

DLC 膜の摩擦面その場観察画像を用いた深層学習による摩擦推定と CNN 構造解析による摩擦決定因子の推定

Friction estimation by deep learning using in situ images of friction surface of DLC coatings and
estimation of friction determinants from CNN structural analysis

名大・工（正）*村島 基之 名大・工（学）松田 陽司 名大・工（正）梅原 徳次
名大・工（正）野老山 貴行

Motoyuki Murashima*, Yoji Matsuda*, Noritsugu Umehara*, Takayuki Tokoroyama*

*Nagoya University

1. 緒 言

近年、機械学習や人工知能（AI: artificial intelligence）に関する技術が急速に発達しており、バイオ・化学・材料・製薬分野など幅広い分野で活用されている。機械学習の中でも深層学習（deep learning）と呼ばれる技術は、近年のコンピュータ処理能力の向上とともに実用化が進められており、画像判定など抽象度の高い処理を可能とする。この深層学習は、多数のニューロンとそれらをつなぐシナプスが複雑なネットワークを形成している人間の脳の構造を模倣したネットワーク構造を活用している。このような大規模な複雑ネットワークに対して学習を進め、その構造を最適化することで抽象的な課題への対応を可能としている。トライボロジー分野における AI 技術の活用は、摩耗粉の形状からの摩耗形態推定¹⁾や、潤滑油の摩擦・電気特性の変化による状態監視技術²⁾などが開発されている。一方で、包括的な摩擦推定技術に関する研究は少なく、簡易的に表面の光学カメラ画像からの摩擦推定を実施している例が見られる程度である³⁾。しかし、摩擦係数を摩擦面の光学画像からのみ推定する技術は、例えば最適摩擦面組み合わせ選定、新しい摩擦メカニズムの探索技術、各表面特性（表面粗さ、摩擦生成物厚さ等）の摩擦係数決定への寄与割合を推定する新技術開発などに活用可能な技術であり、今後の発展が期待される分野である。

現在、トライボロジー分野においては、diamond-like carbon (DLC) 膜が高硬度・低摩擦などの優れた摩擦特性を示すことから盛んに研究されている。DLC 膜の摩擦は、摩擦面温度・雰囲気環境が DLC 膜炭素構造の変化により生成される移着膜・構造層の生成に影響を及ぼし、これが摩擦係数に大きな影響を与えることが知られている。従って、DLC 膜の摩擦係数は経時に大きく変化し、かつ、条件によっては超低摩擦が発現したり、高摩擦となったりする複雑な現象であることが知られている。西村らは、DLC 膜の構造変化層の厚みが摩擦に及ぼす影響を明らかにするために、反射分光膜厚計と摩擦試験装置を組み合わせた、摩擦面反射分光その場観察装置を開発した⁴⁾。そして、しゅう動中の DLC 膜表面の反射スペクトルを解析することにより得られる構造変化層厚みから推定される摩擦係数が実験値と優れた一致を見せるこことを示した。また、山田らは同装置を用い、得られた反射スペクトルとその際に得られた摩擦係数の関係を深層学習により学習させた。この学習が完了したニューラルネットワークを用いた反射スペクトルからの摩擦推定を実施したところ、 $R=0.92$ という高い精度での摩擦係数予測を実現した⁵⁾。これら二つの研究は、DLC 膜表面からの光学情報は構造変化層や表面粗さなどの特徴情報を内包しており、この特徴情報から摩擦係数を予測することが可能であることを強く示している。一方で、過去の研究において用いられた反射スペクトルの取得は専用の装置が必要とされる。従って、本研究では、一般的な CCD カメラから得られる汎用的な光学画像を用いた DLC 膜の摩擦係数推定技術の開発に挑戦する。加えて、構築されたニューラルネットワークがどのような光学情報に基づいて摩擦係数を推定しているかを解析し、摩擦決定因子の推定を実施する。

2. 実験内容

摩擦試験ではディスク側に ta-C(tetrahedral amorphous carbon)膜、ta-C 膜に窒素を含有させた ta-CN10(成膜中窒素流量 10 sccm)膜及び ta-CN20(窒素流量 20 sccm)膜を用い、30 °C 及び 80 °C 大気中、しゅう動速度 0.005 m/s で 3000 サイクルの摩擦試験を行った。ボール側試験片に透明なサファイア半球を用い摩擦面直上から摩擦面画像を取得した。摩擦面画像は 8 秒に 1 枚、1 試験で約 1000 枚取得した。荷重が 0.3 N, 0.4 N, 0.5 N, 0.6 N 及び 0.65 N の 5 水準の試験を 30 °C では 2 回ずつ 80 °C では 1 回ずつ実施した。

摩擦面画像及びその瞬間の摩擦係数を一つのデータセットとした。学習モデルには、画像処理分野で多く適用されている畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network: CNN）を使用した。学習では、摩擦試験で得られたデータセットの 8 割を訓練用データとして用い、残り 2 割を評価用データとした。

3. 実験結果および考察

異なる ta-C 及び ta-CN_x 膜を用いた 30 °C での摩擦試験により、 $\mu=0.046\text{--}0.386$ と幅広い約 30,000 個の摩擦面画像及び摩擦係数のデータセット取得に成功した。このデータを CNN に学習させ摩擦係数推定を行った。その結果、決定

係数 $R^2=0.993$, 絶対平均誤差 $MAE=0.0038$ と高い精度での推定が実現された(図1). 次に CNN の推定根拠を可視化する技術である GRAD-CAM(gradient-weighted class activation mapping)を用いて特徴量の可視化を行った. その結果, 低摩擦と推定された画像では摩擦面内の中心部を通る移着膜が摩擦推定に重要であり, 高摩擦と推定された画像では摩擦面前方の摩耗粉が摩擦係数推定に重要であると示唆された(図2).

本モデルの適用範囲検討のために, $30\text{ }^\circ\text{C}$ のデータのみで学習した CNN を用いた $80\text{ }^\circ\text{C}$ の摩擦面画像に対する摩擦推定を行った. その結果, 図3に示すような推定結果が得られ, 7000サイクル以降の $\mu \leq 0.15$ の領域において, $MAE=0.077$ と大きく推定精度が悪化した. この試験片に対し, 試験後に摩耗痕内外のラマン分光分析を行った. 結果, 低摩擦を示した ta-CN20 膜において I_D/I_G 比が摩耗痕内で 1.32 及び摩耗痕以外で 1.10 であった. 従って, $80\text{ }^\circ\text{C}$ における摩擦試験では DLC 膜の構造変化が生じることで摩擦係数が減少したことが示唆された. そこで新たに $80\text{ }^\circ\text{C}$ のデータセットを加えて新たに CNN への学習を実施した. その結果, $30\text{ }^\circ\text{C}$ のみの学習で推定精度が悪化した $\mu \leq 0.15$ の領域で, $MAE=0.017$ と推定精度が向上した(図3青線). これは, $80\text{ }^\circ\text{C}$ における摩擦試験データを学習データに加えたことで $30\text{ }^\circ\text{C}$ のみのデータからは得られなかつた, 構造変化の特徴量を深層学習が抽出したためであると考えられる.

4. 結 言

本研究では, 摩擦面画像と深層学習を組み合わせることによる DLC 膜の摩擦係数推定手法を開発した. 異なる窒素含有量の DLC 膜を成膜することで $\mu=0.046\text{--}0.386$ の幅広い摩擦係数とそれに対応した摩擦面画像の取得に成功した. 次に, 得られたデータを CNN に学習させることで, $R^2=0.993$ という高い精度での大気中摩擦係数推定に成功した. GRAD-CAMにより, DLC 膜の摩擦係数には, 従来の DLC 膜の低摩擦モデルで示唆されていた, 摩擦面内における移着膜が低摩擦に重要であり, 一方で摩擦面前方の摩耗粉が高摩擦に寄与している可能性が示唆された. 一連の結果より, 深層学習が摩擦面画像から特徴量を判定し, 高い摩擦推定が可能になっていることが示唆された.

文 献

- 1) 杉村・梅田・山本: 摩耗粉の形態識別におけるニューラルネットワークの適用, 日本機械学会論文集(C編), 61, 590 (1995) 4055.
- 2) 橋本・本田・持田・杉山・中村・高東: 機械学習を用いたしゅう動面状態監視システムに関する研究, 日本機械学会論文集, 84, 868 (2018) 18-00275.
- 3) H. Zhang, K. Dana & K. Nishino: Friction from Reflectance: Deep Reflectance Codes for Predicting Physical Surface Properties from One-Shot In-Field Reflectance, arXiv:1603.07998 (2016).
- 4) H. Nishimura, N. Umebara, H. Kousaka & T. Tokoroyama: Clarification of relationship between friction coefficient and transformed layer of CNx coating by in-situ spectroscopic analysis, Tribol. Int., 93 (2016) 660.
- 5) 山田・村島・梅原・野老山・李: 深層学習を用いた炭素系硬質膜の摩擦推定モデルの提案, トライボロジー会議春 2020 別府講演予稿集 (2020) E12.

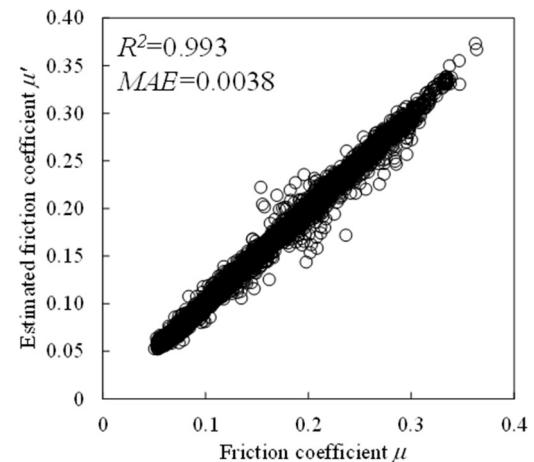


Fig. 1 Friction estimation result using CNN with optimal images of friction surface

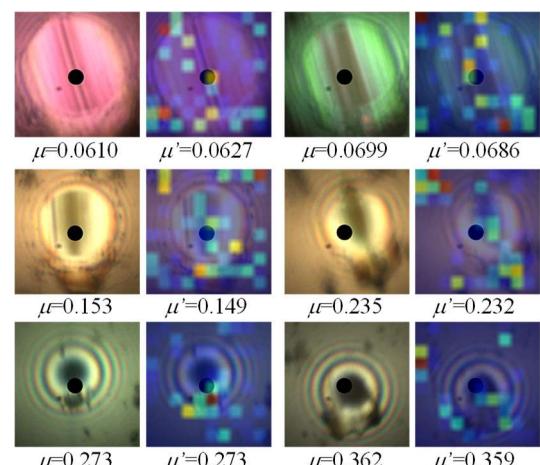


Fig. 2 Analysis results using GRAD-CAM method. The direction of friction is from the bottom to the top.

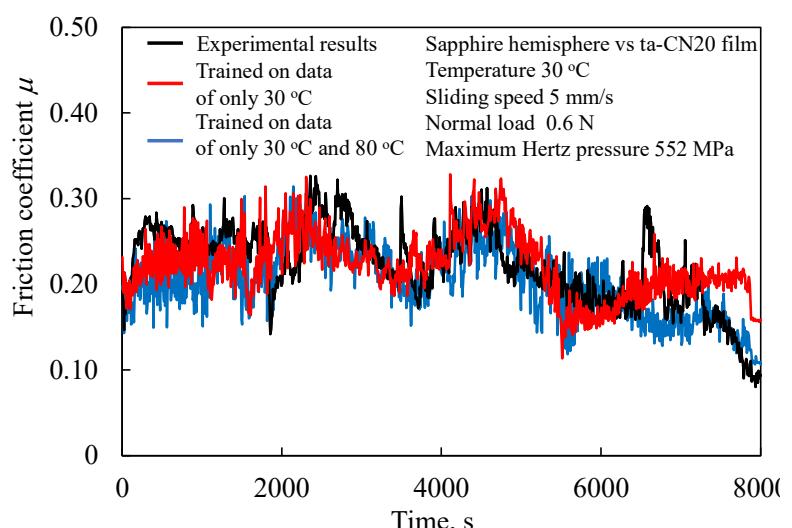


Fig. 3 Friction estimation with different learning-data set.