

eSportsにおけるバレないようにする 手抜き行為検出の検討

池田知樹¹ 佐子柊人¹ 村山優作² 古田瑛啓² 青木良輔^{1,3} 宮田章裕^{1,a)}

概要: eSportsにおいて、自分よりも弱い相手と試合が組まれるようにする等の目的で、手抜きをするプレイヤーが存在する。このとき、手抜きは他プレイヤーにバレないように行われることが多い。このような手抜きは不正行為であり、公平な試合の妨げとなる。そこで我々は、eSportsシーンにおいて、他プレイヤーにバレないように実力よりも低い能力を出す行為を検出する手法を検討する。具体的な手法として、eSports中のプレイヤーの振る舞いを入力とし、手抜き行為の程度を出力とする機械学習モデルの構築を目指す。本稿では、機械学習モデルの構築に用いるデータの計測方法の議論を行う。

1. はじめに

eSportsとは、コンピュータゲーム・ビデオゲームを使ったスポーツ競技であり、ここ数年で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][2]。eSportsの人気タイトルである League of Legends の 2019 年に韓国で開催された世界大会の視聴者数は 1 億人を超え、同年のアメリカ最大のスポーツイベントである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 [3]。eSportsには、プレイヤーの満足度を向上させるために、同じような能力のプレイヤー同士でチームを組ませるマッチメイキングシステムがある [4]。しかし、自分よりも弱い相手と試合が組まれるようにすることなどを狙って、本来の実力よりも低い能力を出すような手抜きをするプレイヤーが存在する。eSportsにおいて、このような手抜きは不正行為であり、公平な試合の妨げになる。既存のオンラインゲームの中には、手抜きを行ったプレイヤーに対し、処罰を与えるものがある。このため、上記目的で手抜きをするプレイヤーは、手抜きをしていることが他者にバレないようにすることが多いと考えられる。本稿では、このようなプレイヤーを検出するために、eSportsにおけるバレないように実力よりも低い能力を出す手抜きを自動的に検出する手法と、検出する際に用いるデータの計測方法の検討を行う。

2. 関連研究

タスクに対する手抜き行為と努力量は密接に関係しており、努力量の推定に関する事例で得られた知見が手抜き行為の検出に役立つ可能性がある。また、近年の eSports おいてわざと弱いプレイをするような手抜き行為は問題視されており、それを検出しようとする試みが行われている。本章では、2.1 節で努力量の推定に関する事例を、2.2 節では eSports における手抜き行為の事例を紹介する。

2.1 努力量の推定

人の行動を分析して努力量・能力を推定する事例として、Moissa らの研究 [5] が挙げられる。彼らは、認知不可理論に基づき、マルチモーダルデータを用いて課題の難易度ごとの学生の努力量を推定している。この事例では主観的測定値 (学生の知覚努力)、パフォーマンス測定値 (間違えた数、正解数、課題の得点)、行動測定値 (マウスクリック数、視線)、生理学的データ (心拍数) から努力量を推定している。彼らの研究では、課題の得点がより正確な努力量を推定する指標になっていることを示唆している。加えて、行動測定値と課題の得点の相関係数が高く、努力量の推定に行動測定値が役立つ可能性が高いことも示されている。

2.2 eSports における手抜き行為

eSports におけるわざと弱いプレイをするような手抜き行為に関する研究事例が存在する [6][7]。

Karhulahti ら [6] は、eSports 中のライブストリーミングをする人に対する嫌がらせ行為について調査している。

¹ 日本大学文理学部

² 日本大学大学院総合基礎科学研究科

³ 日本電信電話株式会社 NTT 人間情報研究所

a) miyata.akihiro@acm.org

ライブストリーミングをする人に対する嫌がらせのために、実際の実力よりもわざと低い能力でプレイするプレイヤーがいることが分かっている。彼らはそのようなプレイヤーが公平な試合の妨げになっていると主張している。

Jeremy ら [7] は、オンラインゲームの不正行為を検出するために機械学習を利用している。既存のオンラインゲームでは不正行為の被害に遭った第三者プレイヤーからのテキスト形式での報告をもとに不正行為を検出している。しかし、報告数は膨大であり、不正行為を検出するための人的コストが多くかかっていた。そこで、Jeremy らは試合中のパフォーマンス・テキストチャット・他プレイヤーからの報告の3種類のデータを用いて不正行為を検出するための機械学習モデルを構築した。この機械学習モデルにより、不正行為を検出するための人的コストが軽減される可能性があることを示した。

3. 研究課題

関連研究から eSports シーンにおいて、わざと実力よりも低い能力を出すような手抜き行為が行われることが分かった。このような eSports シーンにおける手抜き行為は、公平な試合の妨げになっている。既存のゲームでは、同じ試合に参加した、手抜き行為をしたプレイヤーとは別の第三者プレイヤーによるテキスト形式での報告から手抜きを検出しようとする試みが行われている。しかし、この方法は得られた報告を手で審査しており、手抜きの検出には膨大な人的コストを要する。加えて、バレないように行われる手抜きを第三者プレイヤーの報告から検出することは難しい。

そこで、本研究では eSports における他プレイヤーにバレないように実力よりも低い能力を出す行為を自動的に検出できるようにすることを研究課題とする。

4. モデル構築

研究課題を達成するために、eSports 中のプレイヤーの振る舞いを入力とし、手抜き行為の程度を出力とする機械学習モデルを構築する。Moissa らの研究 [5] から、努力量の推定には対象者の行動に関するデータが有用である可能性が高いことが示されている。手抜きをしているということは、努力量が少ないということであり、手抜きの検出においても行動データが役立つことが期待される。

本研究では、eSports 中のプレイヤーの振る舞いとして、プレイヤーが実行するタスク中の PC ログ・センサデータを用いる。モデルを構築するアルゴリズムとして、訓練データが少なくとも高性能になりやすく、重要な特徴量の解釈が容易な Random forest [8] を用いる予定である。Random forest による機械学習モデル構築に用いるデータセット作成のため、手抜きの程度の教師ラベルがついたデータ計測を行う。手抜きの程度の教師ラベルがついたデータ計測を

行い、得られたデータを用いて機械学習モデルを構築することで、手抜き行為を検出できると考える。

5. 実験計画

本章では、機械学習モデル構築に用いるデータを計測するための実験計画を説明する。5.1 節では eSports シーンを再現したデータ計測用のゲームについて、5.2 節では計測するデータについて説明する。

5.1 実装する eSports シーン

本実験では、手抜き行為の検出を試みる eSports のシーンとして、eSports で人気のゲームジャンルである FPS (ファーストパーソン・シューティングゲーム) で主要な操作タスクとして知られるエイミングタスクを設定する。eSports の競争性を再現するため、図 1 のような制限時間内に的に撃った回数をスコアで評価するゲームを Unity で実装する。



図 1 想定しているゲームの実装例

実装するゲームで、3人1組のチーム間でスコアの総合点を競うチーム対抗戦を行う。チームの中に裏切り者を設定し、裏切り者には次のような行動をしてもらうよう教示する。

- 自分のチームを負けさせるように手抜きを行う
- 味方にバレないように手抜きを行う

裏切り者を設定することで、eSports 中にバレないように実力よりも低い能力を出すことを再現する。

5.2 計測するデータ

本実験で計測するデータは eSports の FPS シーンにおけるエイミングタスク中の表 1 の PC ログ・センサデータである。これらのデータは、既存の FPS ゲームにおけるエイミングの能力を評価する指標として用いられている。

6. おわりに

本稿では、eSports におけるバレないようにする手抜き行為を検出する方法と手抜き検出モデルに利用するデータ

表 1 計測する PC ログ・センサデータ

操作内容	単位
マウス加速度	cm/s ²
1 秒間に的を撃った回数	回
的を撃った回数	回
弾を撃った回数	回
弾を外した回数	回
的を撃ってから次の的を打つまでの時間	s
弾を撃った時の的の中心からの距離	cm

の計測方法を検討した。具体的には、eSports の FPS シーンにおけるエイミングタスクのプレイ内容から操作情報を抽出し、手抜きを程度を推定する機械学習モデルの構築を検討した。加えて、データの計測方法では eSports 中のバレないように実力よりも低い能力を出すことをチーム内に裏切者を設定することで再現し、エイミングタスク中の PC ログ・センサデータを計測することを検討した。

今後は、実際にデータの計測を行い、バレないようにする手抜き行為を検出する機械学習モデルを構築する。加えて、構築した機械学習モデルを用いて実際に手抜き行為を検出できるかを検証することを予定している。

参考文献

- [1] Paul Chaloner: This is esports (and How to Spell It): An Insider's Guide to the World of Pro Gaming, Bloomsbury Sport (2020).
- [2] Benjamin Watson, Josef Spjut, Joohwan Kim, Jennifer Listman, Sunjun Kim, Raphael Wimmer, David Putrino and Byungjoo Lee: Esports and High Performance HCI, Extended Abstracts of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '21), No.103, pp.1-5 (2021).
- [3] Annie Pei: This eSports giant draws in more viewers than the Super Bowl, and it's expected to get even bigger, CNBC, <<https://www.cnbc.com/2019/04/14/league-of-legends-gets-more-viewers-than-super-bowlwhats-coming-next.html>> (accessed 2023-12-20).
- [4] Wardaszko Marcin, Dąbrowski Kajetan, Chojecki Przemysław and Ćwil Małgorzata: Analysis of Match-making Optimization Systems Potential in Mobile Esports, Proc. HICSS-52, pp.2468-2475 (2019).
- [5] Barbara Moissa, Geoffray Bonnin and Anne Boyer: Towards the exploitation of multimodal data to measure students' mental effort, Proc. ICALT, IEEE (2020).
- [6] Veli-Matti Karhulahti: Prank, Troll, Gross and Gore: Performance Issues in Esport Live-Streaming, Proc. DiGRA/FDG '16, Vol.13, No.1 (2016).
- [7] Jeremy Blackburn, Haewoon Kwak: STFU NOOB! Predicting Crowdsourced Decisions on Toxic Behavior in Online Games, Proc. WWW '14, pp.877-888 (2014).
- [8] Leo Breiman: Random Forests. Machine Learning, Vol.45, No.1, pp.5-32 (2001).