

機械学習による ITR データの解析

Analysis of ITR Data by Machine Learning

学籍番号：20T1014X 氏名：大倉 丈人 指導教員：坪井 一洋

1. はじめに

機械学習を用いる際、同じデータを学習させても採用する特徴量次第で全く異なる結果となることが判明しており、特徴量としてなにを用いるかを検討することが重要になる[1].

先行研究では、機械学習を用いて仕様が異なる 3 種類のゴルフボール(以降、Ball C, Ball D, Ball G と呼ぶ)を使用した ITR(Indoor Testing Range)実験のデータの分類を行った[2]. 3 種類のうち 2 種類を選びロジスティック回帰による分類を行ったところ C と D の分類精度が C と G, D と G の結果と比べて精度が著しく悪化した.

本研究では、先行研究で得られた結果の原因を考察すると同時に機械学習の分類精度の改善を目的とする. 特徴量として採用していた軌道データの 3 次式近似の精度に着目し、4 次式近似に変更することで 4 次の係数である躍度の時間変化率が分類結果に与える影響を明らかにする.

2. ITR 実験

ゴルフボール用空力特性評価装置の ITR を使用して、軌道データを測定できる. ITR では、弾道スクリーンを用いた区画を 6 個配置し、それぞれの区画で斜めに配置された弾道スクリーンをボールが通過した時刻、進行方向と鉛直方向の位置座標を計測している[2]. 今回のデータでは仕様の異なる 3 種類のボールをそれぞれ 6 個用意し、初速度と回転数の異なる 15 通りの射出条件を用いて計測を行っている.

3. 4 次式近似の精度

縦軸に最小 2 乗法で求めた係数から決まる初速度 q_{LS} , 横軸に ITR 実験にて計測された初速度 q_{ITR} をとった結果を Fig.1 に示す. ただし、各値は射出条件の初速度 q_0 で正規化している. この結果から、3 次式近似より 4 次式近似のほうが実測値に近くなり、4 次式近似の方が高い精度を示している. また、3 次と 4 次、それぞれで 2 つのクラスターを確認できるが、ボールごとのクラスターになっておらず、このクラスターは実測の回転数を基に形成されるクラスターであると考えた.

4. 機械学習による分類

異なる空力特性をもつことがわかっている C と G の分類を、3 次式近似を特徴量に用いたロジスティック回帰と 4 次式近似を特徴量に用いたロジスティック回帰で行った結果の比較を Fig.3 に示す. 4 次モデルの精度は 3 次モデルにはやや劣るが、AUC(Area Under the ROC Curve)が 0.80 を超える高精度での分類ができていくことがわかる. そのときの 4 次モデルにおける特徴量の重みを Fig.2 に示す.

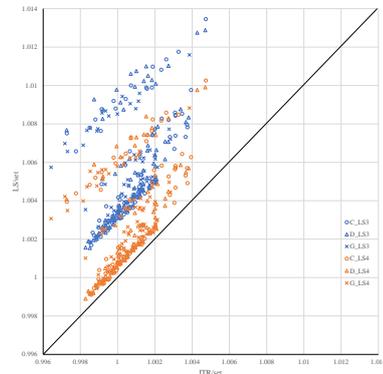


Fig. 1 Comparison of estimated initial speeds

この結果から、4 次の係数である躍度の時間変化率は分類結果に大きな影響を与えないことがわかる. また、実測初速度が重要であることがわかるが、進行方向と鉛直方向の速度の重みがほとんど 0 であることから、速度の情報を持つ特徴量は 1 つでよいと考えられる. 進行方向の係数は躍度のみでよいことからゴルフボールの分類には、回転数と速度、進行方向の係数 1 つと鉛直方向の係数 2 つが最低限あれば分類できることが予想できる.

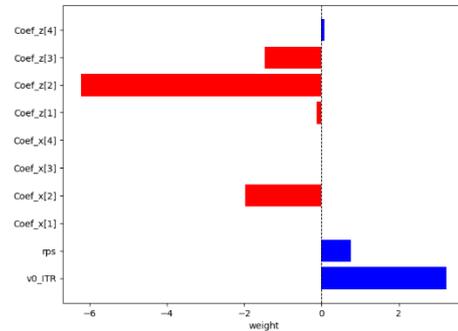


Fig.2 Influence of features in LG model

4. まとめと今後の課題

本研究では、ITR 実験データの解析における機械学習の分類精度向上を目指し、採用する特徴量の影響を考察した. 4 次近似の係数は 3 次近似の係数より補間精度は向上するが、特徴量が精度改善につながる結果は得られなかった. また、進行方向と鉛直方向でそれぞれ 4 つある係数のどちらかは 1 つで十分であると考えられる.

今後の課題として、進行方向の係数を 1 つにしたときの鉛直方向の係数の扱いを検討することが挙げられる.

参考文献

[1]松尾豊:人工知能は人間を超えるか, 4 章, KADOKAWA 社 (2015)[2] 関野, 坪井: 機械学習による空力評価における特徴量の選定, 日本機械学会 2023 年度茨城講演会アブストラクト集 807(2023)