

LoLにおけるチームの成績向上に関連するパフォーマンス指標の分析

森本 秀斗^{†1,a)} 足立 潤治^{†2} 河瀬 彰宏^{†1}

概要: 本研究の目的は, Esports における対戦成績に影響するパフォーマンス指標を明らかにすることである. Esports とは, スポーツ競技として行われるビデオゲームの総称である. 従来のスポーツ解析における対戦成績に影響するパフォーマンス指標を見出す研究事例は多数存在するが, Esports を対象とした研究はほとんど実施されてこなかった. また, 既存研究では, 特定の大会に限定した局所的な分析結果が報告されており, 汎用性や客観性を担保することが困難な問題があった. 以上の問題に対して, 2022 年に行われた Esports タイトル *League of Legends* (LoL) の公式大会を対象に機械学習の手法を用いて分析した結果, 新たにゴールドの所持が勝率の向上に大きく影響を与えているという結果を得た.

1. はじめに

Esports(Electronic sports) は, 競技として行われるビデオゲームの総称である. Esports に対する関心の高まりや, さらなる Esports 産業の経済的発展が見込まれている中, Esports ベッティングが注目されている. さらに, Esports ベッティングの利用者は, 勝敗を重要視しているため, 勝敗を予測することに対する学術的関心は, 高まっている. Hitar-García et al. (2023) は, 2014–2018 年に行われた *League of Legends*(LoL)^{*1}公式試合の, 選手名や, ポジション, 使用キャラクタ, チームのサイドといった試合データを用いて, 勝敗予測モデルを作成した. また, Hitar-García et al. は, 勝敗予測モデル 70%以上の精度を持つことを確認し, Esports ベッティングの利用者が勝利するチームを予想するのに有用であることを示した [3]. このように, 試合の勝敗予測への関心が高まっているにもかかわらず, 勝敗に関わる選手の具体的な戦い方は, 明らかにされていない. Esports における試合の勝敗をより明確に予測するためには, 選手が試合中にとった具体的な戦い方を解析する必要がある.

Esports チームの, パフォーマンスと勝敗の関連を探る研究も実施されている. Novak et al. (2020) は, 世界大会での成功に関連する試合結果の変数を明らかにするため

に, LoL の 2018 年世界選手権の成績データに対し, 一般化線形混合効果モデルを作成した. 分析の結果, 成功に関わる要素は, Tower 取得率と Inhibitor 取得数であることを明らかにした [1]. しかし, 分析対象が1つの大会に限定されているため, 分析結果の妥当性や実践への応用可能性が担保されていない. 1つの大会だけでなく, LoL の全大会へと対象を一般化した汎用性の高い結果を得るために, データを拡張したうえで, 世界大会での成功に関連するパフォーマンス指標を明らかにする必要がある. 以上の課題を解決するため, 本研究では, データを拡張したうえで対戦成績を向上させるパフォーマンス指標を明らかにする.

2. 分析対象

本研究では, 世界で最も影響力のあるゲームに選ばれた LoL の公式大会の対戦成績を提供する *Games of Legends*[2] からデータの取得を行った. 2022 年に開催された 22 大会, 60 チーム, 1,084 試合の対戦成績データをスクレイピングによって取得し, データの加工を実施した.

対戦成績データには, 25 のパフォーマンス指標が含まれている. GDM や GPM といった Gold に関する指標は, キャラクタの強さを表している. NASH%, NASHPG といった Baron に関する指標や, Towers.killed, Towers.lost といった Tower に関する指標は, Tower を重視した戦い方を表している. また, GD.15 や TD.15, DRA.15 は, 試合開始から 15 分までの成績を示す指標である.

3. 分析方法

勝率を向上させるパフォーマンス指標を把握するために, Random Forest による判別分析を実施した. 60 チームを, 勝率が平均よりも有意に高いチームと有意に低いチームに区分した. 勝率の高低を従属変数に, 対戦成績データに含まれる 25 のパフォーマンス指標を被従属変数に設定し, 統計解析ソフト R の randomForest パッケージを用い

^{†1} 現在, 同志社大学文化情報学部

Presently with Faculty of Culture and Information Science, Doshisha University, Kyotanabe-shi, Kyoto 610-0394, Japan

^{†2} 現在, 同志社大学文化情報学研究科

Presently with Graduate school of Culture and Information Science, Doshisha University, Kyotanabe-shi, Kyoto 610-0394, Japan

a) morimoto.hideto@dh.doshisha.ac.jp

*1 *League of Legends* は, 相手の本拠地を破壊することが目的のゲームであり, Gold(お金)を稼いでキャラクタを強化しながら試合が進む. 本拠地を護る Tower や Inhibitor という建造物や, 討伐することで有利な効果を得ることができる Dragon や Herald, Baron といったモンスターがフィールド上に存在する. プレイヤの行動選択により高度な駆け引きが生まれる戦略ゲームである.

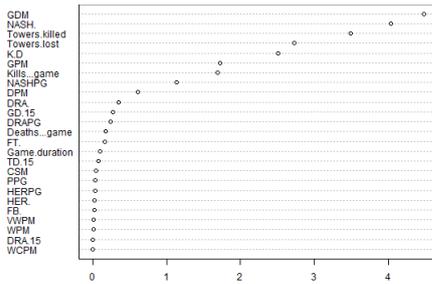


図 1 判別に用いた説明変数に関するジニ係数の減少量

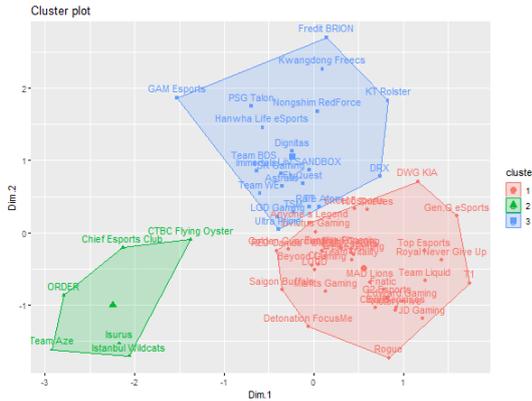


図 2 クラスタ別の主成分得点のプロット

てチューニングを行った。そのうえで、判別モデルを作成し、LOOCVによる判別精度の評価を行った。

さらに、対戦成績を向上させるパフォーマンス指標を容易に解釈するために、主成分分析を実施した。全60チームの25のパフォーマンス指標を対象に、RのFactoMineRパッケージに含まれるPCA関数を用いて、主成分分析を行い、第1主成分、第2主成分の持つ意味を考察した。

最後に、対戦成績を向上させるパフォーマンス指標のチーム間の差異を確認するために、クラスタ分析を実施した。主成分分析によって得られた主成分得点を対象に、Rのstatsパッケージに含まれるkmeans関数を用いて、非階層クラスタ分析を実施し、60チームの主成分得点を3グループに分割した。

4. 結果と考察

全60チームから、勝率の高い25チームと勝率の低い24チームを取り出し、特徴量5個、決定木500本の判別モデルを作成した。予測値と実測値の平均二乗誤差は、0.022であり、0に近いので、判別モデルは、高精度であった。図1は、各変数の重要度を並べたプロットである。

勝率の高低の判別に重要である特徴量は、GDM, NASH%, Towers.killed, Towers.lost, K.Dの5つであった。図1より、上位5つのパフォーマンス指標は、キャラクタの強さやTowerに関連した指標であり、勝率の高いチームと低いチームを分ける重要な要素であった。また、GD.15や、TD.15, DRA.15といった、試合前半での成績を表す指標は、いずれも勝率の高いチームと低いチームの判別に重

要ではなかった。

判別分析の結果から、勝率を向上させる戦い方は、中盤以降においてDragonよりもBaronを優先して取得し、Towerを破壊する戦略をとることであった。しかし、試合序盤にリードを得ることは、勝率を向上させる戦い方ではなかった。また、K.Dが勝敗の判別に重要であるという結果は、相手に倒されない程度に相手を攻撃することが効果的であり、その際に操作スキルの熟練度が勝率の高低に関わることを示唆していた。

全60チームにおける25のパフォーマンス指標に対して主成分分析を実施し、第2主成分までの累積寄与率は68.45%であるという結果を得た。第1主成分は、勝率を向上させる戦い方を示しており、第2主成分は、戦略を重視する戦い方を示していた。また、主成分分析において得られた第2主成分までの主成分得点に対して、非階層クラスタ分析を実施し、60チームを主成分得点の特徴ごとに3つのクラスタに分類した。図2は、クラスタ別の主成分得点のプロットであり、3つのクラスタの主成分得点の分布を示している。

非階層クラスタ分析の結果は、チーム間にパフォーマンス指標の差異があることを示していた。3つのクラスタは、戦略を重視した1チームと、戦略を重視していない2チームに分けられた。さらに、戦略を重視していない2チームは、キャラクタ操作の熟練度の差異が存在した。

5. 結論

本研究では、データを拡張したうえで対戦成績を向上させるパフォーマンス指標を明らかにするために、2022年のLoL公式大会の対戦成績データに対し、計量分析を実施した。判別分析の結果から、中盤以降でDragonよりもBaronを優先して取得し、Towerを破壊する選択をとることが勝率を向上させる戦い方であることを明らかにした。また、チーム間に戦い方の差異が存在するという多変量解析の結果は、Esportsのパフォーマンス研究に新たな観点を提供する。本研究は、LoLのEsportsベッティングにおいて、試合の勝敗を分ける要素を提示できるという観点から、Esportsベッティング市場の拡大を促進させる。

参考文献

[1] Novak, A.R., Bennett, K.J., Pluss, M.A., and Fransen, J.: Performance analysis in esports: modelling performance at the 2018 League of Legends World Championship. *International Journal of Sports Science & Coaching*, **15**, pp.809–817, 2020.
 [2] *Games of Legends Pro Games Statistics for LoL*: <https://go1.gg/> [訪問日:2024/01/12]
 [3] Hitar-García, J.A., Morán-Fernández, L., and Bolón-Canedo, V.: Machine Learning Methods for Predicting League of Legends Game Outcome, *IEEE Transactions on Games*, **15**(2), pp.171–181, 2023.