

## 背景

- ▶ スポーツ分析では、機械学習による得点や選手の位置を用いた勝敗予測が行われている
- ▶ 既存研究では、選手の瞬間的な判断や戦略的意図を利用していない

## 目的

- ▶ 本研究では、選手の**行動意図（攻守ラベル）**を新たな特徴量として活用
- ▶ 試合の予測モデルに攻守ラベルを組み込み、予測精度向上と重要要素分析に利用

## データセット &amp; 実験方法

- ▶ 卓球試合動画（45試合）から点数状況など**試合状況特徴量**を作成

特徴量名	内容
Set	試合の何ゲーム目か
Play	同ゲーム内で何本目のラリーか
NrallyOrdered	現在の打球がサーブから何打目か
ScoreStatusFromServer	現在のサーバーの得点状況
ScoreStatusFromReciever	現在のレシーバーの得点状況
ScoreStatusDiffBinary	サーバーとレシーバーの得点差
AttackLabelsFromServer	打球に攻撃意図があるかどうか

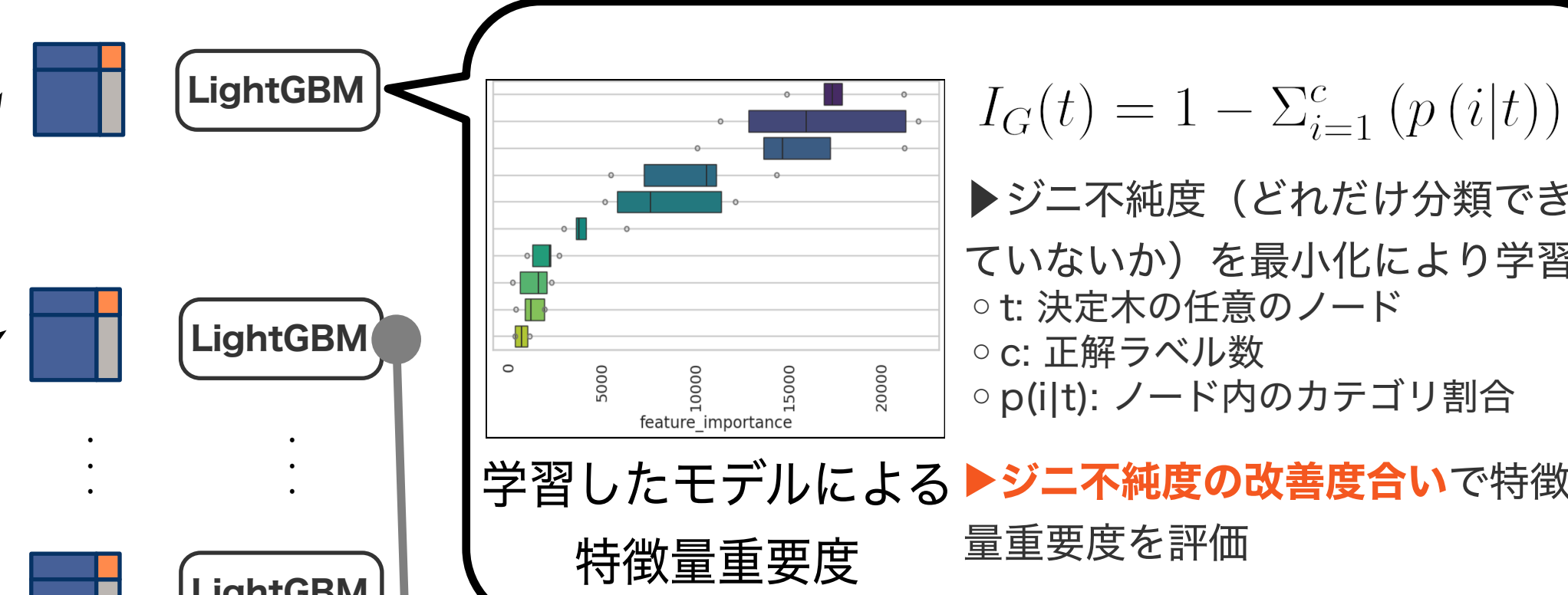
- ▶ LightGBMでラベルなしデータの**攻守ラベルを推定**

- ▶ 4 ラベルに対するモデルの汎化精度は0.31

- ▶ 選手のプレーが**攻撃意図がある**かどうか（4種類）で一部試合にラベル付与
- ▶ 経験者によるラベル一致率は0.9以上と高い

- ▶ **一打ごとのプレーに注目**するためデータを分割し、独立にモデルを学習

- ▶ どちらの選手が得点するかを予測



- ▶ 勾配ブースティング決定木は高い精度予測と解釈性を持つ

- ▶ **重要視する特徴量**を理解

## 結果1. 攻守ラベルの有無の精度比較

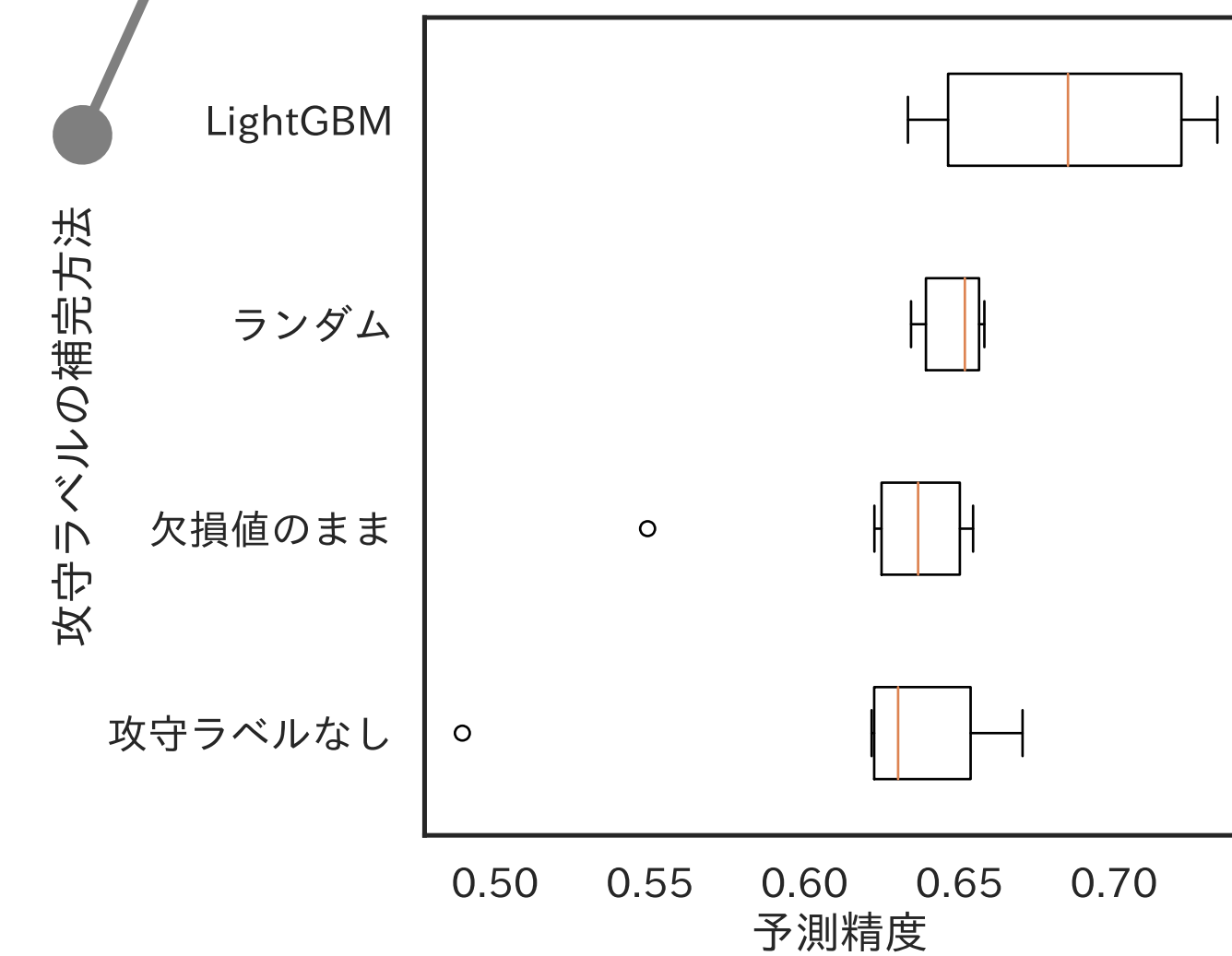
- ▶ 打数ごとにモデルの予測を行う。
- ▶ どちらの選手が点数を獲得するかを予測（二値予測）

予測対象の打数目（件数）	攻守ラベルなし	攻守ラベルあり
1打球目：サーブ（4138件）	0.660	<b>0.731</b>
2打球目：レシーブ（3706件）	0.621	<b>0.733</b>
3打球目（3020件）	0.625	<b>0.675</b>
4打球目（2277件）	0.635	<b>0.695</b>
5打球目以降の奇数打（4404件）	0.489	<b>0.633</b>
6打球目以降の偶数打（5374件）	<b>0.670</b>	0.637

- ▶ 攻守ラベルによって**モデル予測精度が向上**

## 結果2. 攻守ラベル作成方法の精度比較

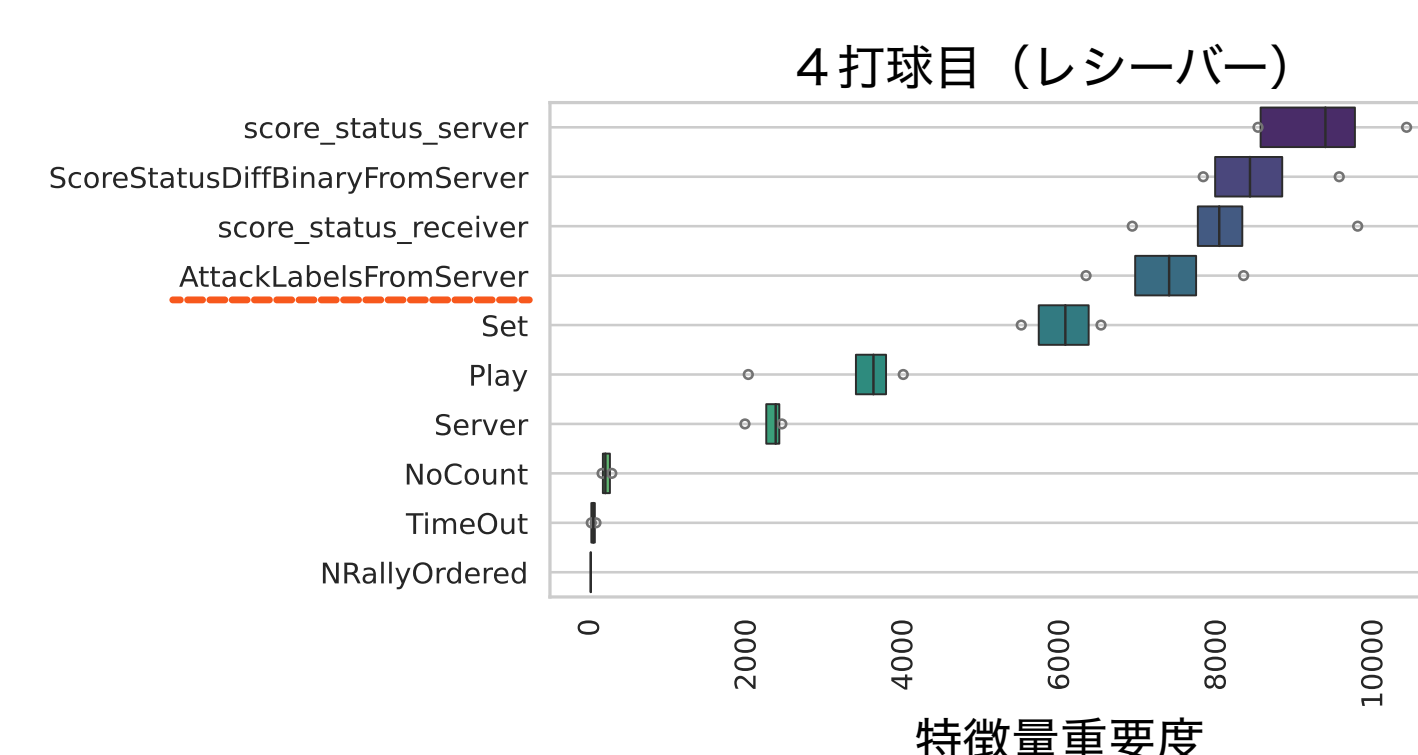
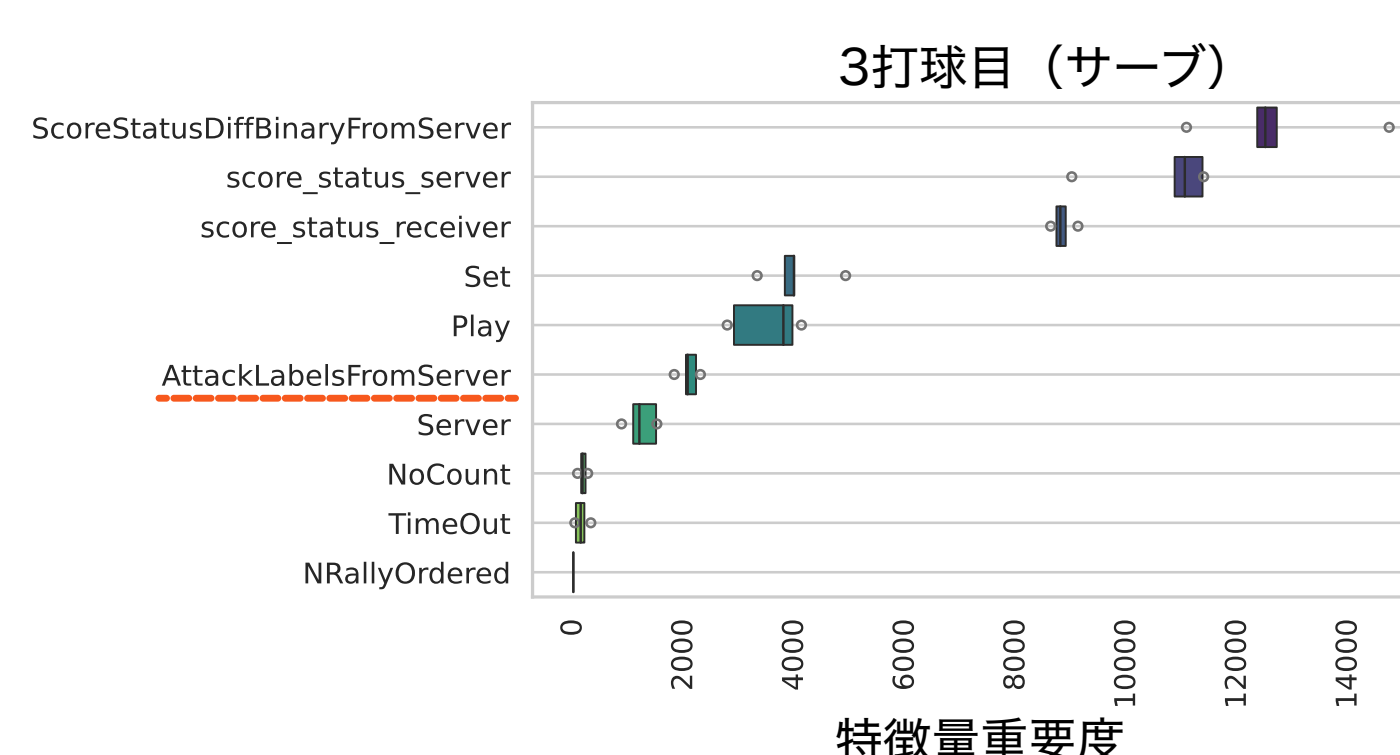
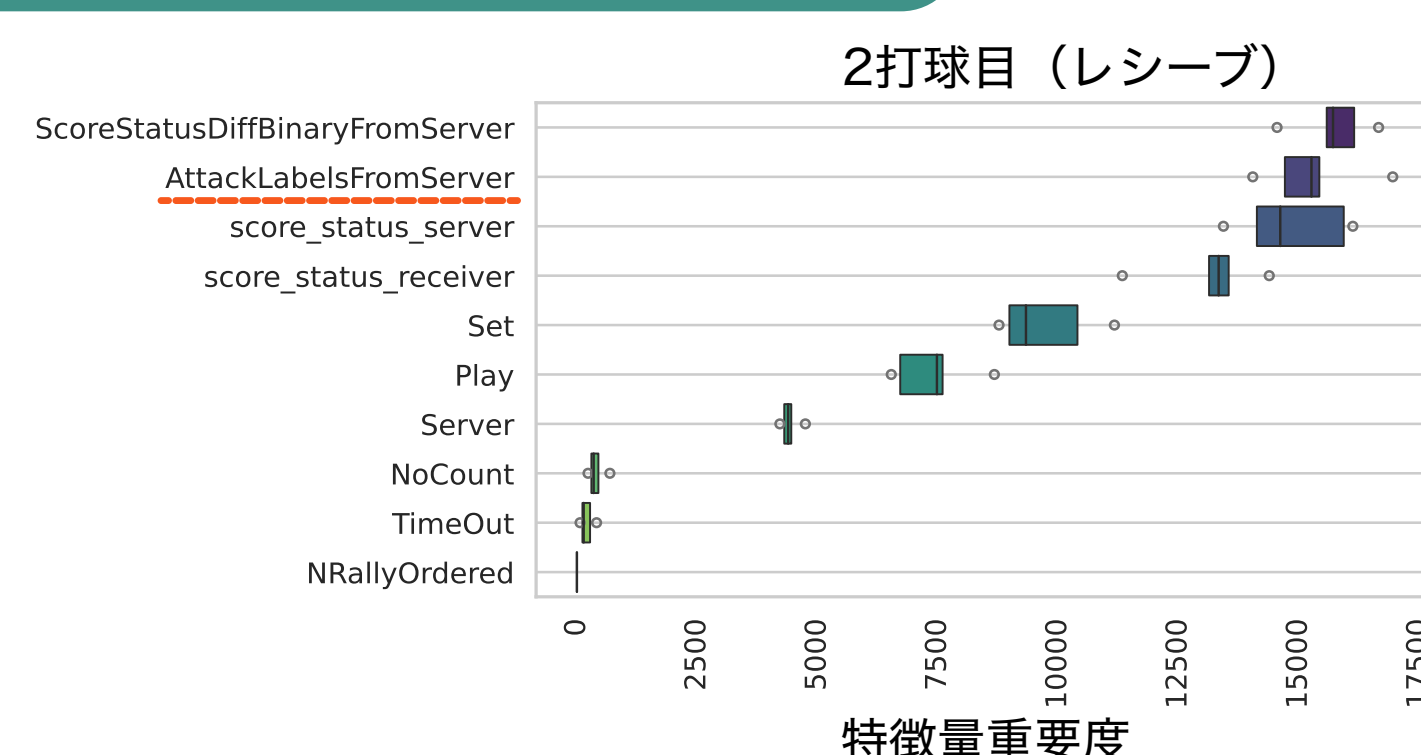
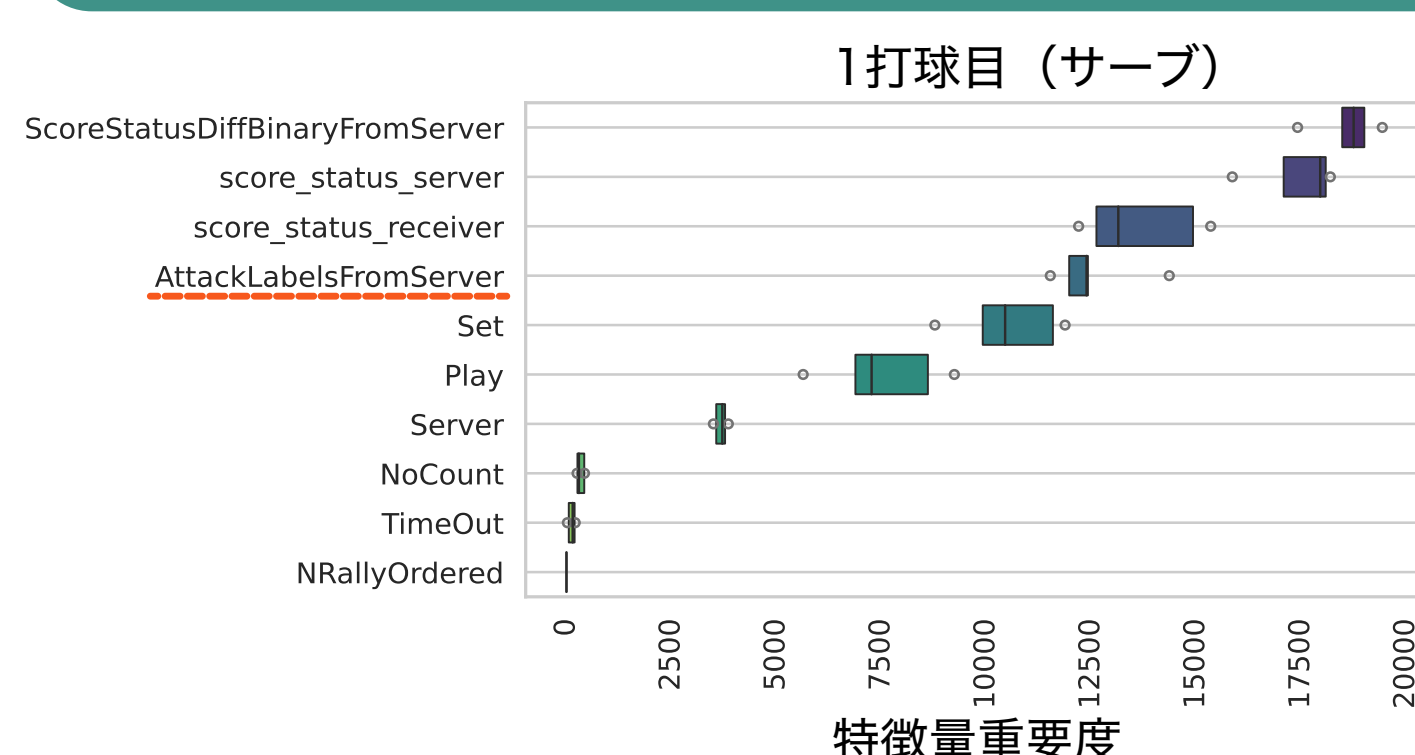
- ▶ ランダム：攻守ラベルの分布に従いランダムに付与
- ▶ 欠損値のまま：欠損値補完を行わない



- ▶ ランダム補完、欠損値そのまま補完でも**精度向上に寄与**

- ▶ 品質の高い攻守ラベルによってさらなる精度向上を示唆

## 結果3. 予測モデルの特徴量重要度一覧



- ▶ レシーバの打球（2、4打球目）において攻守ラベルの重要度が高い
- ▶ 不利な状況な**レシーバにとって攻守の意図**が得点獲得に影響を与える

## まとめと展望

- ▶ 選手の行動意図を新たな特徴量として利用
  - モデル精度向上に寄与し、レシーバの攻守意図が得点獲得に影響があることを示唆
- ▶ 選手の配球戦略と攻守ラベルを組み合わせることで、より有用な戦術分析を目指す