

生成 AI による樹脂の SEM および光学顕微鏡摩擦界面像の生成

Generation of SEM and Optical Microscope Images of Friction Interfaces by Generative AI

兵庫県大・工（正）○木之下 博, 兵庫県大・工（正）松本 直浩,

兵庫県大・理, ダイセル（正）須貝 幸廉, 兵庫県大・工（正）田中芹奈

Hiroshi Kinoshita^{1,*}, Matsumoto Naohiro¹,Yoshiyuki Sugai^{1,2}, Serina Tanaka¹¹University of Hyogo, ²Daiセル Corporation

1. はじめに

人工知能（Artificial Intelligence; AI）の中でも特に深層学習（Deep Learning）の成長は著しく、近年ではさまざまな分野においてその活用が加速している。特に画像解析の分野では、従来の手法では困難であった複雑なパターンの識別や特徴抽出が可能となり、人間の能力を超える精度での分析が進んでいる。さらに、AI 技術の中でも近年注目を集めているのが、ChatGPT に代表される生成 AI（Generative AI）である。生成 AI は、従来の AI が持つ識別・分類能力を超えて、新たなデータを生み出す能力を持つことが特徴であり、言語処理のみならず、画像や音声、さらには 3D モデルの生成にまで応用が広がっている。特に画像生成においては、現実の写真と見分けがつかないほど高品質な画像を生成できるようになっている。

一方、トライボロジー現象が凝着理論で説明できることは非常に少ない。これまでに非常に多くのトライボロジーに関する研究がなされてきたが、まだまだ研究が十分であるとは言い難い。トライボロジー現象は非常に複雑で、ミクロからマクロまでの現象が積み重なり、その結果で摩擦力が生じ、さらに摩擦条件によっては摩耗が生じる。しかもそれらの現象が生じている摩擦界面を直接観察する方法が限られているのも、研究が進まない大きな原因の 1 つである。

また、その軽量性や製造の容易さから、樹脂を摩擦材料として利用するケースが増加している。しかし、樹脂は金属と比較して摩耗しやすく、摩耗粉の影響も大きい[1]、実際の摩擦現象は想像以上に複雑である。そこで、我々はミクロなトライボロジー現象を解明するため、電子透過膜を基板とし、ポリアセタール（polyacetal; POM）のピンを摩擦させ、その摩擦界面を走査型電子顕微鏡（SEM）によるその場観察を行った。その結果、移着膜の形成、ロール状を含む摩耗粉の生成、さらに基板およびピンの両方から分離し摩擦される遊離層の発生が確認された[2]。しかし、これらの現象と摩擦力との関係は不明で、接触面積とも明確な相関は見られなかった。

トライボロジー分野でも、以前から AI を利用する研究が存在しており、近年では畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network; CNN）を用いた摩擦界面像からの摩擦力推定がなされている[3]。我々も、POM の摩擦界面 SEM 像から摩擦力の推定を、CNN を用いて試みた [4]。その結果、一般的に摩擦力の推定は非常に困難であるが、摩擦界面 SEM 像から摩擦力を非常に良く推定できることがわかった。あらためて、摩擦力は摩擦界面の状態に強く依存することが示された。さらに AI を用いて、様々な応用が考えられる。具体的には生成 AI を用いて、実験で得られた範囲外、より小さな、あるいはより大きな摩擦力で摩擦界面像を生成可能と思われる。その摩擦界面像の特徴が分かれば、その特徴を再現する摩擦条件を見出し、なおいっそうの低摩擦・高摩擦を実現できる可能性がある。これまで網羅的に行ってきた実験条件の決定に指針を与える可能性がある。

そこで本研究では、生成 AI を用いて実験の範囲外の摩擦力も含めて摩擦界面 SEM 像の生成を試みた。

2. 実験データ

摩擦界面 SEM 像は、電子透過膜として Si₃N₄を用い、その上で POM ピンを摩擦した際にその場観察し得た。実験条件として、荷重は 5 mN、しゅう動幅は約 420 μm に設定した。SEM 観察時の電子ビーム加速電圧は 20 kV であり、POM の表面は電子線照射の影響を受け、温度が上昇した可能性がある。本研究では、1 回のみの実験データを用いた。摩擦力は約 2 mN から 26 mN の範囲であったが、頻度のピークはおおよそ 4 mN にあり、そこを中心に頻度が集中しており、裾部分と 8 mN 以上の頻度は非常に少ない。データ数は約 5,000 である。

3. GAN（敵対的生成ネットワーク）

Fig.1 に本研究で用いた生成 AI の 1 つの敵対的生成ネットワーク（Generative Adversarial Network; GAN）の模式図を示している。GAN ではランダムノイズから画像（偽物画像）を生成する生成器と、偽物画像と実験で得られた画像などの本物画像を見分ける識別器がある。これら生成器と識別器の学習が独特である。識別器は偽物画像と本物画像を見分けるように学習される。さらに生成器は生成器が生成する偽物画像を識別器が本物と認識するように学習される。学習が進むと、識別器の判別能力が向上し、それに伴い生成器の性能も向上する。最終的には生成器は本物と見間違える画像が生成できるようになる。本研究では摩擦力は連続的な値を持つので、連続した入力値に対応できる continuous conditional generative adversarial network (CCGAN)を用いた[5]。生成した偽物 SEM 像の摩擦力は、異なるモデルの CNN で推定し、生成画像の妥当性を調べた。

4. 生成画像

Fig.2 に CCGAN で生成した画像を示す。画像の上部に GAN 入力摩擦力 (g) と CNN 推定摩擦力 (e) を示している。最も左上の図は CCGAN に入力した摩擦力 (横軸) と、CNN で推定した摩擦力 (縦軸) の関係を示している。CCGAN 入力は約 2 mN から 30 mN とした。マイナスの摩擦力は物理的に意味を持たないが、実験デー

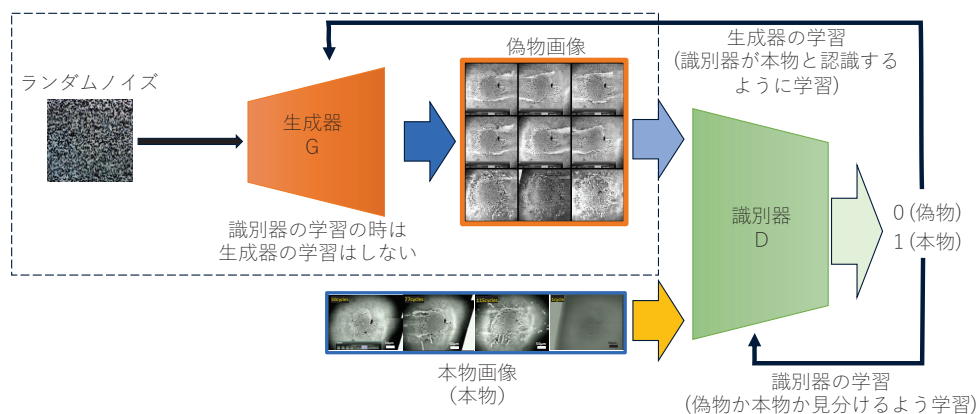


Fig.1 Schematic diagram of GAN

タ外の摩擦力範囲でどの程度妥当な画像を生成できるかを検討するために、この入力範囲を設定した。学習データの多い 2 mN から 8 mN では入力摩擦力と画像から推定した摩擦力はほぼ直線になっているが、その範囲外の摩擦力がマイナスになる時には全く対応していない。さらに入力摩擦力が 8 mN 以上では推定摩擦力が散らばり、さらに入力摩擦力が 18 mN 以上では推定摩擦力が急激に低下している。一方生成画像を見てみると、ほぼ実験で得られた摩擦力に対応する特徴の画像が生成されている。二段目は最もデータの頻度が多い範囲であるが、移着層、摩耗粉、遊離層が再現されている。また、摩擦力が大きい方では四段目がその範囲に対応し、摩擦力が高い時の特徴をよく表していた。一方、実験の範囲外の摩擦力を入力とした時、一段目では一部生成できていない範囲があるが摩擦力が小さい時の特徴を表していた。さらに、摩擦力が大きい方でも、五段目がその範囲に対応するが、その時の特徴をよく表していた。

5. 終わりに

本研究では、CCGAN を用いて実験の摩擦力に対応した SEM 像を生成した。実験範囲外の摩擦力では、CNN による摩擦推定と入力画像が大きく異なったが、生成像は摩擦力の特徴を適切に反映していた。講演では光学顕微鏡像での画像生成、さらに拡散モデルで有名な Stable Diffusion を用いた画像生成も報告する予定である。

参考文献

- [1] 木之下博ら, “高面圧域の POM 摩擦における摩耗粉再凝着による摩擦メカニズム” トライボロジー会議 2024 秋 名護, 2024, D19.
- [2] 木之下博ら, “摩擦界面その場 SEM 観察による POM の摩擦・摩耗メカニズムの解明 - 摩耗粉の生成 -,” トライボロジー会議 2023 春 東京, 2023, B20.
- [3] 村島ら, トライボロジスト, 67 巻, 830 (2022)
- [4] 木之下博ら, “畳み込みニューラルネットワークを用いた POM 摩擦界面その場観察像からの摩擦力推定-,” トライボロジー会議 2024 春 東京, 2024, A12.
- [5] X. Ding, Y. Wang, Z. Xu, W.J. Welch, Z.J. Wang, Continuous Conditional Generative Adversarial Networks: Novel Empirical Losses and Label Input Mechanisms, IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 45 (2023) 8143–8158.

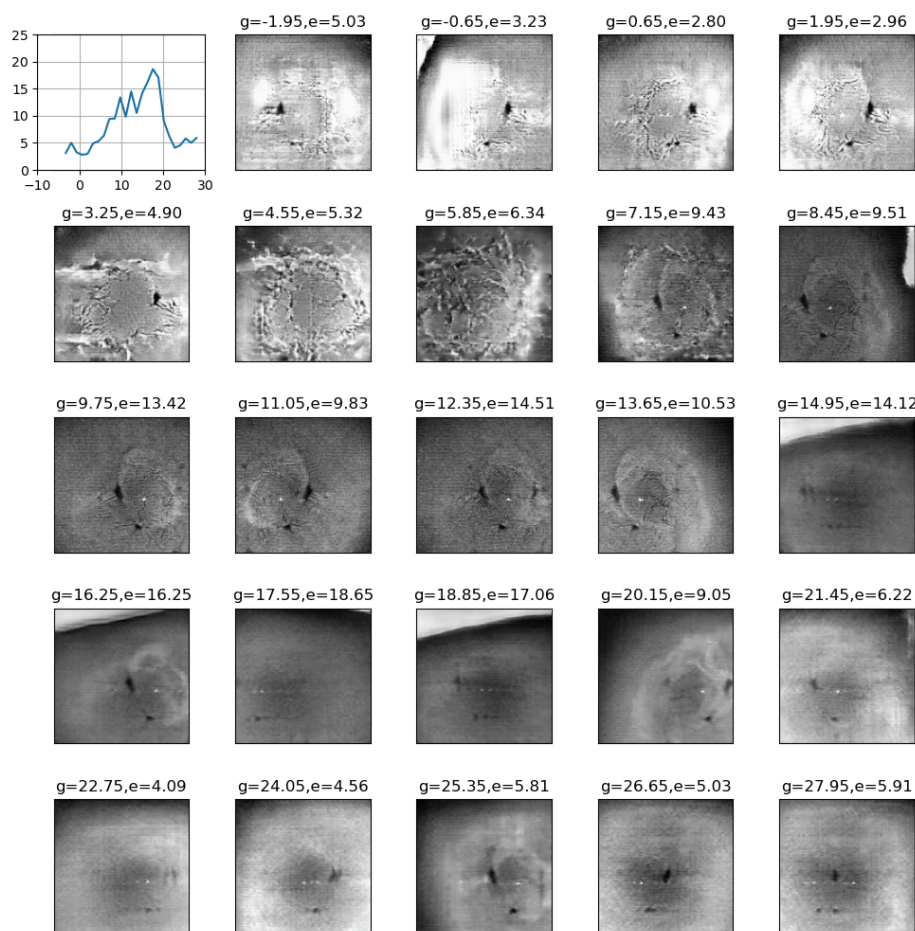


Fig.2 Fake SEM images of the POM friction interfaces generated using CCGAN