

対戦型格闘ゲームにおける「上手なプレイング技術」の操作モデルの提案と評価

柳川隼太郎[†] 赤池英夫[†]

電気通信大学 情報理工学域 I類 情報数理工学コース[†]

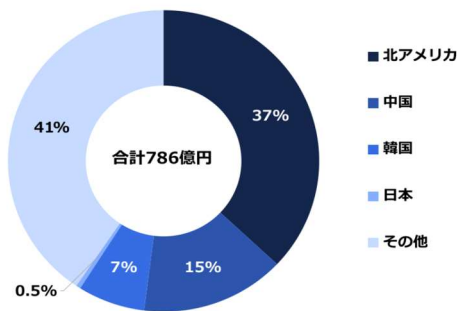
1. 背景

近年、コンピューターゲームの技量を競う「eスポーツ」の人気が高まっている。タイトルの一つである「League of Legends」の世界大会では、優勝賞金が約7億2000万円、決勝戦の観客は約1億人に達している[1]。一方、日本の競技シーンは世界と比べるといまだ発展途上の最中である(図1参照)[2]。日本のeスポーツ市場を拡大するための手段の一つとして、これまでeスポーツを視聴してこなかった層に競技の様子を観戦してもらい、そのプレイングや駆け引きに興味を抱いてもらう方法が考えられる。しかし、eスポーツに採用されるタイトルには様々なジャンルがあり、そのルールも異なっている。そのため、ある程度ゲームについての理解、経験がないと試合の状況を把握することが難しいという問題がある。

2. 研究概要

本研究ではeスポーツのタイトルに触れたことのない観戦者が、熟練プレイヤーの上手なプレイングを目にすることでeスポーツに興味を持ち継続的な観戦者になることを狙い、試合のプレイヤーの技術の理解を支援するためのシステムの開発を目指す。そのため、「上手なプレイング」とは何かを定義する必要がある。まず、eスポーツとして採択されているゲームのジャンルには様々なものがあり、それぞれによって対戦方法や操作が異なることを考慮する必要がある。本研究は、1対1の戦いであり、対戦に絡む要素が他のジャンルより比較的少ない対戦型格闘ゲームに焦点を当て、その中から新規のタイトルであり、世界大会での採択もされるようになってきた、「グランブルーファンタジーヴァース」[3](図2)を取り上げる。

国別のeスポーツ市場規模シェア



注釈：1ドル=113円換算
資料：GLOBAL ESPORTS MARKET REPORT 2017 (Newzoo)、eスポーツ産業に関する調査研究(総務省)をもとに作成

図1 世界のeスポーツ市場規模シェア



図2 対象とする格闘ゲームの対戦シーン例

3. 関連研究

長谷川らの研究[4]では、対戦型格闘ゲームの観戦支援の方法としてキャラクター同士の位置関係に注目し、その状況に応じたアノテーションを画面上に表示する手法をとっている。また、同論文ではキャラクターを特定の色成分の位置から特定しているが、本研究ではキャラクターの攻撃ポーズの画像がキャラクターの位置およびプレイヤーの操作入力を特定する。梶並ら[5]は、対戦型格闘ゲームにおけるプレイ技能の分類として、知識要素、操作要素、思考要素の3つに大別できるとした。本研究では、

A Proposal and Evaluation of Operation Model for Skilled Fighting Game Player.

[†] Juntaro Yanagawa

[†] Hideo Akaïke

[†] Cluster 1, School of Informatics and Computer Engineering, The University of Electro-Communications

ランクの違いによって差が出やすいと考えられる操作要素に重点を置いた。

4. 提案手法

4.1. 操作モデルの定義

格闘ゲームの操作には攻撃、ガード、ジャンプなどとれる行動にはいくつかの種類がある。本研究では、例えば、しゃがみ弱攻撃→立ち弱攻撃→通常必殺技→立ち強攻撃→下必殺技→しゃがみ強攻撃→横必殺技、のような短時間に接続する攻撃(コンボ)に注目する。ある熟練プレイヤーは、約3000msの間にこれら7つの技を繰り返している。理由として、格闘ゲームはプレイヤーの瞬間的な判断が肝要であり、その判断が大きく作用する操作の種類と考えられるからである。そこで、プレイヤーの操作からプレイヤーの認知的な内部状態を隠れマルコフモデルとして表現できると仮定し、これを操作モデルとする。また、プレイヤーの実力が異なれば、操作モデルも変化すると考えられるので、ゲーム内の実力を表すランクの異なるプレイヤーを選出し、それぞれのモデルを推定する。

4.2. 操作データの収集

プレイングが上手なプレイヤーがどのような操作を行っているかを調べる方法として、対戦中の画像とキャラクターの技のポーズを切り取った画像によるテンプレートマッチングを行った。キャラクターの繰り返す技のポーズは技ごとに固有のものであるから、そこから最初の1コマを切り出すことでテンプレートとすることができる。それを、YouTube上のプロのプレイヤーの対戦動画[6]をコマ[†]送り[†]で切り出した画像とマッチングすることによってプレイヤーの操作の入力順番を知ることができる。さらに、検出の精度を上げるために手動で背景を透過処理したテンプレート画像を用いたマッチングを行った。(図3)。取得した操作入力の順番からコンボになっている部分に注目し、それらを取り出してここで仮定する隠れマルコフモデルの(観測可能な)出力とする。



図3 攻撃ポーズの検出

4.3. 操作モデルの推定

操作モデルは隠れマルコフモデルで表現できるという仮定のもと、得られたコンボのデータから最も尤もらしい状態系列の推定を行う。コントローラーからの入力は時系列に沿うので、コンボや推定される状態遷移系列も同様になることを考慮する。

5. 今後の課題

推定した操作モデルが「プレイングの上手さ」を表現できているかどうかを確認するため、調査を行う。被験者に、プロのプレイヤーとそうでないプレイヤーの二種類の操作モデルから生成されたコンボを見させ、どちらがより上手なプレイングと感じたかを判定させる。その結果をもとに、操作モデルが妥当なものであるかを評価する。

参考文献

- [1] 数字で振り返る 2018 年 LoL eSports, <https://lolesports.com/news/esports-by-the-numbers> (最終確認日 2021/1/6)
- [2] データで見る eSports/e スポーツ業界・市場動向レポート(日本・海外), <https://biz-arts.com/2018/11/07/e-sports-market/> (最終確認日 2021/1/6)
- [3] グランブルーファンタジーヴァース(GBVS)| Cygames, <https://versus.granbluefantasy.jp/?lang=ja> (最終確認日 2021/1/6)
- [4] 長谷川和也, 梶並知記, “対戦型格闘ゲームの観戦システムの試作と評価”, 研究報告エンタテインメントコンピューティング, 2017-E C-43, 16, 1-8
- [5] 梶並知記, “e-Sports における動画コンテンツを用いた戦略的分析手法に関する手法”, 研究報告デジタルコンテンツクリエーション, 2013-DCC-4, 14, 1-7
- [6] 「GBVS/グラブルヴァース」配信 プログーマーのグラブル VS 45 日目, <https://www.youtube.com/watch?v=1Kku7Fq6SWQ&t=5867s> (最終確認日 2021/1/6)

[†] 1 秒間30コマ(フレーム)