第 24 回情報知識学フォーラム予稿

オンラインゲームのプレイログによる習熟度分析 Analyzing game play proficiency using play log dataset

茂田健^{1*}, 久枝嵩², 高橋翔太¹, 高橋幸雄¹

Takeshi SHIGETA^{1*}, Takashi HISAEDA², Shouta TAKAHASHI¹, Yukio TAKAHASHI¹

¹ 国士舘大学理工学部

Faculty of Science and Engineering, Kokushikan University

〒154-8515 東京都世田谷区世田谷 4-28-1

² 計算科学

Computational Science K.K.

〒102-0074 東京都千代田区九段南 1-5-6

* 連絡先著者

オンラインゲームにおいて状況に応じて勝利するためのスキルを獲得することは初心者にとって難しい作業である。オンラインゲーム上達のためには長い時間練習をして攻略のコツを習得したり、コーチの指導を受けて学んだりするということが考えられるがこれらにはコストがかかるという問題がある。本研究はオンラインゲームのプレイログを抽出し、勝敗に寄与する特徴がユーザスキルによって異なるのかを分析した。分析の結果、ユーザスキルによって勝敗に寄与する特徴が異なることが分かった。

Online Video Game requires every player to acquire play skill in order to win the game. However, it is not easy for players to acquire play skill manually from game playing, due to various situations. By using player's play records, we analyze the relationships between online battle game corresponding to the game skill of a player. The results of the analysis showed that the important factor according to the user play skill and contexts.

キーワード: オンラインゲーム, プレイログ分析, 習熟度分析

Keywords: Online Vide Game, Play Log Analysis, Skill level Analysis

1 はじめに

コンピュータゲームをスポーツ競技として捉える esports が広い世代に普及している。オランダの調査会社 Newzoo の調査では, esports 人口は 2022 年に 5 億 9,000 万人を超え, 2022 年までの年平均成長率は約 12.2% と推定している^[1]。日本の子どもの遊びにおいてもおにごっこ, 球技 (サッカー, バスケットボールなど) よりもゲームで遊ぶ割合が多いことが分かっている^[2]。ゲームにおける難易度は遊びを楽しむ上での重要な要素であり, 難易度は高すぎても低すぎてもプレイするモチベーションに問題がある^[3]。ユーザのプレイスキルは様々であり, 上達するためには各場面に応じてどんな行動が適切かを把握し, それを実行するための訓練が必要であるが, 全てのユーザがこういった状況分析や練習を行なえるわけではない。

本研究は, オンラインゲームのプレイログから勝

敗に寄与する様々な特徴を分析し, ユーザのプレイスキルごとによってこれら特徴が異なるのかを分析した。分析の結果, ユーザスキルによって勝敗に寄与する特徴が異なることが分かった。

2 関連研究

スポーツ上達のための研究として弓道における正しい姿勢を視覚的に提示する研究が行なわれている^[4]。この研究は歌における調子外れを指摘する研究^[5]と同様に正しい姿勢とのズレをユーザに提示するものである。デジタルゲームではユーザとの対話が重要であり, 自然言語処理, 画像処理, 機械学習など様々な技術を用いて調整が行なわれている^[6]。esports 分野の具体的な例では FPS における照準を支援する研究がある^[7]。しかしこれら研究はユーザのプレイスキルは考慮しておらず, 正しい正解と

図 1: 提案手法の概要

の差のみを示すに留まっている。

榊原らはユーザのプレイログを用いて、esports においてプレイ中の状況を分析するシステムを開発した [8]。同様の研究ではサッカーにおいて相手のディフェンスライン、オフサイドラインを可視化することで現状の把握を支援する研究がある [9, 10]。このようにプレイヤーが気がつきにくい戦況を把握することで、熟練者でないと把握しにくい状況や勝つための戦略を立てることが可能となる。本研究はこれら研究と同じようにユーザのプレイスキルに応じて過去の対戦データから現在の戦況に有利に働く行動を知ることを目的としているが、過去の対戦データから有効な行動を分析する点が異なっている。

3 提案手法

本研究の提案手法はオンラインゲームのプレイログを抽出し、各試合について勝敗に関連する特徴付けを行ない、これを Random Forest により分析を行なう。図 1 に提案手法の概要を示す。提案手法はプレイログ抽出、特徴ベクトルの作成、Random Forest による分類の 3 つのステップで構成される。本研究の分析対象として任天堂の Splatoon2^[11] とした。

プレイログ抽出ステップではオンラインゲーム Splatoon2 の試合データを収集して保存している stat.ink^[0] からデータを取得する。stat.ink では過去の試合データを csv 形式で取得することができる。

特徴ベクトルの作成ステップでは取得した試合データから、キル数、塗りポイント、そして各プレイヤーが使用している武器などを含め勝敗に寄与していると考えられる特徴 33 個^[0] を作成した。

分類ステップでは Random Forest により各試合の勝ち負けを分類した。本研究では各プレイヤーのウデマエをゲームスキルと捉え、ウデマエごとに重要

表 1: スキルごとの重要素性間の順位相関

Skill	X	S	A	B	C
X	1.000	0.767	0.749	0.616	0.440
S	0.767	1.000	0.746	0.616	0.459
A	0.749	0.746	1.000	0.654	0.462
B	0.616	0.616	0.654	1.000	0.438
C	0.440	0.459	0.462	0.438	1.000

素性のランキングの順位相関を求め、ウデマエごとに勝敗に関連する特徴間に差があるのかを調べる。

4 評価実験

提案手法によりプレイヤーのゲームスキルごとに勝敗に寄与する特徴に差があるのかを調べた。使用した実験データは 2018 年のガチマッチから欠損のあるデータを除いた 808357 試合のデータを用いた。

表 1 はガチヤグラにおける各ウデマエごとの重要素性の順位相関の差を示したものである。重要素性の差は最もプレイヤースキルレベルの高い X から最も低い C の順に差が大きくなっていることが分かった。これはユーザのプレイスキルに応じてゲーム戦略が異なる可能性があることを示している。他のルールにおいても全てではないが同様の傾向があるものがあることが分かった。

5 おわりに

本稿ではオンラインゲームプレイログを用いてユーザのプレイスキル毎に勝敗に寄与する特徴が異なることを分析した。実験の結果、ユーザのプレイスキルに応じて勝敗に寄与する特徴が異なることが分かった。今後の課題として、ユーザのプレイスキルに応じて勝敗に関連したアドバイスを行なうなどの支援を行なうこと、その有効性の検証、そして本研究の統計的な検証が挙げられる。また本稿で提案した以外の分析手法との比較等も必要であると考えられる。

謝辞

本研究の一部はトランスコスモス財団の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] esports 世界の観戦者数、今年は 4 億 4,300 万人突破の見通し, <https://www.creativevillage.ne.jp/65324>, (2019 年 10 月 18 日参照)
- [2] 小中学生の”遊び”に関する意識調査, バンダイ, 2019. <https://www.bandai.co.jp/kodomo/pdf/question243.pdf>
- [3] 遠藤雅伸: ゲームを面白くするコツ 第 5 回『ちょうどいい』と感じる難易度調整, WEB+DB PRESS, 技術評論社, Vol.97, 2017.
- [4] 両角貴弘; 大園忠親; 新谷 虎松: 弓道練習支援システムにおける射法八節の認識のためのデータ収集について, 第 32 回人工知能学会全国大会, 2F4-04, 2018.
- [5] 平井重行; 片寄晴弘; 井口征士: 歌の調子外れに対する治療支援システム, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.9, pp.1933-1941, 2001.
- [6] 三宅陽一郎: デジタルゲームにおける人工知能技術の応用, 人工知能学会誌, Vol.23, No.1, pp.44-51, 2008.
- [7] Vicencio-Moreira, Rodrigo; Mandryk, Regan L.;Gutwin, Carl;Bateman, Scott: The effectiveness (or lack thereof) of aim-assist techniques in first-person shooter games. In: Proceedings of the 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems, ACM, pp.937-946, 2014.
- [8] 榊原諒; 白井暁彦: RTS ゲームのプレイログ分析によるプレイヤー養成システム, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム論文集, pp.42-45, 2016.
- [9] 瀧剛志; 長谷川純一: チームスポーツにおける集団行動解析のための特徴量とその応用, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.81, No.8, pp.1802-1811, 1998.
- [10] 三須俊彦; 高橋正樹; 合志清一; 蓼沼眞; 八木伸行: 実時間画像処理に基づくオフサイドライン可視化システム, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.88, No. 8, pp.1681-1692, 2005.
- [11] スプラトゥーン 2 | Nintendo Switch | 任天堂, <https://www.nintendo.co.jp/switch/aab6a/index.html>, (2019 年 10 月 18 日参照)
- [12] stat.ink, <https://stat.ink/>, (2019 年 10 月 18 日参照)
- [13] スプラトゥーン 2 を deep learning で攻略してみないか?, <http://www.mirandora.com/?p=2274>, (2019 年 10 月 18 日参照)