

# 深層学習を用いた摩擦・摩耗推定技術と AI を用いた変形表面制御による新しい機能性 Friction and Wear Estimation Technology Using Deep Learning and AI-based Deformation Surface Control for New Functionality

東北大・工（正）\*村島 基之

Motoyuki Murashima\*

\*Tohoku University

## 1. はじめに

近年の急速な計算機の処理速度向上とコンピュータサイエンス分野の発展により、様々な産業分野において人工知能（AI ; Artificial Intelligence）やビッグデータを用いた画像認識・データ処理・運動制御技術などが活用され始めている。これらの技術は、自動運転、異常診断、検品技術、さらには最適形状設計などに用いられ始めている。トライボロジー分野における AI の活用事例はまだ多くないが、しゅう動面における異常診断、潤滑油の劣化診断などに関する研究が始まりつつある。さらに、摩擦表面から摩擦係数を推定する技術や、摩耗粉の形状から摩耗形態を推定する AI 技術などの開発が進められている。本発表においては、摩擦面などの画像を用いた摩擦推定技術の研究結果を報告する。加えて、トライボロジー分野における新しい AI 技術の活用事例として、AI 技術と変形表面を組み合わせることによる摩擦の能動的制御技術を紹介する。

## 2. 深層学習を用いた摩擦係数推定実験結果

本実験ではサファイア半球を透過させることにより摩擦面の光学画像を取得する摩擦実験を実施した。サファイア半球と摩擦させる摩擦材料には DLC 膜を用いた。摩擦試験中に実際に得られた摩擦面画像と対応する摩擦係数の例を Fig. 1a,b に示す。次に、この摩擦面画像と対応する摩擦係数の値を学習した CNN による摩擦係数推定結果を Fig. 1c に示す。この結果は  $R^2=0.993$  の高い精度で CNN が摩擦面画像から摩擦係数を推定できていることを示している。なお、AI の推定精度を測定する際に一般的に行われる処理であるが、彼らの実験においても摩擦実験により得られたデータの 8 割を学習用として使用し、学習に使用しない残りの 2 割の評価用データに対する摩擦推定結果が Fig. 1c に示された結果である。

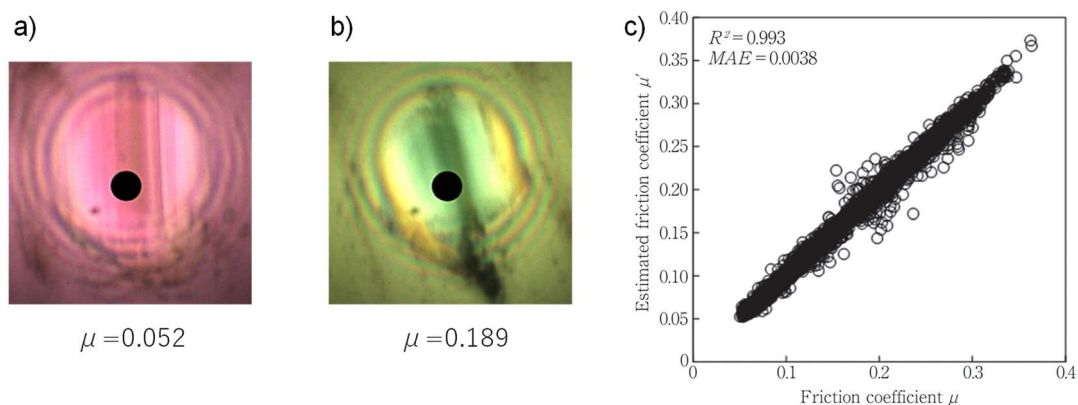


Fig. 1 Friction surface image through a sapphire hemisphere sled with DLC coating.

## 3. 摩擦面の両表面画像を用いた摩擦係数の推定技術

上述の、サファイア半球を用いて摩擦面画像を取得する手法においては、汎用的に使用される炭素鋼、セラミックス、樹脂材料などの光を透過しない材料同士の摩擦面画像を取得することは不可能であった。一方で、実際の機械製品に使用される材料同士の摩擦係数推定技術の開発は強く望まれている。そこで、本研究では MTM 試験機に高速カメラを取り付けることにより、非透明材料の両摩擦面画像を同期させ取得する手法を提案する。そして、実際に摩擦面画像を取得し (Fig. 2a,b), 摩擦係数推定を実施した。本実験においては、学習用データと評価用データの作成のために、異なる試験片を用いて 2 回の試験を実施した。また、60 分ごとに環境大気条件 (26%RH) での摩擦と湿潤空気 (60%RH) の吹き付け試験を 300 分の摩擦試験時間になるまで繰り返した。ボール試験片には SUJ2 球、ディスク試験片には窒素含有 DLC (ta-CN20) を用いた。その結果を図 2 示す。摩擦係数としては、環境大気中での摩擦では、摩擦係数 0.5 程度を示す表面が、湿潤空気吹き付けにより 0.4 程度まで低減することが明らかになった。一回目の摩擦試験で得られた両面画像と摩擦係数のデータセットを学習させ、二回目の試験で取得した摩擦表面画像から摩擦係数を推定させた結果が Fig. 2c である。その結果、例えば、湿潤空気から環境大気に切り替わったタイミングである 60 分で摩擦係数が上昇したことが確認できる (黒線の実際の摩擦係数)。一方で、赤点で示した推定値では、絶対値の変化量が

実際に比べて小さい、および、実際の摩擦係数は環境変化により急激な変化を見せている一方で推定結果は緩やかな摩擦係数の変化を出力しているという違いが確認された。変化量の小ささに関しては、一義的には学習データ量の少なさが考えられる。一方で、急激な摩擦係数の変化に追従できていなかった点に関しては、2つの可能性が考察される。一つは、光学的に類似の画像であっても、移着膜厚みなどが変化している可能性である。実際に本研究においても摩擦試験後にボール側に400 nm程度の移着膜が形成されていることが確認されている。そのため、環境の変化において移着膜厚みのみが変化する場合には、画像処理や光の当てる角度などの工夫が必要である可能性が考えられる。また、もう一つの可能性として、摩耗痕外に堆積した摩耗粉にCNNの学習が注目しすぎてしまった過学習の状態が考えられる。特に一度摩耗痕外に移着膜が堆積すると、それはその後、光学画像上に残り続ける。そのため、例えば摩耗痕内だけを抽出した光学画像で推定を実施し、結果がどのように変化するかを確認することで、本手法の応用可能性を確かめることが可能である。

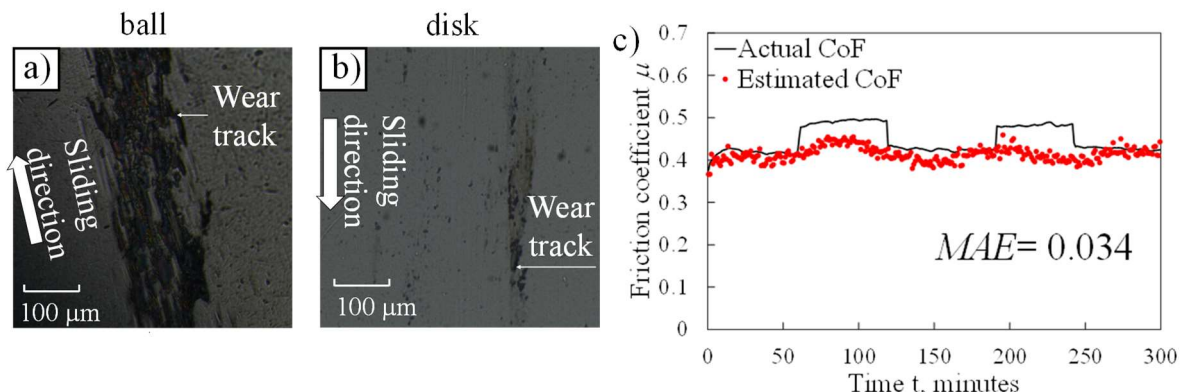


Fig. 2 Friction surface images of both specimens and CNN friction coefficient estimation.

#### 4. 変形表面を用いた摩擦係数安定化技術

本実験では、従来開発された変形表面の各変形部の変形状態を独立に制御することにより、摩擦相手面に生じた損傷部位の回避技術の開発に挑戦した。本研究においては、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm ; GA) を用いた損傷回避技術を開発した。GA と接触部位制御表面を組み合わせることによる相手面損傷部回試験の結果を Fig. 3a に示す。本実験では GA の 1 世代に 50 個の表面変形パターンが存在するように設定された。したがって、50 サイクル進むごとに優秀な表面変形パターンが生成されている。結果より、第 14 世代までは、摩擦係数が 0.3 - 1.0 のレンジで変動していることがわかる。この実験では、一般的な GA と同様に第 0 世代の表面変形挙動をランダムに生成している。したがって、相手面損傷部に変形部が何回も接触することによる摩擦係数の上昇が観察された。一方で、摩擦係数の変動が新しい世代の誕生に合わせて減少することが見受けられる。これは、GA が接触回数を抑制する変形パターンを有するパターンを選別して新しい世代のパターンを生成しているためである。そして、およそ第 15 世代に達した際に、摩擦係数の変動が急激に抑えられることがわかる。Fig. 3b に各世代の最も優秀な個体が生じたディスク 1 回転ごとの相手面損傷部との接触回数を示す。この図より、第 11 世代において相手面損傷部との接触を完全に回避する個体が生成されたことがわかる。本研究では、故障診断とは異なる新しい AI 技術の応用可能性が示された。

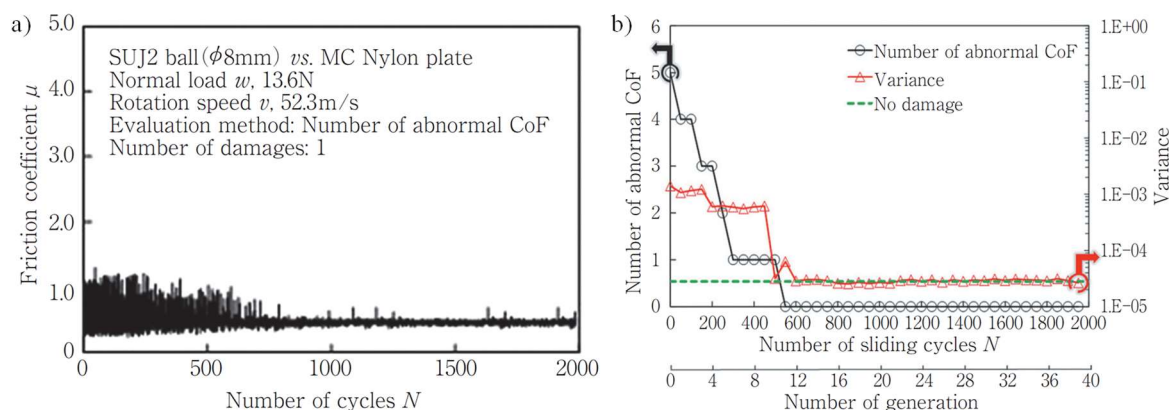


Fig. 3 Friction stabilization using the combination of GA and morphing surface system.

#### 5. おわりに

トライボロジー分野における AI 活用事例は多分やと比較して手探りであるのが現状であるが、他の工学分野と同様に今後ますます AI の活用事例は増加すると考えられる。トライボロジー分野に限らず、様々な分野における AI 活用事例を学び、展開させることが重要であると考えられる。