

操作記録に基づくプレイヤー推定手法の性能評価

2020SC075 佐藤秀星

指導教員：河野浩之

1 はじめに

近年 e スポーツが国内で盛り上がりを見せている。数多くのプロゲーマーが存在する中、42 歳の格闘ゲームのプロ梅原大吾が存在する。彼は試合後半の勝率が高く、試合中に対戦相手の特徴を理解している。よって、ゲームプレイヤーにはその人特有の癖・特徴が存在することがわかる。

機械学習による癖・プレイスタイルに関するボードゲームの研究、プレイヤー推定がされている中、格闘ゲームのプレイヤー推定にも機械学習が応用できると考える。プレイヤー推定によって、プレイスタイルの似たプレイヤー選出による練習の充実化、プレイスタイルの見直し等が可能となり、競技レベルの向上、e スポーツを更に発展させることに繋がる。

本研究では、機械学習による格闘ゲームの操作記録の分類・プレイヤー推定を行う。格闘ゲームの操作記録を時系列データと考え、時系列データの分類に用いられる sktime を使用しその性能評価を行う。

2 プレイヤー推定に関する先行研究

ゲームプレイヤーの推定を行う先行研究を調査した。Sizhe Yuen ら [1] は、ランダムフォレスト、ロジスティック回帰、多層パーセプトロンを用いて「Dota 2」のプレイヤー推定を行った。ゲーム統計、マウスの動き、開始アイテムの情報を組み合わせ、ランダムフォレスト分類器で学習を行うことで、93 プレイヤーを 95% の精度で推定できる結果が得られた。同一プレイヤーによる複数の使用キャラクターを考慮することが今後課題として挙げられる。

Reid McIlroy-Young ら [2] は、ViT, GE2E 損失関数を用いてチェスの操作記録からプレイヤーの推定を行った。40 プレイヤーの推定を行い 98% でプレイヤーの精度が得られた。上位プレイヤーのみの推定になると精度が 30% ほどになった。

3 プレイヤー推定手法

3.1 プレイヤー推定手法の性能評価

本研究では、先行研究に続きプレイヤー推定を格闘ゲームへ応用する。また、Sizhe Yuen ら [1] の課題として挙げられた、同一プレイヤーによる複数の使用キャラクターを考慮したプレイヤー推定を行う。

プレイヤー推定を行うために、データ収集をした後に sktime の 3 つの分類器を用いて実験を行い記録する。別の手法として、1 つの時系列データに対してラベルを 2 個 (キャラクター, プレイヤー) を設定し、キャラクター推定によってそのキャラクターを使用するプレイヤーを絞った後に、プレイヤー推定を行い記録する。そして、それらの正

答率を比較し性能評価を行う。

その後、ゲーム側が操作する相手プレイヤーと対戦し、相手プレイヤーをラベルとした操作記録データを作成し、相手プレイヤー推定を行う。そして、分類器が相手プレイヤーの違いによって操作記録を分類できるのか評価を行う。

3.2 sktime

本研究では、Sizhe Yuen ら [1] の研究内にあるマウスの軌道のみプレイヤー推定を参考に研究を行う。その研究のマウス軌道のみプレイヤー推定では、ランダムフォレストよりその他のロジスティック回帰、多層パーセプトロンの正答率の方が高い結果を示した。

そこで、本研究のプレイヤー推定では、sktime の Time Series Forest Classifier, WEASEL, LSTM FCN Classifier の 3 つの分類器を用いる。ランダムフォレストを時系列データに適合した分類器が Time Series Forest Classifier である。ロジスティック回帰を用いた時系列分類器が WEASEL である。LSTM と FCN をあわせた時系列分類器が LSTM FCN Classifier。多層パーセプトロンと LSTM は異なるが、多層パーセプトロンを応用したものがニューラルネットワークであり、LSTM が時系列に特化したニューラルネットワークであるため LSTM を採用した。

3.3 データ収集

本研究では「Street Fighter 6」の操作記録をもとにプレイヤー推定を行う。操作記録を時系列データとして学習を行うため、自作 logger を用いて時系列データを取得する。ボタン・レバーにそれぞれの数値を割り当て、ボタン・レバーの押しを正の数、離しを負の数とし記録する。操作記録は 1ROUND1 データとし 200 回までの入力制限をつける。200 回の入力に満たない場合は、最後の入力以降のデータをすべて 0 として扱う。

3 人のプレイヤーに協力してもらい自作 logger を用いて「Street Fighter 6」のデータ収集を行った。同一プレイヤーの複数キャラクターに対応したプレイヤー推定を行うため使用キャラクターの被るようにデータ収集を行った。推定に用いる操作記録データの内訳は表 1 となる。

表 1 データ内訳表

	キャラクター名			合計	
	DJ	JP	Ken		
プレイヤー名	S	211	213	0	424
	B	0	183	0	183
	D	185	0	205	390
合計	396	396	205	997	

4 sktime による推定

4.1 プレイヤー推定

sktime の 3 つの分類器を用いてプレイヤー推定を行う。操作記録データに対して、学習用・検証用データを 9:1 でランダムに分割し推定を行った。プレイヤー推定の結果は図 1 になる。

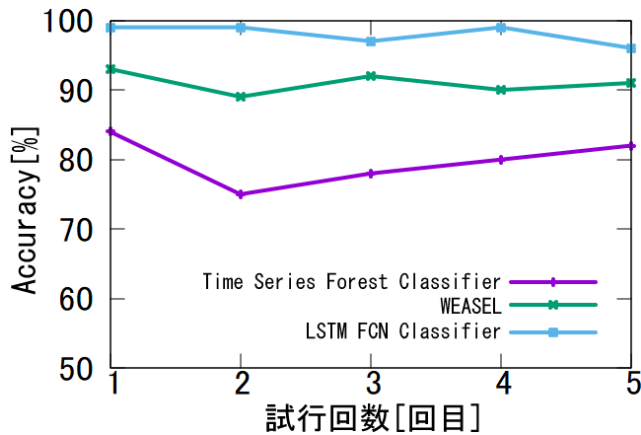


図 1 プレイヤー推定比較 (紫:Time Series Forest Classifier, 緑:WEASEL, 青:LSTM FCN Classifier)

図 1 から LSTM FCN Classifier の正答率が最高で 99%、平均正答率 98% となり 3 つの分類器の中で最も高い推定結果を示した。WEASEL の正答率も正答率 90% ほどと高い推定結果を示した。この結果に対して、Time Series Forest Classifier は正答率が 80% ほどと他の分類器より低い正答率となった。この結果は、Sizhe Yuen ら [1] のマウスの軌道のみプレイヤー推定と似た結果である。

4.2 キャラクター推定 & プレイヤー推定

sktime の 3 つの分類器を用いてキャラクター推定を介したプレイヤー推定を行う。操作記録データに対して、学習用・検証用データを 9:1 でランダムに分割し推定を行った。このプレイヤー推定の結果は図 2 になる。

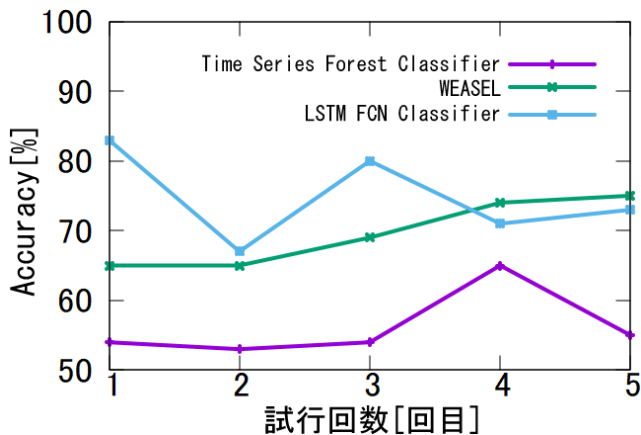


図 2 プレイヤー推定比較 (紫:Time Series Forest Classifier, 緑:WEASEL, 青:LSTM FCN Classifier)

図 2 から LSTM FCN Classifier の正答率が最高で 83% となり 3 つの分類器の中で最も高い推定結果を示した。WEASEL の正答率も正答率 70% ほどの推定結果を示した。そして、Time Series Forest Classifier は正答率が 55% ほどと他の分類器より更に低い正答率となった。

4.1 節の通常のプレイヤー推定と比較するとこのキャラクター推定を介したプレイヤー推定の正答率が 10% 以上が低下する結果となった。キャラクターの持つ共通の行動によって、プレイヤー推定よりキャラクター推定の正答率が高くなると予測しこの推定を行った。しかし、その予測に反しプレイヤー推定よりキャラクター推定の正答率が低い結果となった為、それに伴い 10% 以上の正答率低下が見られた。

4.3 相手プレイヤー推定

新たにプレイヤー S に Ryu の難易度 7, Guile 難易度 5 と 100 戦ずつ対戦し相手プレイヤー推定用のデータを作成し相手プレイヤー推定を行った。操作記録データに対して、学習用・検証用データを 9:1 でランダムに分割し推定を行った。分類器は、プレイヤー推定で一番良い結果を示した LSTM FCN Classifier を用いる。

結果は、平均正答率は約 76% となりある程度推定は可能と言える。プレイヤー推定で 100% に近い正答率を示した LSTM FCN Classifier の二値分類でこの精度であることから高い水準での相手プレイヤー推定は困難である。

5 まとめ

本研究は、ゲーム内に存在するゲームプレイヤーの癖に注目し、機械学習とゲームの操作記録からプレイヤー推定を行った。最も優れていた分類器は、最高正答率 99%・平均正答率 98% を示した LSTM FCN Classifier である。

この研究では、Sizhe Yuen ら [1] の課題であった同一プレイヤーによる複数キャラクターのデータを含むプレイヤー推定に成功し、ビデオゲームの格闘ゲームとういうジャンルの操作記録をもとにプレイヤー推定できたという新たな発見があった。

このプレイヤー推定をもとにプレイスタイルの見直しやプレイスタイルの似たプレイヤーを選出することが可能になる。よって、プレイヤーの技術向上、競技レベルの向上などに貢献し e スポーツを更に発展させることが可能である。

参考文献

- [1] Sizhe Yuen, John D. Thomson, Oliver Don, "Automatic Player Identification in Dota 2," arXiv:2008.12401[cs.AI], pp.1-11, Aug. 2020.
- [2] Reid McIlroy-Young, Russell Wang, Siddhartha Sen, Jon Kleinberg, Ashton Anderson, "Detecting Individual Decision-Making Style: Exploring Behavioral Stylometry in Chess," In Advances in Neural Information Processing Systems 34 (NeurIPS 2021), pp.1-16, Aug. 2022.