

可変出走頭数を持つ競馬予想AIのための高度なモデル構築、評価、およびパラメータチューニング戦略に関する報告書

I. はじめに

競馬予想AIの開発は、膨大な過去データと高度な機械学習技術を組み合わせることで、人間の分析能力をはるかに超える客観的かつ効率的な予測を実現する可能性を秘めています¹。例えば、netkeiba.comから6年間分のレース結果や競走馬、騎手、調教師の成績データなど、約480個もの特徴量を利用して予測モデルが構築されています²。このようなAIは、データ処理の自動化により時間の効率を向上させ、人間のバイアスを排除することで予測の信頼性を高めます¹。

しかし、競馬は本質的に「ギャンブル」であり、控除率が存在する「マイナスサムゲーム」です⁸。したがって、単に的中率を向上させるだけでなく、最終的な「回収率」を100%超にすることが、AI開発における真の目標となります⁹。回収率とは、賭けた金額に対する戻りの割合を示す指標であり、これが100%を超えなければ、長期的な利益は望めません¹²。

Logloss評価における出走頭数変動の課題

Logloss(交差エントロピー誤差)は、予測確率と真の確率の差を測定する指標であり、分類問題、特に確率予測の精度を評価する上で広く用いられています¹⁴。この指標は、モデルが自信を持って誤った予測をした場合に大きなペナルティを課すという特徴を持ちます¹⁴。

しかし、競馬のように1レースあたりの出走頭数(クラス数)がレースによって大きく変動する(例えば、5頭立てから18頭立てまで)場合¹⁵、Loglossを単純に全体で集計して評価することには課題があります。少頭数のレースでは各馬が上位入着する確率が高く見積もられがちであり、多頭数のレースでは各馬の勝率が低く見積もられます¹⁵。このため、Loglossの値がレースの規模によって変動し、異なるレース間でのモデルの真の性能を公平に比較することが困難になります。

例えば、多頭数のレースでわずかな予測誤差が生じた場合でも、その誤差がLoglossを大きく押し上げる可能性があります。逆に、少頭数のレースでの誤差が過小評価されることも考えられます。これは、各レースの「難易度」が異なるため、Loglossの解釈が一様でなくなることを意味します。Loglossはモデルの「識別能力」を測るには適していますが、予測確率の「信頼性(キャリブレーション)」や「実用的な収益性」を直接評価するには不十分な側面があります。Loglossは数値的な精度を測るものの、その予測確率が「本当にその確率で起こるか」という信頼性(キャリブレーション)は別の問題です。例えば、モデルが「勝率80%」と予測しても、実際に勝つのが60%の頻度であれば、そのモデルは「過信」していることになります。このような過信は、馬券購入の意思決定において誤った期待値を計算させ、結果として回収率の低下につながる可能性があります¹⁷。

この課題を解決するためには、モデルの設計、評価指標の選択、ハイパーパラメータチューニングの各段階で、出走頭数の変動を考慮した多角的なアプローチが不可欠となります。

II. モデル構築の戦略

競馬予想AIのモデル構築においては、質の高いデータ収集と適切な前処理、そして競馬の特性に合わせたモデルアーキテクチャの選択が成功の鍵となります。

データ収集と前処理の重要性

競馬予想AIの成功は、適切な特徴量エンジニアリングとデータクレンジングに大きく依存します⁵。生データをそのままモデルに適用するのではなく、予測に役立つ形に変換・生成することが極めて重要です。

データは主にnetkeiba.comなどのウェブサイトからスクレイピングによって収集されます³。収集対象は、過去数年分(例えば、2011年から2020年の10年分⁴や1990年から2020年⁵)のレース結果、競走馬データ(血統を含む⁴)、騎手・調教師データ(成績や獲得賞金を含む⁴)など多岐にわたります。

収集された生データには、異常値や欠損値が多く含まれるため、丁寧なデータクレンジングが不可欠です²。これには、欠損値の補完⁵、数値データに含まれる異常な文字(例:着順の「中」「取」など)の除去¹⁸、および馬名などのテキストデータに含まれるHTMLタグなどの修正¹⁸が含まれます。カテゴリ変数は、OrdinalEncoder⁶、One-Hot Encoding²⁵、またはハッシュ値変換¹⁰を用いて数値化されます。特に、出走頭数(n_horses)自体も、ラベルエンコーディングされた重要な特徴量として利用されることがあります²⁶。

競馬データは典型的な時系列データであり、未来の情報を過去の予測に含めてしまう「データリーク」は厳しく避けるべきです¹⁸。これはモデルの汎化性能を過大評価する原因となります。特に、オッズや人気順位²⁷、馬場状態、競走除外馬の有無²⁵など、レース直前にならないと確定しない情報は、予測時点での利用可能性を厳密に考慮する必要があります。例えば、「出走頭数」(num_horse)を特徴量として利用する際、競走除外が発生して頭数が減った場合、予測時点での「登録頭数」(registered_num_horse)を使用すべきであり、発走後の「出走頭数」を使用するとデータリークにつながります²⁵。

競馬予想AIの成功は、質の高いデータと適切な特徴量エンジニアリングに大きく依存します。生データをそのまま使うのではなく、予測に役立つ形に変換・生成することが肝要です。出走頭数の変動は、単にクラス数の問題に留まらず、レースの競争度合いや戦略に影響を与える「環境情報」として捉えるべきです。出走頭数を特徴量としてモデルに明示的に与えることで、モデルが出走頭数に応じた予測パターンを学習できるようになります。さらに、他の特徴量(例:過去の着順、スピード指数)をレース内の相対的な値に変換したり、出走頭数で正規化したりすることで、レース間の比較可能性を高め、モデルの汎化性能を向上させることが可能です。

これは、Loglossの課題を評価指標側だけでなく、モデルの入力側からもアプローチする多角的な解決策となります。

Table 1: 主要な特徴量とその影響

カテゴリ	特徴量例	説明と影響	関連情報
馬の過去成績	着順、スピード指数、連対率、平均スピード、獲得賞金、ローリングパフォーマンス指標	馬の能力と最近の調子を示す。特に過去の着順やスピード指数、獲得賞金は予測に大きな影響を与える ¹² 。ローリングパフォーマンス指標は、直近の傾向を捉えるのに有効 ²⁰ 。	12
馬の基本情報	馬齢、性別、馬体重・増減、血統	馬の成長段階や適性、体調の変化を示す。馬齢は勝率に影響し、3-4歳馬が有利な傾向がある ¹⁶ 。血統は新馬戦などでデータが少ない場合に特に重要 ⁴ 。	4
騎手・調教師	騎手成績、調教師成績、騎手と調教師の組み合わせ	人間の要素も勝敗に大きく影響する。経験豊富な騎手や優秀な調教師の存在は、馬の能力を最大限に引き出す ⁴ 。	4
レース情報	開催競馬場、距離、トラック種別(芝/ダート)、馬場状態、天候、枠順	レースの環境条件を示す。枠順は内枠が有利な傾向がある ² 。馬場適性や天候も重要 ² 。	2
レース関連情報	出走頭数、レースの格(1着賞金など)	レースの競争度合いや難易度を示す。出走頭数は走破タイム予測や複勝率予測に影響を与える重要な特徴量 ²⁵ 。	25

オッズ・人気	オッズ、人気順位、支持率	公衆の期待値や情報集約を示す。オッズは馬の強さを視覚的に示し、回収率にも関わる ²⁷ 。AIがオッズを予測し、実際のオッズとの乖離から妙味を見出す戦略もある ²⁶ 。	7
その他	前回レースからの日数、前回レースの走行距離	馬の疲労度や調整状況を示す。	18

モデルアーキテクチャの選択

競馬予想AIでは、様々な機械学習モデルが利用されています。各モデルの特性を理解し、競馬の複雑な問題設定に適合させることが重要です。

確率予測モデルの選択

LightGBM¹⁰、XGBoost⁶、CatBoostRegressor²⁰、Random Forest²、およびニューラルネットワーク²などが、競馬の勝率や複勝圏内に入る確率を予測するために広く用いられています³。

ニューラルネットワークは、入力層、複数の隠れ層、出力層からなる多層構造を持ち³¹、馬の過去成績や騎手の成績など、約480個もの特徴量³を入力として予測を行います。出力層は、各馬が1着に入る確率や、トップ3に入る確率などの確率を予測するように設計されます³。例えば、香港の競馬データを用いた研究では、勝者またはトップ3入着を予測するモデルが構築されています¹⁶。

ランキング学習の導入

従来の二値分類(勝つか負けるか)や回帰分析(着順タイム予測)が絶対的な値を求めるのに対し、ランキング学習(特にLambdaRank)はデータを相対的な順位に基づいて評価します²²。競馬のように「どの馬が他の馬より上位に来るか」という相対的な関係が重要な場合、ランキング学習は非常に有効なアプローチとなります。

LightGBMのLambdaRankは、query_id(レースID)を用いてレース内の馬をグループ化し、そのグループ内での相対的な順位を最適化するように学習します⁴¹。これにより、出走頭数がレースごとに変動しても、そのレース内での相対的な強さを適切に評価できます。ランキング学習は、各馬の絶対的な勝率ではなく、レース内での順位関係を学習するため、少頭数と多頭数でベースラインの勝率が異なることによるLoglossの歪みを避け、モデルが各レースの特

性をどれだけ捉えられているかをより正確に評価することにつながります。

アンサンブル学習の活用

複数の異なるモデルの予測を組み合わせるアンサンブル学習は、単一モデルでは達成できない予測性能を実現する強力な手法です²⁰。

- **スタッキング (Stacking)**: 複数の異なるアルゴリズムのモデル (例: LightGBM, XGBoost, CatBoostRegressor, TabNetなど²⁰) を第一層で学習させ、その予測結果を別のモデル (メタ学習器、例: XGBoost²⁰) の入力として第二層で学習させる手法です²⁰。このアプローチは、各モデルの長所を組み合わせることで、より高度な予測を可能にします⁴³。
- **ブースティング (Boosting)**: 弱学習器を逐次的に学習させ、前の学習器の誤差に基づいて重み付けを行う手法です³⁶。LightGBMやXGBoost自体がこのブースティングのアルゴリズムに基づいています³⁶。
- **投票 (Voting)**: 複数のモデルの予測結果を多数決や加重平均で統合するシンプルな手法も有効です²¹。特に、人気情報 (オッズ) を重み付けして組み込むことで、的中率と回収率を向上させた事例も報告されています²¹。

出走頭数を考慮した特徴量設計

出走頭数 (num_horse) は、レースの格や環境を示す重要な特徴量として、走破タイム予測³²や複勝率予測³³に影響を与えることが示されています。この特徴量は、モデルの入力に直接含めるだけでなく、他の特徴量を正規化したり、相対化したりする際の基準としても活用できます。例えば、各馬の過去のスピード指数を、そのレースの出走頭数で割って正規化する、といった処理が考えられます。これにより、出走頭数が多いレースと少ないレースでの特徴量のスケールの違いを吸収し、モデルがより汎用的なパターンを学習できるようになります。

III. モデル評価の最適化

競馬予想AIの評価は、Loglossのような単一の指標に依存するのではなく、多角的な視点から行う必要があります。特に、出走頭数の変動という競馬特有の課題を考慮した評価戦略が重要です。

Loglossの課題と代替評価指標

Loglossは確率予測の精度を測る優れた指標ですが、予測の確信度を強く反映するため、過度に確信した誤った予測に対して大きなペナルティを与えます¹⁴。ユーザーが指摘するように、出走頭数がレースごとに異なる競馬では、Loglossの絶対値を直接比較・集計することの解釈が難しくなります。例えば、18頭立てのレースで1頭を予測するのと、5頭立てのレースで1頭を予測するのでは、ベースとなる確率が大きく異なるため、同じLogloss値でも意味合いが変わってきます。

Loglossはモデルの「識別能力」を測るには適していますが、予測確率の「信頼性(キャリブレーション)」や「実用的な収益性」を直接評価するには不十分な側面があります。モデルが「自信を持って間違える」ことを強く罰するため、モデルの「過信」を評価する点では優れていますが、それが必ずしも実用的な「儲け」につながるとは限りません。したがって、Loglossはモデル訓練時の目的関数としては有用ですが、最終的なモデル評価や意思決定には他の指標との組み合わせが不可欠です。

Brierスコアの活用とキャリブレーションの重要性

Brierスコアは、予測確率と実際の結果の二乗誤差の平均を測る指標で、Loglossと同様に確率予測の精度を評価します¹⁴。Loglossが無限大になり得るのに対し、Brierスコアは0から1の範囲に収まり、より直感的に解釈しやすいという利点があります¹⁴。BrierスコアはLoglossよりもキャリブレーションの問題に対して頑健であり¹⁴、予測確率が必ずしも完璧にキャリブレーションされていない場合に特に有用です¹⁴。競馬予想では、モデルが算出した勝率がそのままオッズに直結するわけではないため、キャリブレーションの評価は重要です。

キャリブレーションとは、モデルの予測確率が、実際のイベント発生確率と一致しているかを示す概念です¹⁷。例えば、モデルが「70%の確率で勝つ」と予測した馬が、実際に70%の確率で勝っている場合、そのモデルは「よくキャリブレーションされている」と言えます¹⁷。キャリブレーションが不良なモデルは、たとえLoglossが低くても、実用的な馬券戦略において信頼できない予測確率を出力し、収益性に悪影響を及ぼす可能性があります。このような過信は、馬券購入の意思決定において誤った期待値を計算させ、結果として回収率の低下につながるため¹⁷、キャリブレーションの評価はLogloss以上に実用的な意味を持ちます。

信頼性ダイアグラムとExpected Calibration Error

信頼性ダイアグラムは、モデルのキャリブレーションを視覚的に評価するためのツールです⁴⁵。予測確信度を複数のビンに分け、各ビンにおける平均確信度と実際の正解率をプロットします⁴⁵。理想的には対角線上にプロットされるべきですが、対角線からずれる場合、モデルが過信している(予測確率 > 実際の正解率)か、過小評価している(予測確率 < 実際の正解率)かがわかります⁴⁵。

****Expected Calibration Error (ECE)****は、信頼性ダイアグラムから算出されるサマリー統計量で、モデルのキャリブレーション誤差を定量的に示します⁴⁵。値が低いほどキャリブレーションが良好であることを意味します⁴⁵。信頼性ダイアグラムやBrierスコアは、このキャリブレーションの良し悪しを評価するために不可欠です。特に、出走頭数が変動する競馬では、レースごとの予測確率の「絶対的な信頼性」が重要になるため、キャリブレーションの評価はLogloss以上に実用的な意味を持ちます。

Table 2: 確率予測モデルの評価指標比較

評価指標	定義	長所	短所	競馬予測での位置づけ
Logloss (Cross-Entropy Loss)	$-1/N * \sum [y * \log(p) + (1-y) * \log(1-p)]$	予測確率の差に敏感 ¹⁴ 、機械学習モデルの目的関数として広く利用可能 ¹⁴ 。	確率がよくキャリブレーションされていることを前提とする ¹⁴ 、過信した誤予測に大きなペナルティ ¹⁴ 、出走頭数変動による解釈の難しさ。	モデル訓練時の目的関数として有用だが、最終評価には注意が必要。
Brier Score	$1/N * \sum (y - p)^2$	キャリブレーションの問題に頑健 ¹⁴ 、直感的に解釈しやすい(0に近いほど良い) ¹⁷ 。	予測確率の差に対する感度がLoglossより低い ¹⁴ 。	モデルのキャリブレーション評価に特に有用。
回収率 (Recovery Rate)	(儲けの合計 / 掛け金の合計) × 100	競馬予想AIの最終目標である「利益」を直接的に評価できる ¹¹ 。	確率予測の精度を直接示すものではない、オッズ変動に影響される。	最も実用的な最終評価指標。
的中率 (Hit Rate)	正解した予測の割合	モデルの「当たりやすさ」を直感的に示す。	回収率と必ずしも連動しない ¹¹ 。	回収率と合わせて評価すべき補助指標。
AUC (Area Under the Curve)	ROC曲線の下面積	分類モデルの識別能力を閾値に依存せず評価できる ³⁶ 。	予測確率のキャリブレーションを直接評価しない ¹⁷ 。	モデルの「上位予測能力」を評価するのに有用。

競馬予測における実用的な評価指標

競馬予想AIの最終的な目標は「利益を出すこと」であり、その指標として「回収率」(Return Rate / Profitability)が最も重要です⁹。回収率は、(儲けの合計 ÷ 掛け金の合計) × 100 で計算されます¹²。例えば、100円賭けて160円戻れば回収率160%です。

過去データを用いたバックテスト⁴⁹やフォワードテスト⁵⁰を通じて、様々な馬券戦略(例: AI指数が最も高い馬に投票、単勝オッズ10倍以上のみ投票¹¹)における回収率をシミュレーションします¹⁰。オッズは変動するため、予測時点でのオッズと実際の確定オッズの差を考慮したシミュレーションが望ましいです⁹。

的中率(Hit Rate)は、予測が当たった割合を示しますが⁹、高ければ必ずしも回収率が高いとは限りません⁹。特に、人気馬(オッズが低い馬)ばかりを予測して的中率が高くても、配当が低いため回収率が100%を下回ることが多いです⁹。AIの強みは、感情に左右されず、データに基づいて「穴馬」(高配当の馬)も含めて客観的に評価できる点にあります¹。回収率を最大化するには、単なる的中率向上だけでなく、「期待値が高い」馬⁴⁷を見抜く能力が不可欠です。

最大ドローダウン(Max Drawdown)やシャープレシオ(Sharpe Ratio)などのリスク管理指標も、長期的な運用を考える上で重要です⁴⁹。これらは、収益の安定性やリスクあたりのリターンを評価するのに役立ちます。

Table 3: 回収率シミュレーション結果の例

シミュレーション期間	戦略	総投票件数	全体回収率	全体的中率	年ごとの内訳 (回収率 / 的中率)
2022年-2024年	AI指数が最も高い馬に投票 ¹¹	7,386件	160.8%	26.3%	2022年: 167.9% (27.2%) 2 023年: 158.6% (25.6%) 2 024年: 126.6% (25.7%)
2022年-2024年	単勝オッズが10倍以上のみ投票 ¹¹	2,364件	237.0%	10.8%	2022年: 259.4% (11.3%) 2 023年: 227.8% (10.5%) 2 024年: 152.6% (10.0%)
同期間	1番人気を買い続けた場合 ⁹	全レース	75.7% - 77.8%	31.6% - 33.7%	(参考値)

出走頭数変動への評価戦略の適応

Loglossの課題を克服するための一つのアプローチは、各レースを独立した評価単位とし、そのレース内での相対的な予測精度を重視することです。競馬のレースはそれぞれが独立したイベントであり、その内部で馬同士が競い合います。したがって、評価も各レース内での予測の「相対的な優劣」に焦点を当てるべきです。

例えば、あるレースで予測された勝率の分布が、そのレースの実際の着順分布とどれだけ一致しているかを評価します。これにより、少頭数と多頭数でベースラインの勝率が異なることによるLoglossの歪みを避け、モデルが各レースの特性をどれだけ捉えられているかをより正確に評価できます。これは、Loglossを補完する形で、レースごとの「ランキング精度」や「上位予測の品質」を評価することにつながります。ランキング学習(LambdaRank)は、この「レース内での相対評価」に最適化された損失関数を持つため、出走頭数変動しても公平な評価が可能です⁴¹。モデルは各馬の絶対的な勝率ではなく、レース内での順位関係を学習します。

IV. ハイパーパラメータチューニングの高度化

ハイパーパラメータチューニングは、モデルの性能を最大化するために不可欠なプロセスです。競馬予想AIのような複雑なドメインでは、目的関数の選定、効率的な探索手法、過学習対策、そして時系列データに特化した交差検証戦略が重要となります。

目的関数の選定

ハイパーパラメータチューニングでは、最適化したい「目的関数」を明確に定義することが最初のステップです⁵⁴。

確率予測モデルのチューニングでは、Loglossを目的関数として最小化することが一般的です¹⁴。これはモデルの予測確率を真の確率に近づけることを目指します。モデルのキャリブレーションを重視する場合、Brierスコアを目的関数として最小化することも有効です¹⁴。これにより、予測確率の信頼性を向上させることができます。

最終的な目標が収益性であるため、回収率を直接目的関数とする、あるいは回収率と相関の高い指標を目的関数に設定するアプローチも考えられます³⁰。ただし、回収率は非連続的でノイズが多いため、最適化が難しい場合があります。この場合、期待値(予測確率 × オッズ)の最大化などを代替指標として利用することも有効です。不均衡データ(勝利馬が少ない)の問題に対処するため、誤分類のコストをクラスごとに重み付けする「コストセンシティブ学習」を損失関数に組み込むことも検討されます²⁷。例えば、穴馬(マイノリティクラス)の予測失敗に対するペナルティを大きくすることで、回収率向上に寄与する可能性があります。

効率的な探索手法

ハイパーパラメータの探索空間が広い場合や、モデルの学習に時間がかかる場合、グリッドサーチやランダムサーチよりも効率的な「ベイズ最適化」が推奨されます⁵⁴。Optuna⁵⁴は、このベイズ最適化(特にTPEアルゴリズム)を実装したPythonライブラリであり、過去の試行結果

を元に次に試すべきハイパーパラメータを効率的に決定します⁵⁴。目的関数を定義し、`trial.suggest_int`などで探索空間を指定することで、自動的に最適なパラメータを発見できます⁵⁴。LightGBMなどのモデルでは、Hyperoptもハイパーパラメータ最適化によく用いられます²⁶。HyperoptもTPEアルゴリズムを利用して、指定された探索空間内で最適なパラメータを見つけ出します³⁰。

過学習対策と汎化性能向上

モデルが訓練データに過度に適合し、未知のデータに対する予測性能が低下する「過学習」を防ぐために、正則化手法が不可欠です⁶¹。

- **L2正則化**: 損失関数にモデルの重みの二乗に比例するペナルティ項を追加し、大きな重みを抑制することでモデルを単純化します⁶¹。
- **ドロップアウト (Dropout)**: ニューラルネットワークの訓練時に、ランダムに一部のニューロンを無効化することで、ニューロン間の共適応を防ぎ、よりロバストな特徴学習を促します⁶¹。

予測に重要でない特徴量を削減することも、過学習を防ぎ、モデルの解釈性を向上させる上で重要です²¹。Boruta²¹のようなアルゴリズムは、ランダムフォレストをベースに、シャドウ特徴量との比較を通じて真に重要な特徴量を自動的に識別します²³。これにより、モデルの精度向上と計算コスト削減が期待できます²³。

時系列データにおける交差検証戦略

競馬データは時系列データであるため、伝統的なK分割交差検証(K-Fold Cross-Validation)をそのまま適用すると「未来のデータが過去の予測に漏れ込む(データリーク)」問題が生じます⁶⁶。これは、モデルの汎化性能を過大評価する原因となります⁶⁶。時系列データは自己相関を持つため、データが独立同分布(i.i.d.)であるという多くの機械学習モデルの前提が崩れる可能性があります⁶⁶。

時系列データに特化した交差検証手法として、「ローリングフォワード検証」(またはウォークフォワード検証)が推奨されます⁴。この手法では、訓練データを時系列順に拡大しながら、テストデータを未来に順次スライドさせて評価を行います⁶⁷。パラメータとして、`initial`(最初の訓練期間の長さ)、`h`(予測ステップ数、テスト期間の長さ)、`step`(ウィンドウをスライドさせる間隔)を設定します⁶⁷。

これにより、モデルが常に過去のデータのみを用いて未来を予測するという実運用に近い形で性能を評価でき、データリークを防ぎつつ、様々な市場環境下でのロバスト性を検証できます⁴⁹。競馬の傾向(例: 夏競馬の特性、馬場状態の変化、騎手の調子など)は季節や時間によって変動します⁸。伝統的な交差検証では、この時間的な変化を考慮しないため、ある期間で最適なパラメータが、別の期間では最適でなくなる可能性があります。ローリングフォワード検証は、訓練データを徐々に増やしながら未来を予測するため、モデルが最新の傾向にどれ

だけ適応できるかを評価できます。これにより、単に「精度が高い」だけでなく、「長期的に安定して利益を出せるか」という実用的な側面を評価する上で、より信頼性の高い結果が得られます。さらに、この検証結果は、モデルの定期的な再学習や、異なる期間に特化したモデルの必要性を示唆します。

V. まとめと今後の展望

主要な推奨事項の要約

競馬予想AI開発において、出走頭数の変動によるLogloss評価の課題に対し、単一の指標に依存せず、多角的な評価指標を用いることが不可欠です。

- モデル構築: ランキング学習 (LambdaRank) やアンサンブル学習 (Stacking) を積極的に採用し、出走頭数を考慮した特徴量設計と厳密なデータリーク対策を行うべきです。
- モデル評価: Loglossに加え、キャリブレーションを評価するBrierスコアや信頼性ダイアグラム、そして最終的な収益性を示す回収率を重視すべきです。特に、回収率シミュレーションを通じて実用的な性能を評価することが推奨されます。
- ハイパーパラメータチューニング: Optunaなどのベイズ最適化ツールを活用し、LoglossやBrierスコア、あるいは回収率を目的関数として効率的に探索すべきです。時系列データの特性を考慮し、ローリングフォワード検証を必須の評価戦略とすることが重要です。

競馬AI開発の継続的な改善

競馬は常に変動する環境であるため、モデルの継続的な改善と再学習が不可欠です²⁴。リアルタイムデータの統合¹⁹、強化学習による馬券戦略の最適化¹⁹、大規模言語モデル(LLM)の応用¹⁰など、新たな技術の探求も今後の展望として挙げられます。

最終的には、予測精度だけでなく、適切な馬券戦略とリスク管理⁴⁸を組み合わせることで、持続的な利益を目指すことが競馬予想AI開発における最も重要な目標となります。

引用文献

1. Gemini AIで競馬予想を革新 | データ分析の新手法とは? - Hakky Handbook, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://book.st-hakky.com/data-science/torasujemini-keiba-yosou/>
2. AIの競馬予測とは? 方法やメリット、おすすめサービスを紹介【桜花 ..., 5月 25, 2025にアクセス、
<https://www.ai-souken.com/article/ai-horse-racing-prediction-service>
3. 【定期マガジン】競馬AI研究所 | データサイエンス研究所 - note, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://note.com/dijzpeb/m/m4cb41dc48bbc>
4. AIへの好奇心が強すぎて公務員を退職し、『この人狂ってる』と言われた未経験エンジニアの競馬予想AIアプリ開発記録 - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、
https://qiita.com/philosophy_note/items/Ob6f8751e61728c26d30
5. Samuelson777/Horse-Race-Prediction: Predict horse race ... - GitHub, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://github.com/Samuelson777/Horse-Race-Prediction>

6. 競馬予測AIの作成⑩(モデル作成処理の改修) - リラックスした生活 ..., 5月 25, 2025にアクセス、<https://relaxing-living-life.com/1743/>
7. (PDF) Horse Racing Prediction at the Champ De Mars using a ..., 5月 25, 2025にアクセス、
https://www.researchgate.net/publication/260845525_Horse_Racing_Prediction_at_the_Champ_De_Mars_using_a_Weighted_Probabilistic_Approach
8. 機械学習による競馬予想で安定して勝てるのか？ (2022年に半年奮闘した上での考察) - Zenn, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://zenn.dev/nyanyanyanyanya/articles/ff16a824566376>
9. 競馬予測AI「Mamba」の思考に迫る - Dwango Media Village ..., 5月 25, 2025にアクセス、
https://dmv.nico/ja/articles/keiba_ai_mamba_article/
10. 競馬予想AI作ってみた - Skyley Official Wiki, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://www.skyley.com/wiki/?%E7%AB%B6%E9%A6%AC%E4%BA%88%E6%83%B3AI%E4%BD%9C%E3%81%A3%E3%81%A6%E3%81%BF%E3%81%9F>
11. 競馬のAI予想をさらに改良！単勝専用モデルで長期間でも回収率160 ..., 5月 25, 2025にアクセス、
https://note.com/pakara_keiba/n/n283046881232
12. とあるIT企業データサイエンティストの競馬予測チャレンジ ..., 5月 25, 2025にアクセス、
https://lee-ann-al-chan.com/wp/wp-login.php/2021/04/02/horse_race_pred4/
13. 競馬予測での機械学習の利用(1) - eF-4 developer & creator blog, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://blog.ef-4.co.jp/%E7%AB%B6%E9%A6%AC%E4%BA%88%E6%B8%AC%E3%81%A7%E3%81%AE%E6%A9%9F%E6%A2%B0%E5%AD%A6%E7%BF%92%E3%81%AE%E5%88%A9%E7%94%A8/>
14. Log Loss vs. Brier Score - DRatings, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://www.dratings.com/log-loss-vs-brier-score/>
15. 競馬予想AIの作成⑧(AIの的中率を算出), 5月 25, 2025にアクセス、
<https://relaxing-living-life.com/797/>
16. Use Case #3: Horse Racing Prediction : A Machine ... - CodeWorks, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://www.codeworks.fr/articles/use-case-3-horse-racing-prediction-a-machine-learning-approach-part-1>
17. Brier Score: Understanding Model Calibration - Neptune.ai, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://neptune.ai/blog/brier-score-and-model-calibration>
18. とあるIT企業データサイエンティストの競馬予測チャレンジ 特徴量 ..., 5月 25, 2025にアクセス、
https://lee-ann-al-chan.com/wp/wp-login.php/2021/04/01/horse_race_pred3/
19. AI Strategies for Successful Horse Race Betting in New Zealand, a ..., 5月 25, 2025にアクセス、
<https://anylearn.ai/guide/ai-strategies-for-successful-horse-race-betting-in-new-zealand>
20. (PDF) Optimizing Horse Racing Predictions through Ensemble ..., 5月 25, 2025にアクセス、
https://www.researchgate.net/publication/385301910_Optimizing_Horse_Racing_Predictions_through_Ensemble_Learning_and_Automated_Betting_Systems
21. ディープラーニングで競馬予想 - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、

- <https://qiita.com/shinmura0/items/50af5483b6dfda677b32>
22. LightGBMでAI競馬予想(ランキング)を作ってみる | 株式会社一創, 5月 25, 2025にアクセス、<https://www.issoh.co.jp/tech/details/2321/>
 23. Borutaで競馬予想AIモデルをチューニング | PC-KEIBA, 5月 25, 2025にアクセス、<https://pc-keiba.com/wp/boruta/>
 24. 競馬予想AIの構築方法とスクレイピングによるデータ収集 - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、https://qiita.com/Octoparse_Japan/items/0b071c37ed6bd826ce8a
 25. 競馬AIにおけるデータリークのアンチパターン - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、https://qiita.com/nishizumi_noob/items/1989636ac2e7c80bd3d9
 26. 「機械学習で競馬予想」をガチで作る〜「予測してみた」で終わらせないAI開発〜 #Python - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、<https://qiita.com/dijzpeb/items/db74aa9726aaf55201eb>
 27. オッズAIが競馬の楽しみ方を変える? 〜エンジニアが語る技術愛 #19〜 | ミクシル, 5月 25, 2025にアクセス、<https://mixil.mixi.co.jp/culture/17469/>
 28. AIが競馬予想! 人工知能を活用したおすすめ競馬予測サービス3選 - AIポータルメディアAlsmiley, 5月 25, 2025にアクセス、https://aismiley.co.jp/ai_news/three-horse-racing-prediction-services-using-ai/
 29. 競馬予測AIの作成⑩(開催レースの順位予測) - リラックスした生活を過ごすために, 5月 25, 2025にアクセス、<https://relaxing-living-life.com/858/>
 30. Use Case #3: Horse Racing Prediction: A Machine ... - CodeWorks, 5月 25, 2025にアクセス、<https://www.codeworks.fr/articles/use-case-3-horse-racing-prediction-a-machine-learning-approach-part-2>
 31. Horse Racing Prediction Using Artificial Neural ... - ResearchGate, 5月 25, 2025にアクセス、https://www.researchgate.net/profile/Alireza-Khanteymoori/publication/228847950_Horse_racing_prediction_using_artificial_neural_networks/links/53fc54590cf2dca8ffff0df8/Horse-racing-prediction-using-artificial-neural-networks.pdf
 32. 第10回 決定木とランダムフォレストで競馬予測 | 株式会社AlphaImpact, 5月 25, 2025にアクセス、<https://alphaimpact.co.jp/2017/03/30/decision-tree/>
 33. 機械学習モデル開発の具体例(レースIDによる学習) | PC-KEIBA, 5月 25, 2025にアクセス、<https://pc-keiba.com/wp/binary-raceid/>
 34. 競馬予想AIを作りたい(AI学習編3) #Python - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、<https://qiita.com/lefirea/items/f69c868f78ce1b561590>
 35. 機械学習で競馬の回収率140%超を達成: 開発までの話 - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、https://qiita.com/umaro_ai/items/d1e0b61f90098ee7fbcb
 36. 機械学習による競馬予想 - 法政大学, 5月 25, 2025にアクセス、<https://syslab.k.hosei.ac.jp/abst/2023-MN-RM.pdf>
 37. Predicting Outcomes of Horse Racing using Machine Learning, 5月 25, 2025にアクセス、https://www.researchgate.net/publication/376364400_Predicting_Outcomes_of_Horse_Racing_using_Machine_Learning
 38. (PDF) Analysis of the Accuracy of Reported Track Conditions ..., 5月 25, 2025にアクセス、https://www.researchgate.net/publication/388376361_Analysis_of_the_Accuracy

- [of_Reported_Track_Conditions_Utilizing_Predictive_Modeling](#)
39. www.fun.ac.jp, 5月 25, 2025にアクセス、
https://www.fun.ac.jp/wp-content/uploads/2021/01/12_Bgroup.pdf
 40. 第7回 競馬予測を機械学習で解くための方法と評価方法 | 株式会社 ..., 5月 25, 2025にアクセス、<https://alphaimpact.co.jp/2017/03/02/classification-and-regression/>
 41. LightGBMによるAI競馬予想(ランキング学習) | PC-KEIBA, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://pc-keiba.com/wp/lambdarank/>
 42. アンサンブル学習関連の用語 | あたり帳簿 - note, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://note.com/rodz/n/n5871ad9d46f5>
 43. 第381話 | アンサンブル学習でモデルの性能を向上させよう！ ビジネスに活かす機械学習テクニック - セールスアナリティクス, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://www.salesanalytics.co.jp/column/no00381/>
 44. Stacking Ensembles for Horse racing | Make Your Betting Pay, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://markatsmartersig.wordpress.com/2020/06/03/stacking-ensembles-for-horse-racing/>
 45. [hollance/reliability-diagrams: Reliability diagrams visualize ...](#) - GitHub, 5月 25, 2025にアクセス、<https://github.com/hollance/reliability-diagrams>
 46. [arxiv.org](http://arxiv.org/pdf/2207.13770), 5月 25, 2025にアクセス、<http://arxiv.org/pdf/2207.13770>
 47. 中京記念的中の舞台裏 AIが導いた予想の真相(EquineGenius) - 競馬ニュース, 5月 25, 2025にアクセス、https://news.netkeiba.com/?pid=column_view&cid=55232
 48. AIで競馬予想する仕組みを作ってみる。【競馬編#1】, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://morugan.jp/horseracing-1/>
 49. ユーロドル予想: AIが切り拓く為替分析の新時代 - ainow, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://ainow.jp/euro-dollar-forecast/>
 50. Sports Prediction - PRIMO.ai, 5月 25, 2025にアクセス、
https://primo.ai/index.php/Sports_Prediction
 51. 競馬予想AIを作っていたら、いつのまにか「エセ」フルスタックエンジニアになっていた話 - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、
<https://qiita.com/masachaco/items/5f50629e1160ec4abc2f>
 52. 中山金杯2025: オッズの妙味を徹底解剖！ AIが導く穴馬予想と回収率アップ戦略 - note, 5月 25, 2025にアクセス、<https://note.com/statkeiba/n/nf228b08e2bdc>
 53. ポートフォリオ・リバランス・シミュレーター in Python | cultivationdata.net - note, 5月 25, 2025にアクセス、https://note.com/cd_net/n/n831e937aad84
 54. Python の ハイパーパラメータ自動最適化ライブラリー Optuna その1, 5月 25, 2025にアクセス、<https://www.salesanalytics.co.jp/datascience/datascience072/>
 55. 最適なパラメータを効率的に探索しちゃおっちゃん(Optuna) #Python - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、<https://qiita.com/maskot1977/items/ed698a67b091b5516ab4>
 56. ブラックボックス最適化手法を試してみる(ベイズ最適化:Optuna、遺伝的プログラミング:TPO), 5月 25, 2025にアクセス、
<https://qiita.com/tkmz/items/8e2c04c9c7feae20af7d>
 57. 元iOSエンジニアの自分が、我妻先生の「みんなのKaggle講座」の ..., 5月 25, 2025にアクセス、https://qiita.com/haruki_yasui/items/4c0d5b2877b40bf82164
 58. 機械学習モデルの確率校正: CalibratedClassifierCVとBrierスコア ..., 5月 25, 2025にアクセス、

- <https://cintelligence.co.jp/probability-calibration-with-calibratedclassifiercv/>
59. 【Optuna】ベイズ最適化の原理を完全に理解する【TPE】#機械 ..., 5月 25, 2025にアクセス、<https://qiita.com/tetsuro731/items/96df6b923c616080021c>
 60. 競馬予想をPytorchのディープラーニングでやってみた #Python - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、https://qiita.com/kai_sana/items/673915b8e88599a407b4
 61. データ収集から機械学習まで全て行って競馬の予測をしてみた - Zenn, 5月 25, 2025にアクセス、<https://zenn.dev/kami/articles/66e400c8a43cd08a5d7f>
 62. AIの女の子がわいわい競馬予想するシステムを個人展示したら倍率2000倍の馬券が当たってしまった (3)キャラ実装編・上 #LLM - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、<https://qiita.com/oktamajun/items/31d9eb46a4937decb67a>
 63. 競馬予想AIを作りたい (AI学習編1) #Python - Qiita, 5月 25, 2025にアクセス、<https://qiita.com/lefirea/items/7d8dbe3c2bfe4da231af>
 64. 大阪杯2025のAI予想！ 買い目・穴馬・展開まとめ！ | 競馬口コミダービー, 5月 25, 2025にアクセス、<https://www.johnhancockcenterchicago.com/column/oosakahai-ai/>
 65. ハイパーパラメータチューニングとは？AIモデル性能を極限まで引き出す魔法 | だいしょう - note, 5月 25, 2025にアクセス、https://note.com/mindful_otaku/n/n046505530e5e
 66. 時系列データの交差検証(クロスバリデーション)は交差検証とはいえ ..., 5月 25, 2025にアクセス、https://qiita.com/s_katagiri/items/7f06ca85f851e0a50516
 67. 時系列データのホールドアウト法とクロスバリデーション ..., 5月 25, 2025にアクセス、<https://www.salesanalytics.co.jp/datascience/datascience257/>
 68. どんなモデルも未来を予測区間で見通す時系列 Conformal Prediction ..., 5月 25, 2025にアクセス、<https://www.salesanalytics.co.jp/datascience/datascience260/>
 69. LSTM による時系列予測と株式投資戦略への応用, 5月 25, 2025にアクセス、<https://sigfin.org/?plugin=attach&refer=022-17&openfile=SIG-FIN-022-17.pdf>