

ゲームプレイヤーの行動とスキルとの関係分析

工藤佑一郎[†] 久枝嵩^{††} 内堀雄真[†] 高橋翔太[†] 高橋幸雄[†]

[†] 国土館大学理工学部 ^{††} 計算科学

1. はじめに

ゲームにおいて難易度は重要な要素である[1]. 高度な技術や能力の獲得にはその人のレベルに見合った挑戦が重要である[2]. 本研究はネット上の対戦データを分析して、初心者がゲームを上達するための支援を行なうシステムの開発を行なった. プレイヤーのスキルごとに対戦データを分析し、勝敗に寄与する特徴が異なるかを分析した. 分析の結果、プレイヤーの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.

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[3]. また esports の分野においては FPS における照準を支援する研究がある[4]. これら研究はプレイヤーの動作や挙動と正解データとのズレを求めるものである. 一般的にプレイヤーのスキルに応じて次に獲得すべきスキルは異なると考えられる. 本研究はこれら研究と異なり、プレイヤーのスキルに見合ったスキルの獲得を目指すものである.

3. 提案手法

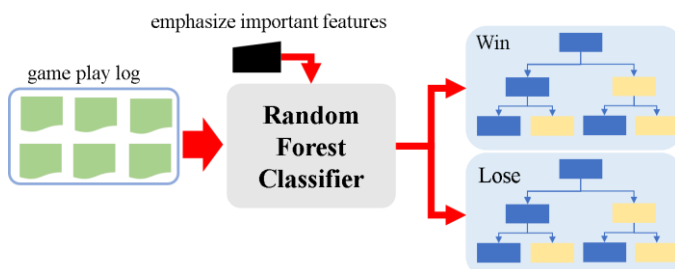


図1. 提案手法の概要

本研究の全体の概要を図 1 に示す. 提案手法は次の 3 つのステップで構成される. (1) 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[5] 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. (2) 特徴ベクトル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[6]を作成する. (3) 評価分類ステップでは 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

評価実験として 2018 年のガチマッチ(エリア, アサリ, ホコ, ヤグラ)のデータ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 に各ルールにおけるウデマエごとの重要素性の順位相関を示す. 重要素性の差はルールにより大小の差はあるが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.

表 1: ウデマエごとの重要素性間の順位相関

area	x	s	a	b	c	hoko	x	s	a	b	c
x	1.000	0.623	0.591	0.588	0.418	x	1.000	0.743	0.682	0.581	0.528
s		1.000	0.597	0.588	0.439	s		1.000	0.728	0.632	0.583
a			1.000	0.573	0.426	a			1.000	0.649	0.622
b				1.000	0.430	b				1.000	0.649
c					1.000	c					1.000
asari	x	s	a	b	c	yagura	x	s	a	b	c
x	1.000	0.681	0.669	0.675	0.628	x	1.000	0.767	0.749	0.616	0.440
s		1.000	0.657	0.675	0.593	s		1.000	0.746	0.616	0.459
a			1.000	0.686	0.596	a			1.000	0.654	0.462
b				1.000	0.618	b				1.000	0.438
c					1.000	c					1.000

5. おわりに

本研究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を分析した. 実験の結果、ユーザのウデマエによっ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.

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] 遠藤雅伸: ゲームを面白くするコツ 第5回『ちょうどいい』と感ずる難易度調整, WEB+DB PRESS, 技術評論社, Vol.97, 2017.
- [2] 浅川希洋志, チクセントミハイ: 効果的 e-Learning のためのフロー理論の応用, 日本 e-Learning 学会誌, No.9, pp. 4-9, 2009.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] stat.ink, <https://stat.ink/>, (2020年1月18日参照)
- [6] スプラトゥーン 2 を deep learning で攻略してみなイカ? <http://www.mirandora.com/?p=2274>, (2020年1月18日参照)