

FPS ゲーム VALORANT における勝率予測と寄与する特徴量の分析

Analysis of Winning Probability Prediction and Contributing Factors in the FPS Game VALORANT

2241091 富田 迅

Jin TOMITA

指導教員 秋葉 知昭

This study investigates match outcome prediction in VALORANT using machine learning based on data from the VALORANT Champions Tour (VCT) 2024 and 2025. RandomForest and XGBoost models were constructed to analyze match results, and SHAP values were employed to interpret the contribution of individual features. By combining player performance metrics with match conditions such as map and starting side, this research aims to demonstrate the applicability of data-driven analysis to competitive e-sports..

1. 緒言

近年, e スポーツは世界的に急速な発展を遂げており, FPS ゲームを中心に競技シーンの高度化が進んでいる. その中でも「VALORANT」は高い競技性を有するタイトルとして注目されており, 試合データを活用した定量的分析への関心が高まっている[1]. VALORANT の勝敗は, 選手の能力に加え, マップ特性や攻守の開始といった複数の要因が複雑に関係して決定されるため, 機械学習による体系的な分析が有効である.

先行研究では, プレイ映像を用いたラウンド単位の勝敗予測が報告されているが[2], 分析対象やコスト面での課題がある. そこで本研究では, 試合および選手の統計データを用いて試合単位の勝敗予測を行い, SHAP 値による要因分析を通じて勝敗に影響を与える要因を明らかにすることを目的とする.

2. VALORANT について

VALORANT は, Riot Games が開発・運営する 5 対 5 形式のタクティカル FPS であり, プレイヤーは固有の能力を持つエージェントを選択して試合を行う. 攻撃側と防衛側に分かれてラウンド制で進行し, 射撃技術に加えて戦術的判断やチーム連携が勝敗に大きく影響する競技性の高いゲームである.

3. 使用データ

本研究では, 公式の世界大会である, VCT

(VALORANT Champions Tour) より, 2024 年と 2025 年のものからデータが正確でないものを除き, 使用する. THESPIKE.GG[3] から手動で収集を行った.

4. 分析手法

本研究では, VALORANT の公式大会である VALORANT Champions Tour (VCT) の試合データを対象として, 機械学習を用いた勝敗予測および要因分析を行った. 試合結果データと各選手の統計情報を試合単位に集約し, Rating, ACS, KAST, DD/Round などの選手パフォーマンス指標に加えて, マップ情報や攻守の開始といった試合条件を特徴量として用いた. これらの特徴量を入力として, RandomForest および XGBoost による勝敗予測モデルを構築し, それぞれの予測精度を比較した. さらに, SHAP (SHapley Additive exPlanations) 値を用いた特徴量重要度分析を行うことで, 各特徴量が勝敗予測に与える影響を定量的に評価し, モデルの解釈性を高めた. また, 両モデルの予測結果を統合するアンサンブル学習を導入し, モデル性能の向上についても検証した.

5. 分析結果

本研究では, VALORANT の試合データを用いて, RandomForest, XGBoost, および両者の予測結果を統合したアンサンブル学習による勝敗予測を行った. 各モデルの予測精度を Accuracy およ

び AUC によって評価した結果を表 5.1 に示す.

表 5.1 各モデルの予測精度

モデル	Accuracy	AUC
RandomForest	0.9477	0.9804
XGBoost	0.9354	0.9808
Ensemble	0.9354	0.9802

表 5.1 より, RandomForest は Accuracy において最も高い値を示し, 高精度な勝敗予測が可能であることが確認された. 一方, XGBoost は Accuracy では RandomForest を下回ったものの, AUC が最も高く, 勝敗を確率的に識別する能力に優れていることが示された.

表 5.2 RandomForest における特徴量重要度

特徴量	平均 SHAP 値
diff_Rating_mean	0.1635
diff_DD/Round_mean	0.1145
diff_ACS_mean	0.0729
diff_ADR_mean	0.0502
diff_KAST_mean	0.0308

表 5.2 より, RandomForest モデルでは diff_Rating_mean が最も高い重要度を示しており, チーム間の平均 Rating 差が勝敗に大きく影響していることが分かる. また, DD/Round や ACS, ADR といった戦闘能力を表す指標も上位に含まれており, チーム全体の戦闘パフォーマンスが勝敗に直結していることが示唆された.

表 5.3 XGBoost における特徴量重要度

特徴量	平均 SHAP 値
diff_Rating_mean	0.4192
diff_DD/Round_mean	0.0531
diff_KAST_mean	0.0235
diff_Rating_std	0.0178
side_start	0.0165

表 5.3 より, XGBoost モデルにおいても diff_Rating_mean が最も高い重要度を示しており, RandomForest と同様に Rating が勝敗を左右する主要因であることが確認された. さらに, XGBoost では side_start が上位特徴量として抽出されており, 攻守の開始といった試合条件が勝敗予測に影響を与えていることが示唆された.

6. 結言

本研究では, VALORANT の試合データを用いて機械学習による勝敗予測および要因分析を行った. RandomForest および XGBoost を用いた勝敗予測モデルは高い予測精度を示し, 選手のパフォーマンス指標が勝敗に大きく影響することが確認された. また, マップや攻守の開始といった試合条件も勝敗に関与していることが明らかとなった. 本研究は, e スポーツにおけるデータ駆動型分析の有効性を示すとともに, 戦術検討に資する基礎的知見を提供するものである.

文 献

- [1] Esports 2024 in Numbers: Key Stats and Industry Trends (2024)
- [2] 出籠聖弥 永井秀利 中村貞吾:FPS ゲーム「VALORANT」のプレイ映像を用いた勝敗予測, 2023 年度 電気・情報関係学会九州支部連合大会 (2023)
- [3] THESPIKE.GG
<https://www.thespike.gg/jp> (2026/1/25 時点)