

CNN を用いた転がり軸受の剥離長さ予測技術における判断根拠の考察

A Study of Decision Reasons in Flaking Length Prediction of Rolling Bearings Using CNN

NTN 株式会社 (正) *寺前 佳祐 (非) 北井 正嗣 (正) 坂口 智也

Keisuke Teramae, Masashi Kitai, Tomoya Sakaguchi

NTN Corporation

1. はじめに

転がり軸受の交換が容易ではない一部のアプリケーションでは、軽微な剥離が軸受に発生した後も継続して運転することがある。しかしながら、剥離の範囲が拡大すると、他の機器の故障を引き起こす可能性もあることから、筆者らは剥離進展下の軸受を対象に、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, CNN) を用いた剥離長さの予測技術を開発した¹⁾。CNN は軸受の振動加速度データを短時間フーリエ変換 (Short-Time Fourier Transform, STFT) した振動画像から剥離長さを予測しているが、振動画像のどの特徴に着目して剥離長さを予測しているかまでは確認していない。

そこで、本研究では、機械学習による予測の判断根拠を説明する技術の一つである SHAP (SHapley Additive exPlanations)²⁾を用いて、剥離長さの予測に影響している振動画像の特徴を確認した。なお、本報では、測定データごとに個別に標準化処理を施した条件で振動画像を作成しているが、この処理を行わない条件でも SHAP による検証を行い、CNN の予測の判断根拠となる振動画像上の特徴を考察した。

2. 振動画像の作成条件

33 個の円筒ころ軸受について剥離進展試験¹⁾を実施し、固定輪軌道面に生じる剥離の周方向の長さがころ間隔の半分を超えるまで、断続的に運転した。運転を止める度に軌道面の剥離の周方向長さを測定しつつ、運転中の振動加速度を定期的に測定した。32 個の軸受サンプルを CNN の学習に利用し、残りの 1 個を評価に用いた。目的変数は周方向の剥離長さをころピッチ長さの半分の値で正規化した正規化剥離長さを使用した。

CNN に入力する振動画像は、振動加速度データを絶対値検波後、STFT 処理し、さらに以下の 2 条件で処理して両結果を比較した。1 つ目の「標準化条件」では、STFT 処理した振幅を平均 0・標準偏差 1 となるように振動加速度データごとに変換した。2 つ目の「非標準化条件」では、全データでの振幅を最小 0・最大 1 となるように変換した。

3. 予測の判断根拠を説明する技術 (SHAP) の導入

ころの接触部が剥離領域に侵入し通過するまでの間、振動が上昇する。この振動上昇領域の特徴を予測に利用していることを確認するために、SHAP を用いることとした。SHAP は予測結果に対する振動画像の要素ごとの貢献度 (シャープレイ値) を算出する手法である。本研究でのシャープレイ値は、高い程剥離長さが長く、低い程剥離長さがゼロに近い状態を示している。

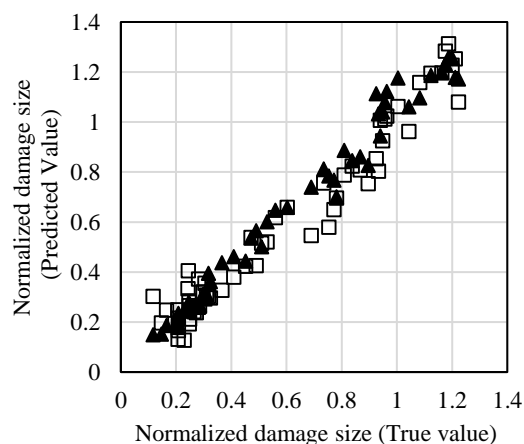
4. 結果

標準化条件と非標準化条件のそれぞれについての予測結果を Fig. 1 に示す。横軸が実測した剥離長さ (真値) であり、縦軸がその予測値である。Figure 1 より標準化条件と非標準化条件で予測精度に大きな違いは見られない。

標準化条件および非標準化条件のそれぞれで得られる、剥離初期 (正規化剥離長さ=0.1) および末期 (1.2) の振動画像とシャープレイ値を Fig. 2 および Fig. 3 に示す。これらの全ての図の縦軸は周波数、横軸は時間である。そして、両図の (a) および (b) のグレースケールは振幅、(c) および (d) のカラースケールはシャープレイ値である。

Figure 2 の振動画像における白い領域は、剥離領域をころが通過する際に生じる振動の上昇を表している。標準化条件での振動上昇領域のシャープレイ値は、剥離初期の場合に低く (青)、剥離末期の場合に高い (赤) ことがわかる。このことから、CNN は剥離領域をころが通過した際の振動上昇領域の模様を基に正規化剥離長さを算出していると考えられる。

一方、Fig. 3 の非標準化条件での剥離末期の振動画像は剥



□ Standardized method ▲ Non-standardized method

Fig. 1 Prediction results with the standardized and the non-standardized methods

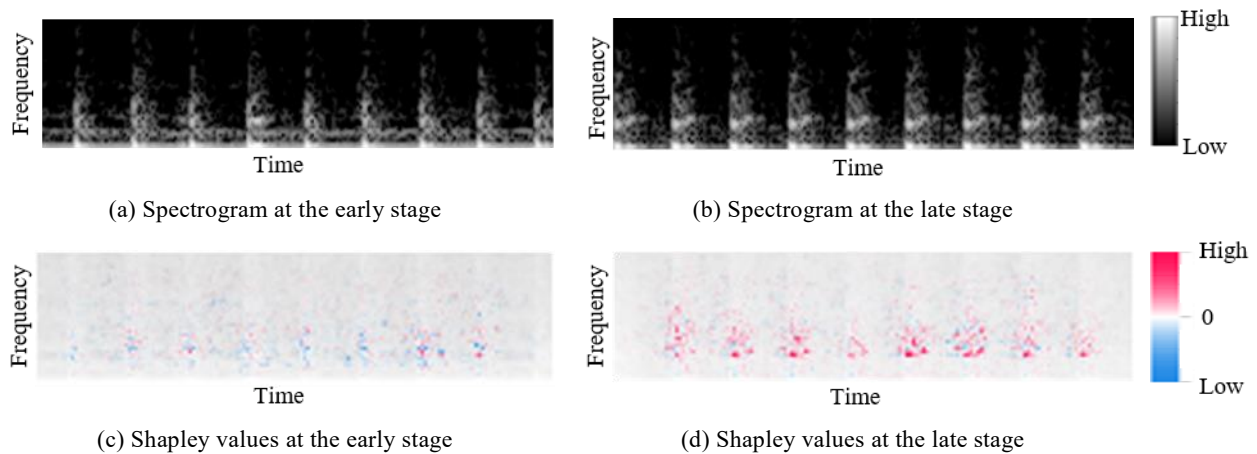


Fig. 2 Spectrograms and Shapley values with the standardized method at the early and the late stages of flaking propagation

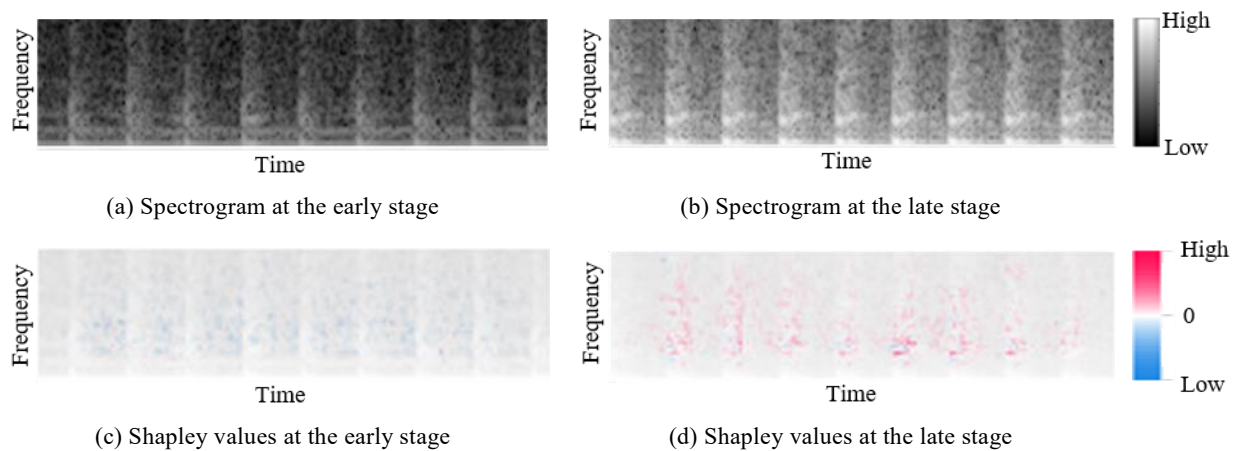


Fig. 3 Spectrograms and Shapley values with the non-standardized method at the early and the late stages of flaking propagation

離初期と比べ全体的に白く、振幅が大きいことがわかる。剥離初期においてシャープレイ値が低い領域（青）は、振動の小さい領域で主に認められる。このことから、非標準化条件において、CNN は振動上昇領域の模様だけではなく、振幅の大きさにも依存して剥離長さを算出していると考えられる。

以上の結果から、Fig. 1 で示したように、標準化条件および非標準化条件での CNN の予測精度は同等であるが、振動画像上の判断根拠は大きく異なるといえる。標準化条件では、振動の大きさに影響されにくいと考える。一方、非標準化条件は振動の大きさに影響を受けていると考えられるため、振動の大きさの異なる機械を予測対象にした場合、剥離長さの予測精度が低下すると推察できる。

5. おわりに

SHAP を用い、振動画像より CNN はどのように剥離長さを予測しているか確認した。各データで標準化処理を行った標準化条件の予測精度は、非標準化条件と同等であった。しかしながら、SHAP による予測判断根拠の確認により、標準化条件は剥離部をころが通過する際の振動の特徴に基づくが、非標準化条件は振動の全体的な大きさの影響をより強く受けていることが確認された。種々の機械で軸受剥離長さの予測を行う場合には、標準化条件で処理したデータを用いることが望ましいと考えられる。

文献

- 1) M. Kitai, T. Kobayashi, H. Fujiwara, R. Tani, M. Numao & K. Fukui: A Framework for Predicting the Remaining Useful Life Curve of Rolling Bearings Under Defect Progression Based on Neural Network and Bayesian Method, IEEE Access, vol. 9, (2021) 62642-62652.
- 2) S. M. Lundberg, S. I. Lee: A unified approach to interpreting model predictions, 31st Conference on Neural Information Processing Systems, (2017) 1-10.