

# ボートレース平和島および大村におけるイン優位性と払戻分布の比較

河谷 宇泰<sup>†</sup> 鍛示 晃大<sup>††</sup> 王 元元<sup>†,††</sup>

<sup>†</sup> 山口大学工学部知能情報工学科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

<sup>††</sup> 山口大学大学院創成科学研究科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

E-mail: †{c024ffw, e093vgv, y.wang}@yamaguchi-u.ac.jp

あらまし 本研究は、ボートレース平和島および大村を対象として、BOATRACE 公式サイトに掲載されたレース結果・払戻情報と気象庁が提供する 10 分値気象データを統合したテーブルデータを構築し、インコース優位性およびレースの荒れやすさに関する場別差異を定量的に明らかにすることを目的とする。LightGBM に基づく特徴量重要度分析により、1 号艇の着順に影響を及ぼす要因を場間で比較し、風向・風速やモーターおよびボート成績がイン優位性に与える影響を検討する。さらに、三連単払戻金分布および高配当レースの発生頻度を比較することで、両場におけるレースの荒れやすさを評価する。加えて、イン本線固定の買い目に基づく回収率分析を行い、イン優位性と期待値との関係について考察する。

キーワード ボートレース, 機械学習, テーブルデータ分析, 三連単払戻金分布, 天候要因

## 1 はじめに

ボートレースは 6 艇で競走する水上競技であり、進入コースが事前にはほぼ固定される点や、第 1 ターンマークにおける先取り効果の大きさから、内側の進入位置を取る 1 号艇が構造的に有利になりやすい競技特性を有する。このため、多くの競走場において 1 号艇の 1 着率は他枠に比べて高く、いわゆるインコース優位性が広く認識されている。一方で、実際のレース結果や払戻金水準を観察すると、その優位性の強さや、高配当が発生しやすいか否かといったレースの荒れやすさは、競走場ごとに異なる傾向を示す。これらの差異は、風向・風速、波高、水面の広さや形状、さらにはモーター性能のばらつきなど、複数の要因が複合的に作用した結果であると考えられる。

競走場間におけるイン優位性や荒れやすさの違いは、ファンの予想行動や投票配分に直接的な影響を与え、結果としてオッズ形成や期待収益にも影響を及ぼす重要な要素である。しかしながら、公式に公表されているイン逃げ率や枠番別 1 着率といった集計値は結果の要約にとどまり、個々のレース条件や環境要因がイン優位性にどの程度寄与しているのか、また払戻分布の尾部構造として荒れやすさがどのように現れるのかについては、必ずしも十分に分析されていない。

本研究では、平和島競走場および大村競走場に着目する。両場は、水面特性や風の影響の受け方が対照的であると一般に認識されており、イン優位性および払戻分布の場別差異を検討する上で適切な比較対象である。そこで本研究の目的は、イン優位性の規定要因、三連単払戻分布の特性、およびイン固定戦略に基づく回収率を場別に比較・可視化することにある。具体的には、1 号艇の 1 着有無を目的変数とする LightGBM モデルを構築し、特徴量重要度および SHAP 値を用いて、各要因がイン優位性に及ぼす寄与を解釈する。さらに、三連単払戻金分布を分位点で要約するとともに、対数軸を用いた経験分布関数

(ECDF) により高配当側の厚みを比較する。加えて、イン大本線を想定した固定買い目に基づく回収率 (ROI) を算出し、実務的観点から競走場特性が持つ含意を明らかにする。

本論文の構成は以下のとおりである。第 2 章では、本研究に関連する先行研究として、スポーツ賭博における機械学習予測と回収率評価、オッズの確率解釈および市場の歪みに関する研究、ならびに説明可能 AI (XAI) のスポーツ領域への応用について整理する。第 3 章では、イン優位性、払戻分布、および回収率を比較するための分析手法を示し、1 号艇 1 着確率モデル、荒れやすさ指標、および固定買い目戦略の定義を行う。第 4 章では、平和島と大村を対象とした評価実験を実施し、モデル性能、特徴量寄与、払戻分布、および回収率の観点から結果を比較・考察する。最後に第 5 章では、本研究で得られた知見を総括し、研究の限界と今後の課題について述べる。

## 2 関連研究

### 2.1 スポーツ賭博における機械学習予測と回収率評価

近年、スポーツ賭博を対象として、機械学習モデルにより勝敗確率や着順確率を推定し、それをオッズと組み合わせることで投票戦略の有効性、すなわち回収率 (ROI) まで含めて評価する研究が進展している。Hub'aček ら [1] は、単純な予測精度指標にとどまらず、実際のベッティング成績を評価基準として導入し、市場オッズが内包する集合知と機械学習モデルの関係を踏まえた学習および評価の枠組みを提示した。また Walsh と Joshi [2] は、賭けの意思決定においては分類精度や AUC よりも、確率推定の校正 (calibration) が重要となる場合があることを示し、確率出力の品質が ROI に直接的な影響を与える点を理論的・実証的に議論している。

一方で、これらの先行研究の多くはサッカーやバスケットボールなどの球技を対象としており、競技固有の環境条件や競走場・競技会場ごとの差異が、予測要因や配当構造にどのよう

に影響するかを要因レベルで比較する視点は必ずしも十分に検討されていない。本研究は、ボートレースにおける競走場差、すなわち平和島と大村の違いに着目し、1号艇1着の要因分析と、三連単払戻分布および固定買い目に基づくROIを同一の分析枠組みで比較することで、場の特性差を定量的に可視化する点に特徴を有する。

## 2.2 オッズの確率解釈と市場の歪み（期待損失・情報反映）

オッズは多数の投票行動の集約として結果確率を反映すると一般に考えられているが、実際には控除率（overround）の存在や価格形成過程における歪みにより、単純に正規化した暗黙確率が真の結果確率を適切に表現しない場合がある。KoningとZijm [3]は、オッズから暗黙確率を導出する複数の手法、例えば単純正規化やShinモデルなどを比較し、市場効率性や予測性能の評価が、どの確率解釈を前提とするかに大きく依存することを示した。またYuら [4]は、異質な信念を持つ参加者やプロスペクト理論に基づく効用最大化行動を組み込んだ均衡モデルにより、favorite-longshot biasに代表される市場歪みが生じるメカニズムを理論的に分析している。オンライン賭博市場における価格形成や市場構造については、HegartyとWhelan [5]が理論および実証の両面から包括的に整理している。

さらに、HegartyとWhelan [6]は期待損失率（expected loss rate）を推定する枠組みを提示し、控除や市場歪みが長期的な損失構造にどのような影響を与えるかを明らかにしている。加えてWhelan [7]は、inside informationがオッズ形成に与える影響を分析し、情報優位を有する主体の存在が価格に部分的に反映され得ることを示した。これらの研究は、回収率が構造的に1を下回りやすい理由や、オッズを確率として扱う際の理論的前提を理解するための基盤を提供している。

本研究では、オッズを明示的に確率へ変換し、最適投票戦略を導出する段階には踏み込まず、まず競走場差を説明することを目的として、(1) 三連単払戻分布の尾部の厚み、(2) 固定買い目に基づくROIという2つの観点から、市場結果としての配当構造を比較する。この整理は、将来的にオッズや暗黙確率を用いた期待値最大化戦略へ拡張する際の前段として位置づけられる。

## 2.3 説明可能 AI (XAI) による要因可視化とスポーツ領域応用

高い予測性能を持つ機械学習モデルは、一般に内部構造が複雑であり、予測結果の根拠を人間が理解することが難しいという課題を抱える。このため、モデルの判断根拠を説明する説明可能 AI (Explainable AI: XAI) が近年注目されている。Arrietaら [8]は、XAIの概念整理、説明手法の分類、および実運用における課題を体系的に整理し、説明の受け手や利用目的に応じた手法選択の重要性を指摘した。Mershaら [9]も近年のXAI研究を概観し、代表的手法とその適用分野を整理している。

スポーツ分析の分野においても、予測モデルにSHAPやLIMEといったXAI手法を適用し、予測結果の理解可能性を

高める試みが報告されている。García-Méndezとde Arriba-Pérez [10]は、e-sportsの勝敗予測モデルに対してSHAPおよびLIMEを導入し、特徴量が予測に与える影響を可視化することで、モデルの判断根拠を分析する枠組みを提示した。これらの研究は、単なる性能評価にとどまらず、「なぜその予測に至ったのか」を説明することが、モデルの信頼性や実務的有用性を高める上で重要であることを示している。

本研究では、LightGBMを用いて1号艇の1着確率を推定し、SHAP値により各特徴量の寄与を定量的に可視化する。これにより、平和島と大村におけるイン優位性の違いを要因レベルで比較することが可能となる。さらに、これらの結果を払戻分布およびROIの比較と併せて提示することで、「当たりやすさ」に関する構造的要因と、「配当構造」として現れる市場結果を統合的に理解する点に、本研究の新規性が位置づけられる。

## 3 イン優位性・払戻分布・回収率の分析手法

本研究では、ボートレース平和島および大村を対象として、(1) 1号艇が1着となる確率を要因分解可能な機械学習モデルにより推定し、インコース優位性を定量化する、(2) 三連単払戻金分布に基づきレースの荒れやすさを特徴づける指標を設計・比較する、(3) イン大本線を想定した固定買い目戦略に基づく回収率 (ROI) を算出し、実務的観点から場別特性を評価する、という3段階の分析を行う。

### 3.1 要因分析モデル

#### 3.1.1 目的変数と学習対象

各レースにおいて枠番1の出走艇（以下、1号艇）を対象とし、目的変数  $y$  を「1号艇が1着となった場合に1、それ以外の場合に0」と定義する二値分類問題として定式化する。入力変数は、レース当日までに入手可能な事前情報から構成される特徴量ベクトル  $\mathbf{x}$  とし、選手の近況成績および当地成績、展示タイム、モーターおよびボート成績、ならびに気象条件（風向・風速等）を含める。これにより、予測時点で利用可能な情報に基づいてイン優位性を評価する枠組みとする。

#### 3.1.2 モデル

モデルには勾配ブースティング決定木であるLightGBMを用い、条件付き確率  $p(y=1|\mathbf{x})$  を推定する。学習は二値交差エントロピー損失を目的関数として行い、検証データに対する性能を監視する早期終了を導入することで過学習を抑制する。LightGBMは非線形性や特徴量間の相互作用を柔軟に表現できるため、複数要因が複雑に影響するボートレースの特性を捉えるのに適している。

#### 3.1.3 特徴量設計と欠損の扱い

平和島と大村の比較における公平性を担保するため、両場で共通に取得可能な特徴量のみからなる共通スキーマを定義し、学習および評価を行う。湿度 (situdo) は全欠損となる開催日が存在するため分析対象から除外する。また体重 (taijuu) については、競技上の短期的変動要因として扱いにくく、本研究の主眼である場差分析への寄与が限定的であると判断し、除外する。

風向は「風が吹いてくる方角」を角度  $\theta$  (度) として与えられるが、絶対角度のままでは進行方向との関係を解釈しにくい。そこで、各競走場の標準的な進行方位  $\psi$  に対する相対成分として、

$$\text{headwind} = \cos(\theta - \psi), \text{crosswind} = \sin(\theta - \psi) \quad (1)$$

を導入する。ここで headwind は正の値が向かい風、負の値が追い風を表し、crosswind は正の値が右横風、負の値が左横風を表す。本研究では、水面配置を踏まえ、平和島を  $\psi = 0^\circ$ 、大村を  $\psi = 45^\circ$  と設定する。

数値化できない値は欠損として扱い、全欠損となる特徴量は除外する。LightGBM は欠損値を内部で分岐として扱う機構を有するため、原則として明示的な欠損補完は行わない。

### 3.1.4 学習・評価設定

データの時系列性を考慮し、開催日で昇順にソートした後、後方一定割合を検証データ (validation) として用いる時系列ホールドアウト分割を採用する。具体的には、全データの 70% を学習データ、残り 30% を検証データとする。

性能評価指標には ROC-AUC および PR-AUC (Average Precision) を用いる。特に、本問題では 1 号艇 1 着の発生確率 (陽性率) が競走場によって大きく異なるため、PR-AUC から陽性率  $\text{pos\_rate}$  を差し引いた値 (AP- $\text{pos\_rate}$ ) を併記し、ランダム予測に対する改善度の比較を行う。

### 3.1.5 特徴量重要度と解釈 (SHAP)

モデルの解釈には、(1) 学習済み LightGBM における Gain ベースの特徴量重要度、および (2) 予測寄与に基づく SHAP 値の二種類を用いる。SHAP 値は各特徴量が予測の対数オッズ (log-odds) に与える寄与として解釈可能であり、本研究では特徴量  $j$  の重要度指標として平均絶対 SHAP 値  $\mathbb{E}[|SHAP_j|]$  を用いる。

特に風の影響については、headwind および crosswind の SHAP 値を用いることで、向かい風・追い風、および左右横風の方向性を含めた効果を直接的に検討する。可視化に際しては、連続変数を一定幅のビンに分割し、各ビンにおける SHAP 値の平均と 95% 信頼区間 ( $\text{mean} \pm 1.96 \times SE$ ) を併記する。

## 3.2 払戻分布と荒れやすさ指標

### 3.2.1 対象とする払戻

レースの荒れやすさを評価するため、各レースにおける確定三連単払戻金 (円) を分析対象とする。対象は開催日に実施された全レースとし、特定条件による除外は行わない。

### 3.2.2 要約統計量

三連単払戻金分布は強い右裾の長い分布 (ロングテール) を示すため、平均値のみによる要約は適切でない。そこで中央値 ( $p50$ )、四分位範囲 (IQR)、上位分位点 ( $p90, p95, p99$ )、および上位 1% の払戻金平均 (top.tail.mean) を算出する。加えて、分布の不均等度を表す指標として Gini 係数を用いる。さらに、高配当レースの発生頻度を把握するため、払戻金が一定額以上となる割合 (例: 10,000 円以上、50,000 円以上、100,000 円以上) も併記する。

### 3.2.3 可視化

分布形状の比較には、対数スケールで描画したヒストグラムおよび経験累積分布関数 (ECDF) を用いる。特に ECDF を横軸対数スケールで表示することで、上位分位点以降の尾部の厚みを場間で比較可能とする。

## 3.3 イン大本線固定買い目の回収率評価

### 3.3.1 戦略の定義

固定戦略として、各レースにおいて三連単の買い目

$$\{1-2-3, 1-2-4, 1-3-2\}$$

をそれぞれ 100 円ずつ購入する。この戦略は、「1 号艇が 1 着となる」という前提の下で、比較的出现頻度が高いと考えられる大本線を簡潔に表現する目的で設定する。なお、買い目の最適性そのものを主張するものではなく、場差比較のための共通基準として用いる。

### 3.3.2 回収率の計算

レース  $t$  における投資額を  $I_t$ 、払戻額を  $R_t$  とすると、総投資額  $I_{\text{tot}}$  および総払戻額  $R_{\text{tot}}$  は

$$I_{\text{tot}} = \sum_{t=1}^T I_t, \quad (2)$$

$$R_{\text{tot}} = \sum_{t=1}^T R_t \quad (3)$$

で与えられる。回収率 (ROI) は

$$\text{ROI} = \frac{R_{\text{tot}}}{I_{\text{tot}}} \quad (4)$$

と定義する。加えて、的中率 (hit.rate)、および 1 レースあたり損益の平均値・中央値も算出し、固定戦略と競走場特性との相性を多面的に評価する。

### 3.3.3 比較方針

平和島および大村について、同一の買い目、同一の購入額、および開催日のみを対象とする同一条件下で ROI を算出し、場別に比較する。これにより、イン優位性および払戻分布の違いが、固定戦略の収益構造にどのように反映されるかを検討する。

## 4 評価実験

本章では、ボートレース平和島および大村におけるイン優位性およびレースの荒れやすさの差異について、(1) 1 号艇 1 着確率モデル (LightGBM) と特徴量寄与分析 (SHAP)、(2) 三連単払戻金分布に基づく荒れやすさ指標、(3) イン大本線を想定した固定買い目戦略の回収率 (ROI)、の三側面から比較・評価する。

### 4.1 実験概要

対象期間は 2024 年の開催日とし、各レースから 1 号艇を抽出して、1 号艇が 1 着となった場合を 1、それ以外を 0 とする二値分類問題を構築した。両場の比較における公平性を確保するため、平和島・大村の双方で共通に取得可能な特徴量のみか

らなる共通特徴量集合 ( $n_{\text{feat}} = 23$ ) を用いた。

学習および評価には時系列分割を採用し、開催日で昇順に並べた後、後方 30% を検証データ (validation) としてホールドアウトした。モデル解釈には、LightGBM における Gain 重要度および SHAP 値 (pred\_contrib) を用いた。

荒れやすさの評価には三連単払戻金分布を用い、要約統計量および ECDF による分布比較、高配当レースの発生割合を算出した。また、実務的観点から、イン大本線を想定した固定買い目戦略 (1-2-3, 1-2-4, 1-3-2 を各 100 円購入) に基づく回収率 (ROI) を算出し、場別に比較した。

## 4.2 データ概要

表 1 に、分析に用いたデータ規模および陽性率 (1 号艇 1 着率) を示す。平和島では陽性率が 0.434、大村では 0.625 であり、大村の方が 1 号艇の 1 着率が高く、イン優位性が強い場であることが確認できる。

競走場	$n_{\text{lane1}}$	陽性率	共通特徴量数
平和島	2183	0.434	23
大村	2436	0.625	23

## 4.3 イン優位性の要因分析結果

### 4.3.1 予測性能

表 2 に、LightGBM による 1 号艇 1 着予測モデルの性能を示す。ROC-AUC および PR-AUC はいずれも大村の方が高い値を示したが、PR-AUC はクラス比 (陽性率) の影響を強く受ける指標である。そのため、PR-AUC から陽性率を差し引いた改善度指標 (AP-pos\_rate) を併記した。

両場ともに、この改善度指標が正の値を示しており、ランダム予測 (ベースライン) を上回る識別性能が確認できる。これにより、両モデルにおける特徴量寄与の比較が妥当であると判断される。

表 2 LightGBM (共通特徴量) による 1 号艇 1 着予測性能

競走場	ROC-AUC	PR-AUC	pos_rate	AP-pos_rate	best_iter
平和島	0.619	0.594	0.434	0.160	15
大村	0.656	0.811	0.625	0.186	31

### 4.3.2 特徴量重要度の比較

SHAP 重要度 (平均絶対 SHAP 値) に基づく上位特徴量を比較すると、両場に共通して、全国成績 (勝率・2 連率・3 連率) や当地成績、展示タイム、モーターおよびボート成績が高い重要度を示した。これらは選手能力、機力、および直前気配を反映する要因であり、イン優位性を規定する基本的要素であることが確認された。一方で、風に関する特徴量の寄与は場ごとに異なる傾向を示した。

### 4.3.3 風の相対成分 (headwind / crosswind) の効果

風向 (吹いてくる方向)  $\theta$  を艇の進行方位  $\psi$  に対する相対角へ変換し、向かい風成分 (正が向かい風、負が追い風)、横風成分 (正が右横風、負が左横風) を導入することで、風の方向性がイン優位性に与える影響を直接的に評価した。

表 3 は、検証データにおける SHAP 値を符号別 (正・負) に集計し、平均値を比較した結果である。 $\Delta$  は正側と負側の平均差、OR は対応するオッズ比を表す。

表 3 風の相対成分に対する SHAP 寄与の符号別平均

競走場	成分	$n_{\text{pos}}$	mean_pos	$n_{\text{neg}}$	mean_neg	$\Delta$	OR
平和島	headwind	321	-0.0176	334	0.0235	-0.0410	0.960
平和島	crosswind	430	0.0057	184	-0.0243	0.0300	1.030
大村	headwind	422	0.0314	306	-0.0087	0.0401	1.041
大村	crosswind	263	-0.0944	440	0.0561	-0.1506	0.860

平和島では向かい風成分が正の領域で平均 SHAP が負、追い風側で正となり、向かい風がイン優位性を弱める傾向が示唆された。一方、大村では向かい風側で正、追い風側で負となり、平和島とは逆の符号関係を示した。さらに、大村では横風成分の影響が相対的に大きく、右横風側でイン優位性を低下させる効果が確認された。

これらの傾向は、ビン平均と 95% 信頼区間に基づく可視化結果 (図 1, 図 2) とも整合的である。

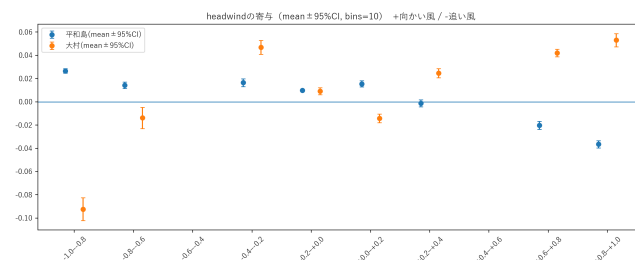


図 1 向かい風成分に対する SHAP 寄与のビン平均 (mean  $\pm$  95% 信頼区間)

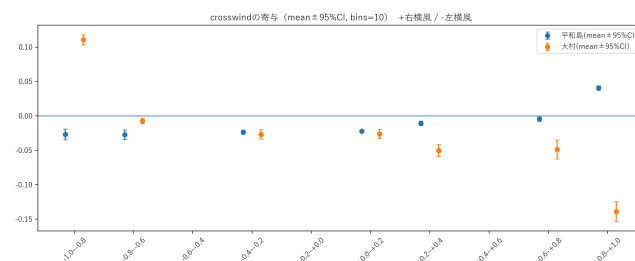


図 2 横風成分に対する SHAP 寄与のビン平均 (mean  $\pm$  95% 信頼区間)

表 4 三連単払戻金分布に基づく荒れやすさ指標の比較

競走場	年	N	中央値(円)	IQR(円)	p95(円)	p99(円)	p99/p50	Gini	≥1 万比率	≥5 万比率	≥10 万比率
平和島	2024	2182	3,590	6,240	29,021	63,170	17.596	0.608	20.49%	1.97%	0.23%
大村	2024	2436	2,145	4,090	24,078	74,204	34.594	0.696	13.71%	1.97%	0.62%

#### 4.4 払戻分布・荒れやすさの比較結果

本研究では、三連単払戻金分布をレースの荒れやすさを表す代理指標とみなし、ロングテール性に注目して比較を行った。要約指標として、中央値、分位点 ( $p_{90}, p_{95}, p_{99}$ )、上位 1% 平均、Gini 係数、および高配当 (1 万円以上、5 万円以上、10 万円以上) の発生割合を用いた。

表 4 に示すように、中央値は平和島の方が大きい一方で、高配当側の尾部の厚みは大村の方が顕著である。具体的には、 $p_{99}/p_{50}$  や Gini 係数はいずれも大村の方が大きく、大村では「典型的な払戻は小さいが、まれに非常に高い払戻が発生しやすい」構造が示唆される。

図 3 は三連単払戻金の ECDF を横軸対数スケールで示したものである。曲線が左側に位置するほど低配当レースの割合が高いことを意味する。挿入図では上位 10% 区間を拡大し、高配当側の尾部構造の違いを視覚的に示している。

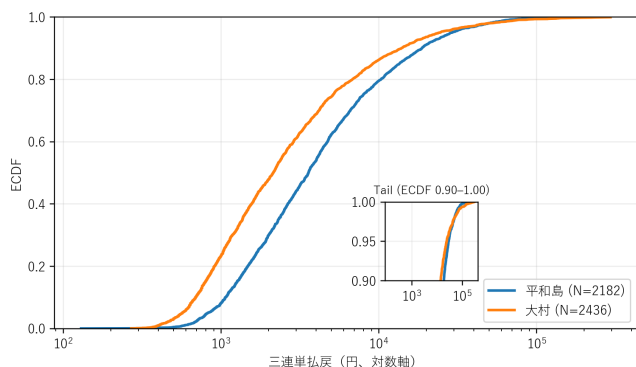


図 3 平和島および大村における三連単払戻金の ECDF (横軸対数スケール)

#### 4.5 イン大本線固定戦略の回収率比較結果

イン大本線を想定した固定買い目戦略の回収率を算出した結果、平和島の ROI は 0.802、大村は 0.787 となり、いずれも 1 を下回った。的中率は平和島が 0.127、大村が 0.196 であり、大村の方が中頻度は高いが、平均損益は両場とも負であった。この結果は、「当たりやすさ」が必ずしも回収率の改善に直結しないことを示している。

#### 4.6 考 察

本研究では、平和島および大村を対象に、1 号艇 1 着の要因分析、三連単払戻分布に基づく荒れやすさの比較、およびイン大本線固定戦略の回収率評価を行った。その結果、両場はイン優位性の強さのみならず、風の影響の現れ方や払戻分布の形状においても異なる特性を有することが示唆された。

大村は 1 号艇 1 着率が高く、イン優位性が構造的に強い一

方で、高配当側の尾部が厚く、固定戦略では点数コストにより ROI が改善しにくい。一方、平和島は的中率が低いが、中位域の払戻が比較的厚く、条件付きでの選別戦略により ROI 改善の余地がある可能性が示唆される。

本研究の限界として、対象期間が単年である点、気象データの観測地点や集約方法に依存する点、および SHAP 値が平均的効果に基づく点が挙げられる。今後は対象期間の拡張、季節や風速帯による層別化、および確率推定とオッズを統合した選別型戦略への拡張により、競走場特性の理解と実務的示唆を一層深化させることが課題である。

## 5 おわりに

本研究では、ボートレース平和島および大村を対象に、イン優位性およびレースの荒れやすさをデータ駆動的に比較・分析した。具体的には、1 号艇の 1 着可否を目的変数とする二値分類モデルを LightGBM により構築し、特徴量重要度および SHAP 値を用いて、イン優位性に寄与する要因の相対的重要性と方向性を可視化した。加えて、三連単払戻金分布を荒れやすさの代理指標と位置付け、分位点指標および経験分布関数 (ECDF) により場間比較を行った。さらに、実務的観点から、イン大本線を想定した固定買い目戦略を設定し、回収率 (ROI) を算出することで、イン優位性と収益性の関係を検討した。

分析の結果、平和島と大村では、1 号艇 1 着率に代表されるイン優位性の強さだけでなく、払戻分布の形状や風要因の寄与の現れ方においても明確な差異が確認された。特に、大村はイン優位性が高い一方で、高配当側の尾部が厚い払戻分布を示し、固定戦略においては点数コストにより期待収益が低下しやすい構造を有することが示唆された。一方、平和島はイン優位性が相対的に弱いものの、中位域の払戻が厚く、条件付きの選別によって収益性が改善する余地が存在する可能性が示された。これらの結果は、競走場特性を単一の指標で評価するのではなく、予測要因、分布構造、および戦略評価を統合的に捉える必要性を示している。

本研究にはいくつかの限界がある。第一に、分析対象期間が 2024 年の単年に限定されており、年ごとの環境変化や制度変更の影響を十分に考慮できていない。第二に、気象データは観測地点や取得間隔に依存しており、欠損処理や風向変換方法が結果に影響を与える可能性がある。第三に、ROI 評価はイン大本線に基づく固定買い目戦略に限定されており、確率推定値を用いた柔軟な選別戦略や資金配分戦略までは検討していない。

今後の課題として、分析対象期間および競走場の拡張により結果の一般性を検証すること、季節・風速帯・進入コース構成などの条件別層別化により要因効果の安定性を評価することが挙げられる。さらに、予測確率とオッズ情報を統合した期待値

ベースの選別戦略や、リスク指標を考慮した評価枠組みへ拡張することで、競走場特性の理解を深化させるとともに、実務的有用性の高い知見を提供することが今後の展望である。

#### 文 献

- [1] O. Hubáček, M. Šourek, and F. Železný: Exploiting sports-betting market using machine learning. *International Journal of Forecasting*, Vol. 35, No. 2, pp. 783–796, 2019.
- [2] C. Walsh, and A. Joshi: Machine learning for sports betting: Should model selection be based on accuracy or calibration? *Machine Learning with Applications*, 2024.
- [3] R. H. Koning, and R. Zijm: Betting market efficiency and prediction in binary choice models. *Annals of Operations Research*, Vol. 325, No. 1, pp. 135–148, 2023.
- [4] D. Yu, J. Gao, and T. Wang: Betting market equilibrium with heterogeneous beliefs: A prospect theory-based model. *European Journal of Operational Research*, Vol. 298, No. 1, pp. 137–151, 2022.
- [5] T. Hegarty, and K. Whelan: Market structure and prices in online betting markets: theory and evidence. *Oxford Economic Papers*, 2025 .
- [6] T. Hegarty, and K. Whelan: Estimating expected loss rates in betting markets. *Applied Economics*, 2025.
- [7] K. Whelan: How Does Inside Information Affect Sports Betting Odds? *The Scandinavian Journal of Economics*, 2025.
- [8] A. B. Arrieta, N. Díaz-Rodríguez, J. Del Ser, A. Bennetot, S. Tabik, A. Barbado, S. Garcia, S. Gil-Lopez, D. Molina, R. Benjamins, R. Chatila, and F. Herrera: Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, Vol. 58, pp. 82–115, 2020.
- [9] M. Mersha, K. Lam, J. Wood, A. K. AlShami, and J. Kalita: Explainable artificial intelligence: A survey of needs, techniques, applications, and future direction. *Neurocomputing*, 2024.
- [10] S. García-Méndez, and F. de Arriba-Pérez: Explainable e-sports win prediction through Machine Learning classification in streaming. *Entertainment Computing*, Vol. 55, 101027, 2025.