスキー総合研究所：ファミ通ゲーム白書 2022 (2022).
- [3] KRAFTON: PUBG MOBILE JAPAN LEAGUE SEASON2 開催！ (2022/2/28). [https://pubgmobile.jp/pmj1\\_season2/](https://pubgmobile.jp/pmj1_season2/).
- [4] Esports, V.: MASTERS TOKYO: EVERYTHING YOU NEED TO KNOW (2023/5/31). <https://valorantesports.com/ja-JP/news/masters-tokyo-everything-you-need-to-know>.
- [5] 株式会社角川アスキー総合研究所：日本 e スポーツ白書 2023，一般社団法人日本 e スポーツ連合 (2023).
- [6] FOUNDRY, Q.: 7 Things We Learned About Primary Gaming Motivations From Over 250,000 Gamers (2016/12/15). <https://quanticfoundry.com/2016/12/15/primary-motivations/>.
- [7] ゲーマーゲーマー ‘sPOST: 【保存版】e スポーツ用語『エイム (Aim)』とはどんな意味？ | 早わかり (2024/2/15). <https://gamer2.jp/post/aim/>.
- [8] Koposov, D., Semenova, M., Somov, A., Lange, A., Stepanov, A. and Burnaev, E.: Analysis of the Reaction Time of eSports Players through the Gaze Tracking and Personality Trait, *2020 IEEE 29th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, IEEE, pp. 1560–1565 (online), <https://doi.org/10.1109/ISIE45063.2020.9152422> (2020).
- [9] 出山果歩：瞳孔径に精神疲労が及ぼす影響に関する研究 (2020).
- [10] Smerdov, A., Burnaev, E. and Somov, A.: eSports Pro-Players Behavior During the Game Events: Statistical Analysis of Data Obtained Using the Smart Chair, *arXiv preprint arXiv:1908.06402* (2019).

- [11] Boch, R., Fischer, B. and Ramsperger, E.: Express-Saccades of the Monkey: Reaction Times Versus Intensity, Size, Duration, and Eccentricity of Their Targets, *Experimental Brain Research*, Vol. 55, pp. 223–231 (1984).
- [12] 高明浅見, 多久満大崎, 繁石島: 視野反応計を用いた中心視反応と周辺視反応の比較検討, 筑波大学体育科学系紀要, Vol. 7, pp. 149–162 (1984).
- [13] 橋秀太朗, 服部峻, 高原まどか: テトリスのためのルールベースなゲーム画面認識によるデバッグ AI の試作, 日本デジタルゲーム学会 2022 年夏季研究発表大会予稿集, 日本デジタルゲーム学会, pp. 45–48 (2022).
- [14] : 【保存版】e スポーツ用語『フリックエイム』とはどんな意味？ | ゲーマーゲームー's POST, <https://gamer2.jp/post/flick-aim/>. (参照日 2025/01/19).
- [15] : VALORANT, <https://playvalorant.com/ja-jp/>. (参照日 2025/01/19).
- [16] Labs, P.: Pupil Core. <https://pupil-labs.com/products/core>.
- [17] 田中 啓治(独立行政法人理化学研究所脳科学総合研究センター): 固視 (2019/2/18).  
<https://bsd.neuroinf.jp/wiki/>
- [18] : Core - Pupil Capture - Pupil Labs Docs, <https://docs.pupil-labs.com/core/software/pupil-capture/>. (参照日 2025/01/19).
- [19] : Homepage - Aimlabs, <https://aimlabs.com/>. (参照日 2025/01/19).
- [20] : PRO X 2 Superlight Wireless Gaming Mouse, <https://gaming.logicool.co.jp/ja-jp/products/gaming-mice/pro-x2-superlight-wireless-mouse.html>. (参照日 2025/01/19).
- [21] : ARTISAN FX RAIDEN, <https://www.artisan-jp.com/fx-raiden.html>. (参照日 2025/01/19).
- [22] : OMEN X 27 Display, <https://www.omen.com/gb/en/displays/omen-x-27.html>. 参照日 2025/01/19.
- [23] Fisher, R.: *Statistical Methods for Research Workers*, Biological monographs and manuals, Oliver and Boyd (1925).

## **付録A**      **FPSに関する意識調査**

# AIMに関する意識調査

\* 必須の質問です

---

1. FPSで強くなるために1番必要なスキルはなんだと思いますか \*

1つだけマークしてください。

- AIM、撃ち合いの強さ
- 立ち回り、頭の良さ
- コミュニケーション、仲間との連携
- 相手の行動を読む、勝負勘

2. 今まで「エイムスキルの停滞」や「エイムスキルを上げる方法で迷った」という経験はありますか？ \*

1つだけマークしてください。

- ある
- ない

---

このコンテンツは Google が作成または承認したものではありません。

Google フォーム

## **付録B 実験のフィードバックアンケート**

# 実験後アンケート

\* 必須の質問です

1. ランダムターゲットの大きさは適切でしたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

小さく      大きかった

2. アセントのターゲットの出現は自然でしたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

不自然      自然だった

3. 赤と青のターゲットは見づらいと思いましたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

見づら      見やすい

4. 実験時間は適切でしたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

短い      長かった

## 5. ウォームアップの時間は適切でしたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

短か      長かった

## 6. アイトラッカーは邪魔でしたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

邪魔      気にならなかった

## 7. 普段通りにプレイできましたか \*

1つだけマークしてください。

1 2 3 4 5

普段      普段通りにできた

## 8. 実験環境(モニターやマウスなど)は適切でしたか。改善点があれば記述してください \*

このコンテンツは Google が作成または承認したものではありません。

Google フォーム